

БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ



ИНСТИТУТ ПО ИНФОРМАЦИОННИ И  
КОМУНИКАЦИОННИ ТЕХНОЛОГИИ



---

Румен Руменов Кетипов

ИНДИВИДУАЛНОСТ И МОДЕЛИ ПРИ ВЗЕМАНЕ НА  
РЕШЕНИЕ В ИНТЕРНЕТ

ДИСЕРТАЦИЯ

за придобиване на образователната и научна степен „доктор“  
по докторска програма „Информатика“,  
професионално направление 4.6. „Информатика и компютърни  
науки“

Научен ръководител: доц. д-р Вера Ангелова

София, 2021 г.



*"Човекът е способен да постигне дори немислимото: той избира и отхвърля, той съди, той може да задържи мига... Той може да възнагради доброто, да накаже злото; той може да лекува и спасява, да подрежда правилно всичко, което изглежда толкова объркано..."*

Йохан Волфганг фон Гьоте

Да се докоснеш до науката е магия, която завладява човека за цял живот и може би нищо друго земно не е в състояние да промени човека, неговия физически и духовен свят, до степен, до която и той самият не би мечтал.

За съжаление не всеки получава възможността да се докосне до нея, затова тук бих искал да благодаря на ръководството на ИИКТ към БАН за отдадената възможност да бъда техен докторант.

Също така бих искал да благодаря на всички участници в изследването, както и на всички други, които пряко или косвено допринесоха за реализирането на този дисертационен труд.

Но най-много благодарности бих искал да изкажа на научния си ръководител, доц. д-р Вера Ангелова, която по всяко време беше на разположение с безценните си академични съвети и напътствия и която с критичните си, но никога демотивиращи въпроси успяваше да даде насока в научното изследване.

Накрая, но не и на последно място, бих искал да благодаря на семейството си, което през тези три години често лишавах от внимание и най-вече на моята любима съпруга Мария, която през цялото време беше за мен опора и направи този научен труд възможен.



## *Абстракт*

Интернет и новите технологии се превръщат в интегрирана част от нашия съвременен живот. Тук ние търсим нужната ни информация, комуникираме помежду си и пазаруваме. Едновременно с това хората стават все по-опитни в мрежата и очакванията им стават по-големи, а за предлагащите услуги в този дигитален свят става все по-трудно да спечелят вниманието на потребителя и трайно да го задържат. Един обещаващ начин това да бъде постигнато, както и потребителите да останат удовлетворени, е да бъде изследвана взаимовръзката между индивидуалността на потребителя и предпочитанието му към определени функционалности на електронните магазини, като с помощта на методите за машинно обучение тази информация бъде използвана за надеждно прогнозиране на неговото предпочитание и поведение.

В този аспект настоящата дисертация цели да установи дали и как различните личностни детерминанти на човека оказват влияние върху неговото поведение в интернет и по-конкретно в електронната търговия, като въз основа на получените резултати бъдат създадени модели на поведение при вземане на решение от потребителя.

За тази цел първо е направен преглед на съществуващите в науката психометрични теории, като специално внимание е обърнато на най-съвременния подход сред тях - Теорията на личностните черти и в частност концепцията Big Five за оценка на личността. Изготвен е набор от основни функционалности на онлайн платформите за пазаруване, който е актуален за по-голямата част от тях. Проведено е емпирично изследване с 226 участника, в което е приложен ТІРІ тест за измерване на личността, който е валидиран, но съкратен прочит на емблематичния в науката петфакторен модел. В резултат е установено съществуването на значими връзки между личностните детерминанти на потребителите и някои от основни функционалности на електронните магазини.

В следващия етап от работата са реализирани три регресионни модела от областта на машинното обучение (линейна регресия, дърво на решенията и случайни гори), с цел да бъде осъществена прогноза относно предпочитанията на потребителя в процеса на вземане на решения при онлайн пазаруването. Предложена и реализирана е също така оптимизация за модела случайни гори. След обобщение на постигнатите резултати в рамките на проведения научен труд, са предложени препоръки за надграждане на изследването в бъдещ план.

## *Abstract*

The Internet and new technologies are becoming an integrated part of our modern life. Here we look for the information we need, communicate with each other, and shop. Along with this, people are becoming more experienced online, their expectations are rising, and it is becoming increasingly difficult for service providers in this digital world to gain customer attention and retain it permanently. One way to achieve this is to personalize the services they provide in terms of the user's personality.

This dissertation examines the issue of the relationship between fundamental personality determinants and user behavior on the Internet and especially in the field of the e-commerce. It is proposed a brief overview of a number of scientific theories that provide models for understanding and measuring human personality. The research is focused on the most modern approach among them - the Traits Theory of Personality and more specifically on the Big Five concept.

It is conducted a study with 226 participants, whereupon a validated and abridged version of the Five-Factor model is applied. The result of the conducted survey confirms the existence of significant relationships between personality determinants and consumer risk awareness, on one side, and some of the observed functionalities of online stores, on the other side. On this basis, three Machine Learning regression models (Linear Regression, Decision Tree, and Random Forests) are implemented to make a reliable forecast about the user's preferences in the online shopping process. Additionally, it is proposed and implemented an optimization of the achieved results by Random Forest. The determined consumer behavior models in the process of decision-making in the field of e-commerce refer back to the to the dissertation's aims and objectives.

The proposed recommendations are made in order to give a reference point for possible future research in the field of personality and decision making in e-commerce.

## Списък на използваните съкращения и означения

16PA	Sixteen Personality Adjective <i>Scales</i>
16PF	Sixteen Personality Factor
B2B	Business-to-Business
B2C	Business-to-Consumer
BFI	Big Five Inventory
BFSI	Big Five Structure Inventory
BFQ	Big Five Questionnaire
CDDQ	Career Decision Making Difficulties Questionnaire
CRM	Customer Relationship Management
EPI	Eysenck Personality Inventory
ESV	Eigenschaften Situationen Verhaltensweisen
FFM	Five Factor Model
FIPI	Five Item Personality Inventory
GDMS	General Decision-Making Style
GDMSQ	General Decision-Making Style Questionnaire
GP	Genetic Programming
kNN	k-Nearest Neighbor
MATLAB	MATrix LABoratory
MBTI	Myers-Briggs Type Indicator
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MDMQ	Melbourne Decision Making Questionnaire
MMPI	Mini-Marker Personality Inventory
MSE	Mean Squared Error
HEXACO	Honesty-Humility, Emotionality, Extraversion, Agreeableness, Conscientiousness, Openness to Experience
IPIP	International Personality Item Pool
MMPI	Minnesota Multiphasic Personality Inventory
NEO	Neuroticism Extraversion Openness
NEO FFI	NEO Five-Factor Inventory

NEO PI	NEO Personality Inventory
NEO PI-R	NEO PI-Revised
RIASEC	Realistic, Investigative, Artistic, Social, Enterprising and Conventional
RMSE	Root Mean Squared Error
TIPI	Ten Item Personality Inventory
PERSOMA	PERsonality in SOcial Media datA
PRA	Product Recommendation Agents
PW	Persönliche Wunschvorstellungen
SVM	Support Vector Machine
TPOT	Tree-based Pipeline Optimization Tool
XOR	EXOR - Exclusive OR



## Списък на таблиците

1.1	Вторични измерения на ESV . . . . .	20
1.2	Изследване на персоналността и приложени модели . . . . .	69
2.1	Функционалности на електронните магазини . . . . .	80
3.1	Демографски данни . . . . .	89
3.2	Проверка за значима корелация между 6 независими и 19 зависими променливи . . . . .	94
3.3	Линейна регресия, метрики за оценка - сговорчивост и потребност от четене на коментари . . . . .	105
3.4	Линейна регресия, метрики за оценка - добросъвестност и потребност от проверка за актуалната наличност на продукта . . . . .	107
3.5	Линейна регресия - обща абсолютна грешка (MAE) . . . . .	109
3.6	Линейна регресия - корен от средната квадратична грешка (RMSE) . . . . .	110
3.7	Линейна регресия - средна абсолютна процентна грешка (MAPE) . . . . .	111
3.8	Дърво на решенията, метрики за оценка - добросъвестност и потребност за проверка на актуалната наличност на продукта . . . . .	114
3.9	Дърво на решенията, метрики за оценка - сговорчивост и потребност от четене на коментари . . . . .	116
3.10	Дърво на решенията - обща абсолютна грешка (MAE) . . . . .	117
3.11	Дърво на решенията - корен от средната квадратична грешка (RMSE) . . . . .	118
3.12	Дърво на решенията - средна абсолютна процентна грешка (MAPE) . . . . .	119
3.13	Случайни гори, метрики за оценка - сговорчивост и потребност от четене на коментари . . . . .	123

3.14	Случайни гори, метрики за оценка - добросъвестност и потребност от проверка за наличността на продукта . . . . .	124
3.15	Случайни гори - обща абсолютна грешка (MAE) . . . . .	126
3.16	Случайни гори - корен от средната квадратична грешка (RMSE) .	127
3.17	Случайни гори - средна абсолютна процентна грешка (MAPE) . .	128
3.18	Средни стойности на метриците за оценка . . . . .	129
3.19	Някои важни параметри в <i>GridSearchCV</i> на библиотеката <i>scikit-learn</i> . . . . .	138
3.20	Оптимизация с <i>GridSearchCV</i> - обща абсолютна грешка (MAE) .	140
3.21	Оптимизация с <i>GridSearchCV</i> - корен от средната квадратична грешка (RMSE) . . . . .	141
3.22	Някои важни параметри в ТРОТ . . . . .	142
3.23	Оптимизация с ТРОТ - обща абсолютна грешка (MAE) . . . . .	143
3.24	Оптимизация с ТРОТ - корен от средната квадратична грешка (RMSE) . . . . .	144

## Списък на фигурите

3.1	Местоживеене през последните минимум 5 години . . . . .	88
3.2	Опит в онлайн пазаруването . . . . .	90
3.3	Склонност към риск . . . . .	92
3.4	Линейна регресия - визуализация на заредените данни . . . . .	103
3.5	Линейна регресия - актуални и прогнозни стойности за четене на коментари, в зависимост от сговорчивостта на потребителя . . . . .	104
3.6	Линейна регресия - сговорчивост и потребност от четене на коментари . . . . .	104
3.7	Линейна регресия - избягване на риска и потребност от проследяване на процеса на покупка . . . . .	105
3.8	Линейна регресия - актуални стойности и прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане, вследствие на избягване на риска . . . . .	106
3.9	Линейна регресия - добросъвестност и прогноза за проверка на наличността на продукта . . . . .	107
3.10	Линейна регресия - актуални стойности и прогноза за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността на потребителя . . . . .	107
3.11	Линейна регресия - актуални и прогнозни стойности за наличност на продукта, в зависимост от добросъвестността на потребителя . . . . .	108
3.12	Дървовидна структура с дърво на решенията - важността на описанието на продуктите, вследствие на сговорчивостта . . . . .	112
3.13	Дърво на решенията - прогнозни и актуални стойности за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността на потребителя . . . . .	113
3.14	Дърво на решенията - актуални стойности и прогноза за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността . . . . .	114

3.15	Линейна регресия - актуални стойности и прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане, вследствие на избягване на риска . . . . .	115
3.16	Дърво на решенията - актуални и прогнозни стойности за четене на коментари, в зависимост от сговорчивостта на потребителя . . .	115
3.17	Дърво на решенията - актуални стойности и прогноза за предпочитание за детайлни снимки на продуктите, в зависимост избягване на риска . . . . .	116
3.18	Дървовидна структура със случайни гори - описание на продуктите, вследствие на сговорчивостта . . . . .	121
3.19	Случайни гори - актуални и прогнозни стойности за четене на коментари, в зависимост от сговорчивостта на потребителя . . . .	122
3.20	Случайни гори - актуални стойности и прогноза за четене на коментари, вследствие на сговорчивостта на потребителя . . . . .	122
3.21	Случайни гори - актуални и прогнозни стойности за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността на потребителя . . . . .	123
3.22	Случайни гори - актуални стойности и прогноза за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността . . . .	124
3.23	Случайни гори - прогноза за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността на потребителя . . . . .	124
3.24	Случайни гори - прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане, вследствие избягване на риска . . . . .	125
3.25	Случайни гори - актуални стойности и прогноза за предпочитание за детайлни снимки на продуктите, в зависимост избягване на риска	125
3.26	Линейна регресия - прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане и склонност за поемане на риск, плътност на разпределението . . . . .	131
3.27	Дърво на решенията - прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане и склонност за поемане на риск, плътност на разпределението . . . . .	131
3.28	Случайни гори - прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане и склонност за поемане на риск, плътност на разпределението . . . . .	132
3.29	Линейна регресия - екстровеерност и коментиране на продуктите, разпределение на данните . . . . .	132
3.30	Дърво на решенията - екстровеерност и коментиране на продуктите, разпределение на данните . . . . .	133
3.31	Случайни гори - екстровеерност и коментиране на продуктите, разпределение на данните . . . . .	133
3.32	Случайни гори - екстровеерност и коментиране на продуктите, бокс плот . . . . .	134

3.33	Линейна регресия - екстровеерност и коментиране на продуктите, бокс плот . . . . .	134
3.34	Кръстосано валидиране . . . . .	136
3.35	Склонност за запазване на лични данни вследствие на избягване на риска - актуални стойности и прогноза с метода случайни гори и оптимизация с GridSearchCV . . . . .	142
3.36	Склонност за запазване на лични данни вследствие на избягване на риска - актуални стойности и прогноза с метода случайни гори и оптимизация с TROT . . . . .	145

# Съдържание

Абстракт	iv
Abstract	v
Списък на използваните съкращения и означения	vi
Списък на таблиците	viii
Списък на фигурите	x
Увод	1
Актуалност и мотивация . . . . .	3
Цел и задачи на дисертацията . . . . .	3
Структура на съдържанието . . . . .	4
<b>1 Индивидуалността като фактор при вземане на решение в интернет</b>	<b>6</b>
1.1 Теории и проучвания на личностната психология . . . . .	6
1.1.1 Индивидуалност в процеса на вземане на решение . . . . .	7
1.1.2 Фактори, влияещи на процеса на взимане на решение . . . . .	8
1.1.2.1 Външни фактори . . . . .	9
1.1.2.2 Вътрешни фактори . . . . .	10
1.1.2.3 Личността като фактор върху поведението и решенията на потребителите . . . . .	11
1.1.3 Теории и модели за анализ и измерване на личността . . . . .	12
1.1.3.1 Големите пет (Big Five) - петфакторен модел на личността . . . . .	14
1.1.3.2 Други модели за анализ на личността . . . . .	17
1.1.4 Научни изследвания за връзката между личността и процеса на вземане на решения . . . . .	21
1.2 Индивидуалност, предпочитания и прогнозиране поведението на потребителя при вземане на решение в интернет . . . . .	24
1.2.1 Влияние на вътрешните аспекти на личността на потребителя в онлайн средата . . . . .	28

1.2.1.1	Влияние на личността при вземането на решение за онлайн покупка . . . . .	30
1.2.2	Взаимодействие на потребителя с интерфейса . . . . .	35
1.2.2.1	Личност и ползваемост на потребителския интерфейс . . . . .	39
1.2.2.2	Личността и възприемането на риска в онлайн пазаруването . . . . .	45
1.2.3	Подобряване ползваемостта на потребителския интерфейс .	48
1.2.3.1	Основни насоки за повишаване на потребителското изживяване . . . . .	50
1.3	Индивидуалността в ерата на машинното обучение . . . . .	57
1.3.1	Приложение на машинното обучение в изучаването на индивидуалността . . . . .	59
1.3.1.1	Прогнозиране индивидуалността на потребителите, позовавайки се на тяхното поведение в интернет	63
1.3.1.2	Прогнозиране на очакванията и поведението на потребителите, основано на тяхната индивидуалност . . . . .	70
1.4	Изводи от Глава 1 . . . . .	73
<b>2</b>	<b>Методология на емпиричното проучване</b>	<b>75</b>
2.1	Философия на проучването . . . . .	75
2.2	Изследователски подход . . . . .	76
2.3	Стратегия на проведеното проучване . . . . .	76
2.3.1	Събиране на статистически данни . . . . .	77
2.3.1.1	Събиране на вторични данни . . . . .	77
2.3.1.2	Анкета – събиране на първични данни . . . . .	78
2.3.1.3	Техника при подбор на статистическата извадка .	82
2.3.1.4	Рамка на статистическата извадка . . . . .	83
2.3.2	Времеви обхват на изследването . . . . .	83
2.3.3	Валидност и надеждност на данните . . . . .	83
2.3.4	Етичен въпрос . . . . .	84
2.3.5	Ограничения при провеждането на проучването . . . . .	85
2.4	Изводи от Глава 2 . . . . .	86
<b>3</b>	<b>Изследване. Прогнозиране на потребителското поведение в интернет</b>	<b>87</b>
3.1	Анализ на резултатите от проучването . . . . .	87
3.1.1	Демографски преглед на извадката . . . . .	87
3.1.2	Проследяване на взаимовръзките между индивидуалността и предпочитанията на потребителите . . . . .	90
3.1.2.1	Екстровеерност . . . . .	93
3.1.2.2	Сговорчивост . . . . .	93

3.1.2.3	Добросъвестност . . . . .	95
3.1.2.4	Емоционална стабилност . . . . .	96
3.1.2.5	Отвореност към нов опит . . . . .	96
3.1.2.6	Склонност към поемане на риск . . . . .	97
3.2	Приложение на методи от машинното обучение за прогноза на потребителското поведение в интернет . . . . .	99
3.2.1	Прогноза с линейна регресия . . . . .	101
3.2.2	Прогноза с метода дърво на решенията . . . . .	112
3.2.3	Прогноза с метода случайни гори . . . . .	120
3.2.4	Сравнение на резултатите от различните методи . . . . .	129
3.2.5	Оптимизация на метода случайни гори . . . . .	135
3.3	Модели на поведение при вземане на решение в онлайн търговията в зависимост от индивидуалността на потребителя . . . . .	146
3.4	Изводи от Глава 3 . . . . .	148
<b>Заключение - резюме на получените резултати</b>		<b>150</b>
	Ограничения на изследването . . . . .	152
	Насоки за бъдещи изследвания . . . . .	152
<b>Публикации</b>		<b>154</b>
<b>Научно-приложни резултати</b>		<b>156</b>
<b>Декларация за оригиналност на резултатите</b>		<b>158</b>
<b>Библиография</b>		<b>159</b>
<b>Приложение А - Анкета</b>		<b>182</b>
	Българска версия . . . . .	182
	Английска версия . . . . .	197
	Немска версия . . . . .	212
<b>Приложение Б - Модели за машинно обучение</b>		<b>228</b>
	Линейна регресия . . . . .	228
	Дърво на решенията . . . . .	231
	Случайни гори . . . . .	235



## Увод

Една от големите промени, които 21-ви век донесе със себе си, е навлизането на интернет във всички области на нашето ежедневие, появата на социалните медии, както и онлайн магазините, чийто брой нараства постоянно и в този момент. Физическите магазини, които доскоро бяха част от живота на хората, вече не са единственото място, на което потребителят е готов да похарчи част от своите средства. Във виртуалното пространство всеки от нас има възможността да подбира измежду различни онлайн платформи, да търси и сравнява артикули и услуги, да се възползва от удобството и поверителността, които уеб магазините предлагат, за да се почувства удовлетворен от своя избор и взетото решение. Поради всички тези причини през последните няколко години продажбите в интернет се превръщат в незаменима част от глобалната рамка за търговия на дребно. Още през 2019 г. стойността на електронните продажби в световен мащаб надхвърля 3.5 трилиона щатски долара [70], а прогнозите показват очакван ръст до 5 трилиона до края на 2021 г. [258].

Предвид разрастващата се конкуренция, откриването и задържането на точния клиент придобиват съществено значение за успеха на всяка компания. Бързото развитие на интернет и свързаните с него технологии, също значително променят отношенията между бизнес и потребител [171], при които все по-явно възниква нуждата от прилагане на стратегии и подходи, за да се превърнат те в по-привлекателна възможност за комуникация, обмяна на опит и търговия. Едновременно с всичко това все повече се повишават изискванията и очакванията на потребителите и затова според последните проучвания, с цел по-доброто удовлетворяване на нуждите им, се препоръчва да бъдат взети предвид техните индивидуални специфики. Погледнато така, личността се превръща в интересна основа за анализ на потребителското поведение, тъй като обхваща много широк спектър от важни, специфични и стабилни във времето психологически характеристики като чувства, мисли и поведенческите модели, които ни отличават един от друг. Факт е, че няма две напълно еднакви личности, но съществуват подобни и разбирането на нечиите особености предоставя сведения за това как този човек вероятно би действал и би се чувствал в различни ситуации [5], как би се справил с проблемите и задачите, както и как възприема околния свят. Улавянето и познаването на индивидуалните специфики на човек се превръща

## 2 Индивидуалност и модели при вземане на решение в интернет

в отправна точка при прогнозирането на неговите очаквания, предпочитания [9] и решения [254], тъй като всеки от нас би предпочел продукти и услуги, които отразяват неговата индивидуалност и го карат да се чувства удовлетворен от своя избор [119].

Личностните характеристики разграничават хората един от друг и отразяват техните индивидуални различия, като според Йорданова [3] и Кехайова-Стойчева [5] в литературата липсва единна концепция относно разбирането на понятието „личност“. Съгласно съвременната психология личността на човека се формира въз основа на неговото взаимодействие със света и затова характерните личностни черти у всеки от нас дават основно обяснение за нашето поведение и действия свързани със заобикалящата ни среда. Ето защо изучаването на детерминантите на характера, известно като „психология на личността“, цели да опише набора от емоционални и поведенчески черти на дадената личност [107], [177], [178].

Проучванията на редица автори [262], [266] показват, че склонността към риск действа като посредник на връзката между личностните черти на хората, вземащи решения и индивидуалното възприемане на риска, защото индивидуалните различия обясняват разликите в поведението на хората в рискови ситуации. Но според проучване на Университета Базел и Института Макс Планк (Universität Basel & Max-Planck-Institut), проведено през 2017 г., готовността за поемана на риск трябва да бъде разглеждана като стабилна във времето допълнителна детерминанта на личността [174]. Така, съчетавайки оценяването на личността и индивидуалната склонност към риска чрез валидни в науката инструменти, се дава възможност индивидуалността на човека да бъде по-детайлно изучена.

Теорията за личностните черти предлага съвременен подход за измерване на личността в психологията, а най-използваната концепция за изучаване на особеностите на човека е петфакторният модел (Големите пет), чрез който се оценяват личностните детерминанти, лежащи в основата на разнообразието в човешкото поведение [107], [73]. Познаването на личностния профил на потребителите се превръща в безценен актив, чрез който търговецът може ефективно да приспособи своите продукти и услуги към различните сегменти на пазара, да повиши тяхното качество, създавайки възможност за по-персонализирано и удовлетворяващо обслужване [7], [58]. Така персонализацията днес става стратегически инструмент, предоставящ възможност за по-цялостно обхващане нуждите на клиентите, което е от съществено значение за установяването на дългосрочни взаимоотношения с тях [122].

От гледна точка на съвременните технологии, изкуственият интелект дава възможност всеки клиент да бъде разглеждан поотделно, т.е. обслужването му да бъде персонализирано според неговите личностни специфики [149]. При такъв подход взаимодействието между човек и компютър се фокусира вър-

ху разбирането и оценката на дизайна, ориентиран към потребителя, като се вземат предвид някои негови психологически фактори, свързани с мисловните процеси, чувства и поведение [18]. Прилагането на алгоритмите за машинно обучение предоставя възможност за интерпретиране на подобни необятни количества данни, тъй като те позволяват моделирането на изключително сложни корелации и достигането до стабилни и качествени резултати [242]. Така компаниите биха задоволили по-добре желанията на своите потребители, което определя тяхната цялостна оценка на процеса на покупка. Но все още проучванията относно персонализацията в уеб търговията, основана на личността на потребителите, остават сравнително оскъдни и затова тази тема привлича все повече вниманието както на академичните среди, така и на бизнеса [156], [89].

## Актуалност и мотивация

С динамичното развитие на технологиите интернет става неотделна част от нашето ежедневие, заемайки все по-голяма част от активното време на хората. В интернет ние се информираме и добиваме нови знания, комуникираме, изразяваме емоции и впечатления, избираме и пазаруваме. В отговор на това, изучаването на взаимовръзките между личността и предпоченциите на отделния индивид в интернет, в това число и в сферата на електронната търговия, налага нуждата от по-задълбочено научно изследване.

Както хората са различни, така разнообразни са и техните специфики [43] и затова възможността да бъдат направени заключения по отношение на взаимовръзката между личността и моделите на човешко поведение в интернет се крие във факта, че хората с приблизително подобни относителни черти се държат по подобен начин както офлайн, така и в онлайн средата. Те имат подобни навици, предпочитания и поведение независимо дали става въпрос за социалните медии, по време на онлайн пазаруване или просто при търсене на конкретна информация [220].

Погледнато през призмата на личностната характеристика на отделния индивид, поведението на онлайн потребителите в процеса на вземане на решение остава не съвсем детайлно изучено и затова актуалността на темата днес буди все по-голям изследователски интерес.

## Цел и задачи на дисертацията

Тази дисертация има за **цел** да анализира и установи дали и как различните детерминанти на личността на потребителите оказват влияние върху тяхното поведение в онлайн търговията. В случай на установяване на съществуващи

#### 4 Индивидуалност и модели при вземане на решение в интернет

значими връзки между личностните детерминанти на потребителите, включително тяхното индивидуално отношение към риска и предварително подготвен набор от основни функционалности на електронните магазини, авторът си поставя за цел въз основа на тези връзки да създаде поведенчески модели за прогнозиране на склонността и предпочитанията на потребителите при вземане на решение в процеса на онлайн пазаруване съгласно тяхната индивидуалност.

За постигане на целта, авторът си поставя следните **задачи**:

- да се изучат различните теории и модели за анализ и измерване на личността и да бъде избран подходящ психометричен модел за целта на изследването;
- да бъде избран набор от функционалности на електронните магазини, които са характерни и приложими за повечето от тях;
- да се създаде стратегия и подготви дизайн на емпиричното проучване, като бъдат спазени основни стандарти за етичност и неутралност; изследването да бъде подготвено на три езика - български, английски и немски, с цел по-широк обхват и валидност на изследването; да бъде добавен аспект на индивидуалната склонност на потребителите към риска; да се анализират резултатите от изследването и да се провери за корелации между независимите и зависимите променливи;
- да се изберат и реализират модели от областта на машинното обучение, с цел прогноза на зависимите променливи в установените значими корелации и да се направи анализ на резултатите; да се избере подходящ модел, за който да се предложи и имплементира оптимизация;
- въз основа на получените резултати от цялостното изследване да се съставят модели за поведение на потребителите при вземане на решение в онлайн търговията.

## Структура на съдържанието

За събиране на цялата необходима информация, свързана със събирането на вторични и първични данни за провеждане на необходимите анализи и тестове, за реализирането на изследователските цели и задачи, както и за постигането на качествени, валидни и оптимизирани резултати, настоящият дисертационен труд разработен и организиран в три логически структурирани глави.

В първа глава е направен преглед на голяма част от наличната научна литература относно влиянието на личността върху поведението и решенията на потребителите в интернет. Тук са изброени още и някои от основните теории в

личностната психология, като се обръща особено внимание на най-съвременната от тях - Теорията за личностните черти, както и на Петфакторния модел, който оценява личностните детерминанти, лежащи в основата на човешкото поведение. В тази глава подробно е изучено и въздействието на личността върху потребителското поведение в интернет и някои от основните функционалности на електронните магазините. Изучено е също така и индивидуалното отношение на потребителите към риска в процеса на онлайн пазаруване. В края се извършен преглед на възможностите за приложение на методите за машинно обучение с цел надеждното прогнозиране на потребителското поведение в онлайн средата, както и на голяма част от проведените през последните години изследвания в тази сфера.

Във втората глава на дисертацията са представени основните аспекти на методологията, използвана за организирането и осъществяването на емпиричното изследване, което е необходимо за събирането на първични данни за предстоящите на следващ етап анализи. Това предоставя условия да се постигнат максимално качествени резултати, които да послужат при развитието на модели на поведение при вземане на решения в интернет на следващ етап.

Третата част от настоящия труд е съсредоточена върху приложната част на проучването. Тук са представени резултатите от емпиричното изследване и е проведен бивариантен анализ за установяване на съществуващи значими връзки между петте личностни детерминанти и отношението на потребителите към риска, от една страна и разглежданите функционалности на уеб магазините, от друга. В продължение са имплементирани три регресионни модела от областта на машинното обучение, с цел да бъде осъществена надеждна прогноза за вземане на решение на потребителите в електронната търговия въз основа на тяхната индивидуалност. Предложена и имплементирана е също така оптимизация за модела случайни гори, който се оказва особено подходящ за тази цел. С оглед на резултатите от цялостното изследване, в края на трета глава, са резюмирани модели на поведение при вземане на решение в онлайн търговията.

В последната, четвърта, глава е направено обобщение на резултатите от проведения научен труд и са предложени възможности за надграждане на изследването в бъдещ план.

## Глава 1

# Индивидуалността като фактор при вземане на решение в интернет

### 1.1 Теории и проучвания на личностната психология

Когато наблюдаваме хората около нас, едно от първите неща, които правят впечатление е колко различни са те един от друг. Някои са много приказливи, докато други - много тихи. Някои са активни, а други - по-пасивни. Някои се тревожат повече и изглеждат притеснени, а други са по-уравновесени. Всеки път, когато използваме думи като „разговорлив“, „тих“, „активен“ или „тревожен“, за да опишем околните, ние говорим всъщност за личността на човека – характерните линии, по които хората се различават от един друг. Учените, изучаващи личността на човека, се опитват да опишат и разберат тези наши различия [74].

Въпреки че има много начини, по които да се разсъждава над личността на човек, Гордън Олпорт - Gordon Allport (англ.) и други психолози твърдят, че най-добре можем да разберем разликите между индивидите, като разберем техните личностни черти. Те отразяват основните измерения, по които ние хората се различаваме [173]. Според науката личността е уникална система, чиито черти, нагласи и склонности са организирани по специфичен начин и имат различна пропорционална конфигурация за всеки индивид. Ето защо и всеки един потребител е уникален по отношение на своята амбициозност, конкурентоспособност, степен на консерватизъм, екстровертност и т. н. [228].

Вземайки това предвид и съвременните възможности, които развитието на технологиите предоставя, се изяснява причината, която води до значителните промени в бизнес средата днес, както и до необходимостта от нови подходи

в управлението на организациите, при които ролята на потребителя се превръща в ключов фактор. Определянето спецификата на личността става особено важно условие за ефективното прогнозиране на потребителското поведение, предпочитания, очаквания и изисквания.

За тази цел персонализацията се превръща в стратегическия инструмент в сферата на електронната търговия, чрез който бизнесът може да привлече и задържа своите клиенти, по-добре да обхване нуждите и изискванията им, както и да повиши степента на тяхната удовлетвореност. В основата на персонализирането в електронната търговия стои съчетанието на личностните качества на потребителите с дизайна и организацията на уебсайтове. Ето защо тя привлича все повече вниманието както на научните среди, така и на бизнеса [89].

Персонализацията е процес, който променя функционалността, интерфейса, достъпа до информация, съдържанието и отличителността на системата и цели увеличаване ефективността в процеса на онлайн изживяването на потребителя. Тя е свързана с индивидуалното му обслужване и се основава на препоръки за продукти, услуги и съдържание въз основа на индивидуалните особености, предишни действия, както и други налични данни за потребителя. В сферата на електронната търговия персонализацията, базирана на машинно самообучение, предлага по-мощен и точен начин за постигане на уникално изживяване за отделните потребители [136].

Ето защо, вземайки предвид целта на настоящия труд, в тази глава се разглеждат най-основните схващания в областта на психоаналитичната теория на личността. Съпоставят се научни трудове и заключенията, до които различните автори са достигнали, изучавайки връзката между процеса на вземане на решение и личностната характеристика на индивида. Тук се разглежда и влиянието на вътрешните аспекти на личността върху държанието, изискванията и очакванията на потребителите в интернет, както и в процеса на предприемане на онлайн покупка. Авторът представя и обсъжда начините, които дават възможност за анализирането на големи набори от данни свързани с потребителите, прилагайки алгоритмите на машинно самообучение, тъй като те могат да се справят с подобна сложност и висока размерност, обработвайки множество променливи едновременно. В литературния обзор по темата се прави и преглед на наличните в науката изследвания относно начина, по който изкуственият интелект или по-точно машинното самообучение се прилага за установяване на взаимовръзки между отделни психометрични детерминанти и поведението на човека.

### **1.1.1 Индивидуалност в процеса на вземане на решение**

В науката съществуват най-малко две детерминанти при определянето на личността. Едната се основава на съвкупността от отличителни характеристики на

хората, а другата – на способността на индивида самостоятелно да взема решения, свързани с живота. Но личността не се ражда оформена така. Само част от отличителните характеристики на човека се предават чрез генетичния код. Формирането на индивидуалността е сложен процес, който стартира от раждането, преминава през процеса на социализация и придобиване на житейски опит, повлиява се от социалното обкръжение, за да се достигне до формирането на собствени мисловни конструкции, които са в основата на изборите, които всички ние правим ежедневно [5].

### 1.1.2 Фактори, влияещи на процеса на взимане на решение

Поради факта, че вземането на решения е комплексен процес и може да бъде повлияно от голям брой странични фактори, може да бъде казано, че няма универсална техника, която винаги да може да бъде приложена [43]. Но тъй като опознаването на поведението, действията и решенията на потребителя се превръщат в път към постигането на успешно реализирана бизнес концепция, трябва да се има предвид, че това не би могло да бъде осъществено без детайлно изучаване на факторите, които влияят върху потребителя в процеса на оформяне на потребителското решения и евентуална покупка. Правенето на избор и особено вземането на правилни решения невинаги е лесно. Много решения се считат за рационални и осъзнати, но повечето от тях са интуитивни и се вземат подсъзнателно на основата на придобития вече житейски опит [248].

При изучаване на индивида от изключително важно значение е да се има предвид, че личността отразява специфичните различия между хората. Не съществуват две напълно еднакви личности, но има подобни. Ето защо идеята за персонализираното обслужване се основава на предположението, че съществуват тези известни подобия. Друг важен момент е, че личността се проявява последователно и трайно във времето и някои основни характеристики на човешката природа остават непроменени в продължение на целия живот. Това е концепция, която дава възможност за разработване на прогнози, основани на личността. Но, от друга страна, в рамките на човешкия живот понякога се променят мотивите, желанията, реакциите, нагласите на хората. Това е така, защото личността може и да се променя до известна степен при определени обстоятелства. Някои житейски събития могат да окажат съществено влияние върху индивидите – създаване на семейство, раждане на деца, загуба на близък. Човекът се доразвива в процеса на съзряването и така определени характеристики се подсилват, а други избледняват [5].

Много автори, сред които Коклик и Вида - Koklic & Vida (англ.) [147], както и Мисра и др. - Misra et al. (англ.) [186], стигат до заключението, че съществуват някои основни детерминанти, влияещи върху поведение на човека



и ги систематизират в две групи - вътрешни и външни фактори.

### 1.1.2.1 Външни фактори

**Култура** - На първо място трябва да бъде изяснено, че културата е събирателно понятие на много елементи – образование, религия, език, начин на живот, които са общи за всички общества, но в същото време тяхното значение и тип варират в различните култури. Ето защо от гледна точка на поведението на личността, културата може да се определи като набор от вярвания и ценности, които отразяват пряко знанията и критериите за оценка на човека и влияят върху членовете на всяко общество [43], [248].

**Норми** - Нормите са неписани правила, стандарти и модели на поведение, които са утвърдени и общоприети в рамките на дадена културна група. Те се отнасят до начин на обличане, стила на живот, начина на изразяване, хранителни навици и предпочитания и др. Очаква се членовете на определена група да споделят посочените норми по близък начин. Така на практика те служат за регулатор и определяне на принадлежността към дадена културна група [5].

**Социална класа** - Социалната класа е друг важен елемент, който има влияние при вземането на решение. Личностите, принадлежащи към дадена класа, имат близки нужди и интереси. Така например потребителите от горната средна класа се интересуват повече от естетическата страна и марка на продукта, докато потребителите от работническата класа биха имали по-практичен поглед при вземане на решение за покупка. В същото време тези от горния среден клас имат достъп до много повече продукти в сравнение с останалите [248].

**Семейство и демографски фактор** - Семейството е важен социален елемент, тъй като неговите измерения често са мярка за действията на индивида. Промените в живота на хората и в техния жизнен цикъл също предполагат промени сред поведението и приоритетите им при вземане на решения. Концепцията за семейство комбинира в себе си тенденциите в доходите през различните житейски фази, структурата на неговите потребности, както и трансформациите на неговите приоритети и ценностна система [248]. Жизненият цикъл на семейството е отправна точка в съвременния маркетинг при сегментирането на пазарите, анализирането целевите групи, създаването на ефективни пазарни стратегии, като целта е да бъдат открити различията в потребителските предпочитания [5].

**Стил на живот** - Според последните научни проучвания, стилът на живот се превръща в отражение на потребителя, на неговото поведение, нагласи, ценности, решения и на това как изразходва своето време и пари. Той има своето икономическо измерение, което се отнася до това как личността е готова да разпределя своите доходи, по отношение на продуктови категории и приоритети. Днес стилът на живот се превръща в средство за идентификация с определена социална група. Важна характерна черта на този фактор е, че той се променя в течение на времето с натрупването на житейски опит, преживявания, обогатяване на ценностната система, семеен статус, а успоредно с тези промени се трансформира и поведението на потребителя [5].

### 1.1.2.2 Вътрешни фактори

Вътрешните фактори, влияещи на потребителското поведение биха могли да допринесат за формулирането на "Аз"-концепция и начина на живот - мотивация, отношение, намерение, възприятие [147].

**Мотивация** - Мотивацията е причината, която насърчават хората да имат свой собствен модел на поведение. Ето защо Соломон и др. - Solomon et al. (англ.) [248] я описват като вътрешно състояние, което дава насока, интензивност и продължителност на нашето целенасочено поведение, а Блайт - Blythe (англ.) [43] добавя, че мотивацията дава просто обяснение на нашето поведение. Когато потребителят желае да задоволи дадена своя потребност, мотивацията се превръща в движеща сила до постигането на целта, която е изключително търсеният резултат на мотивираното поведение. Специалистите по маркетинг умело използват това и създават своите продукти, по начин, който да осигури така желаните ползи за потребителя и да минимизира неудовлетворените му потребности [5].

**Отношение** - Въз основа на вече получената информация потребителят създава отношението си към алтернативите пред него като подкрепя или отрича някои от тях. Така отношението се определя като един от факторите, оказващи влияние на личността в процеса на вземане на решение [102]. Автори, сред които Айзен и Фишбайн - Ajzen & Fishbein (англ.), както и Юслиза и Рамая - Yusliza & Ramayah (англ.) [271], добавят, че отношението на човек изразява неговата психологическа оценка към определен обект. В резултат на това потребителите обикновено сравняват даден продукт или услуга със своите очаквания и подсъзнателно оценяват резултата, клиентите са доволни или недоволни [155].

**Намерение** - Намерението представя желанието на човека да задоволи своите нуждите [13]. Според Дейвис и др. - Davis et al. (англ.) [76], както и Тейлър

и Тод - Taylor & Todd (англ.) [253], то е силен предсказател за поведението и действията на хората за последваща покупка и консумация.

**Възприятие** - Когато човек е мотивиран да направи своя избор и да задоволи своите нужди, той ще трябва да събира, сортира и анализира всякаква допълнителна информация, която би могла да бъде полезна. В съзнанието на потребителя възприятията съществуват под формата на оценки, преценки, оценъчни сравнения, знания за продуктите и компаниите, емоции и чувства. Но той реално не е в състояние да обработи цялата информация около себе си и елиминира ненужното и се опитва да избере смисленото за него, за да го интерпретира въз основата на своите нужди и убеждения. Тази верига от подсъзнателни действия всъщност е самият процес на възприятие [248]. В резултат на него потребителите оформят мнението си относно качеството на продуктите, техният имидж, значимостта на продукта, както и рисковете свързани с тях [5].

### 1.1.2.3 Личността като фактор върху поведението и решенията на потребителите

В книгата си Marketing Management Котлър - Kötler (англ.) [153] твърди, че решението за покупка се определя главно от личностните особености на клиентите, както и от влиянието на външната среда. Според него изучаването на тези фактори е от изключително значение за формирането на ефективна бизнес стратегия, а маркетинговият микс е най-фундаменталната концепция, чиито елементи (продукт, цена, място и промоция) оказват значително влияние върху решението за покупка.

Въпреки изброените по-горе фактори, влияещи на отношението, намерението и решението за покупка, личността е първата, която трябва да бъде взета предвид от изследователите. Потребителите избират и купуват продукти, които отразяват личността им, например типът къща, мебели, уреди, автомобили. Типът личност оказва важен и решаващ ефект относно формирането на нагласите и предприемането на действие [194], [204], [79].

Според изследователите Канеман и Тверски - Kahneman & Tversky (англ.) [134], процесът на вземане на решения при човек често се отклонява от нормативните модели на рационалност, които се характеризират с използването на структуриран рационален подход за анализ на информацията и възможностите при вземане на решение [234] в среда на несигурност [20]. Вместо това, хората често основават избора си на огромното количество вече налична информация, ограничават търсенето на нова такава и залагат на предпочитания, базирани на своята първоначална представа за ситуацията, без да вземат под внимание нейната евентуална промяна [121], [265].

Ето защо спецификата на личността може да бъде определена като основа на индивидуалното поведение във всичките му аспекти. Работата на Ейзенк - Eysenck (англ.) [88] върху екстровеернтите и невротични измерения на личността проправя пътя за много модели, чрез които съвременните психолози оценяват широките измерения на личността и прогнозираат житейски резултати, за които се смята, че до голяма степен са свързани с процеса на вземане на решения [223]. Така, ако се знае личностния тип на човек, поведението му започва да има смисъл, следователно и причината за взетите от него решения бива изяснена [258]. Скот и Брус - Scott & Bruce (англ.) определят стила на вземане на решения като научен навик на обичайна реакция, проявен от индивида, когато се сблъсква със ситуация на избор. Това не е личностна черта, а склонност да се реагира по определен начин в специфичен контекст. Допълнително те правят и връзка между нечии отличителни характеристики и начин на вземане на решение [234], разработвайки рамка за Общ стил на вземане на решения (General Decision Making Style, GDMS) [234]. Учените обобщават пет основни различни стила на вземане на решения и твърдят, че у всеки индивид има черти и от всички тях, но един е доминиращ [17].

**Рационалният стил** на вземане на решения се характеризира с всеобхватно търсене на информация, анализ и логическа оценка на алтернативите.

**Интуитивният стил** се характеризира с внимание към детайлите в информационния поток, а не системно търсене и обработка на информация, както и с тенденция да се разчита на интуицията - предчувствия, чувства, опит, инстинкт, впечатления.

**Зависимият стил** е свързан с очакването на насоки, подкрепа и съвети от другите, преди да се вземе решение.

**Избягващият стил** се определя чрез оттегляне, отлагане, връщане назад и отричане на сценариите за вземане на решения, т.е. избягване на вземането на решения, когато е възможно.

**Спонтанният стил** се характеризира с вземане на бързи и импулсивни решения [234], [241].

### 1.1.3 Теории и модели за анализ и измерване на личността

Както беше изяснено дотук, личността е полето в психологията, което изучава мислите, чувствата, поведението, целите и интересите на индивидите. Следователно тя обхваща много широк спектър от важни психологически характеристики. Ето защо съществуват различни теоретични модели за измерване на тези

детерминанти. Например според някои хората имат ясни, добре дефинирани цели и активно се стремят да ги постигнат [180], докато други предполагат, че ние нямаме представа за своите чувства и мотиви, така че поведението ни се влияе от процеси, които работят извън нашето съзнание [176], [184].

Сред ключовите способности за улавяне на личността са Психоаналитичната теория на Зигмунд Фройд – Sigmund Freud (англ.) [95], която поставя акцент върху неосъзнатото съзнание и преживяванията в ранна детска възраст като основа за формирането на човешката индивидуалност, а по-късно Карл Юнг – Karl Jung (англ.) [5], представя своето допълнение, според което ние формираме личността си въз основа на съзнателния ни опит и несъзнателното влияние на общността върху нас.

От своя страна, Хуманистичната перспектива залага на идеята, че хората имат свободна воля, в основата си са добри, имат нужда за подобряване на света и удовлетворение от живота, както и че съзнателните преживявания са по-важни от несъзнателните [237]. Основното убеждение на Роджърс – Rogers (англ.) [237] е, че хората се раждат с вкоренена доброта, с присъщ стремеж да правят добро и да подобряват себе си и света.

Но най-съвременният подход за оценка на човека е Теорията за чертите на личността, чрез която се измерват специфични универсални детерминанти, които формират човешката личност. Учените разглеждат нашето поведение като конструкция от относително стабилни във времето характеристики, които предразполагат човек да действа по определен начин, независимо от ситуацията [183].

В продължение на десетки години за учените е предизвикателство да открият основните черти, по които всички хора си приличат и се различават. Те генерират стотици характеристики, така че доскоро беше трудно те да бъдат проследени и осмислени. Например един психолог може да се съсредоточи върху индивидуалните различия на характеристиката „дружелюбие“, докато друг може да се съсредоточи по-силно върху концепцията за „общителност“. Ето защо в науката започват да се търсят начини да се намали броят на чертите, които характеризират най-добре дадена личност. Целта е те да бъдат систематизирани и да се открият основните, които описват и обобщават повечето разлики между хората [74].

В перспективата на личностната теория има няколко основни фигури, които я развиват до нивото, в което ние днес я разбираме и прилагаме. Сред тях са Гордън Олпорт и Хенри Одбърт - Gordon Allport & Henry Odbert (англ.), в основата, на чийто подход стои лексикална хипотеза, според която всички важни характеристики на личността са отразени в езика, който използваме за описване на други хора [16]. Например, ако искаме да знаем какъв е човек, не е задължително да питаме колко е общителен и колко приятелски е настроен.

Вместо това можем да обобщим това измерение на личността с един-единствен термин – „екстроверт“, който изяснява доколко някой е общителен и приятелски настроен [74]. Теорията за личността на Айзенк – Eysenk (англ.) [88], [87] се счита за истинска парадигма в психологията, твърдейки, че във всеки от нас има три основни черти - психотизъм, екстровертност и невротизъм, чиято сила варира при отделните индивиди. Но по-късно Реймънд Кател - Raymond Cattell (англ.) [193], [84], [44], [65], заявява, че съществуват много по-голям брой специфики, за да се получи пълна представа за нечия личност. Така той идентифицира 16 личностни фактора, които са общи за всички хора и създава метод за многоизмерен анализ на личността (16PF), включващ 192 елемента.

По-късно психолози изследват списъка на Кател и установяват, че той може допълнително да бъде намален. Днес много изследователи, сред които Голдберг - Goldberg (англ.) [107] и Маккрей и Коста - McCrae & Costa (англ.) [177] вярват, че основните личностни характеристики се свеждат до пет [216].

### 1.1.3.1 Големите пет (Big Five) - петфакторен модел на личността

Златният стандарт в съвременната психология е моделът Големите пет, измерващ личността, основавайки се на пет основни характеристики - екстровертност, сговорчивост, добросъвестност, отвореност и емоционална стабилност [216], [177].

Два независими изследователски екипа, ръководени от Маккрей и Коста – McCrae & Costa (англ.) [179] и Луис Голдбърг - Louis Goldberg (англ.) [107], провеждайки проучване между хиляди хора установяват, че повечето характеристики на човешката личност могат да се сведат до пет широки измерения, независимо от езика и културната принадлежност, а Големите пет и днес е най-широко приеманият и използван модел в личностната психология [178].

Първоначално Маккрей и Коста – McCrae & Costa (англ.) [178], [177] представят триизмерен модел на личността на основата на характеристиките невротизъм, екстровертност и откритост, т. нар. NEO рамка и по-късно нейната преработена версия (NEO-PI-R), която има 240 елемента, но представеният от тях модел е много обемен, а попълването на въпросника отнема около 45 минути. Така през 90-те години те представят петфакторен модел, NEO-Five-Factor-Inventory (NEO-FFI), който се състои от 60 елемента, описващ петте централни специфики на личността, всяка от които идва със списък от допълнителни аспекти, даващи обяснение на това как даден индивид може да се справя в определени ситуации.

**Невротизъм** - Невротизмът е противоположност на емоционалната стабилност. Хората с високо ниво на невротизъм са несигурни, притеснени и поподатливи на стрес, отколкото хората с ниски стойности. Те лесно се драз-

ният от другите и са по-склонни да проявят неподходящи реакции за справяне в трудни ситуации, например междуличностна враждебност. Освен това невротизмът олицетворява степента, до която човек се самосъжалява, до която той е напрегнат, докачлив, нестабилен, тревожен. От друга страна, по-малко невротичните индивиди, т.е. по-емоционално стабилните, са склонни да проявяват увереност и композирано поведение [72].

**Екстроверсия** - Тази характеристика се отнася до баланса интровертност/екстровертност. Високите стойности на тази характеристика показват тенденция при индивида да бъде самоуверен, доминиращ, активен. В допълнение, екстровертността дава информация за степента, в която хората са напористи, ентузиазирани, енергични и доминиращи [72], [178].

**Отвореност към нови изживявания** - Отвореността се характеризира с тенденция към активно въображение, любопитство, както и желание да се обмислят нови идеи и да се опитат нови неща. Хората, които имат по-високи стойности при тази характеристика обикновено са креативни, любопитни, импулсивни и проникателни. Лица, които са по-малко отворени са склонни да бъдат тесногърд [72], [217].

**Сговорчивост** - Тази черта на индивида се характеризира със сътрудничество, доверие, симпатия, топлота. Тя включва приятни и удовлетворяващи взаимоотношения с другите. Сговорните индивиди обичат да имат близки взаимоотношения, а тези, които имат по-високи стойности, изпитват и по-голямо удовлетворение от живота [72], [179].

**Добросъвестност** - Съвестността се характеризира с трудолюбие, упоритост, добра организация, отговорност, надеждност, а Маккрей и Коста - McCrae & Costa (англ.) [179] допълват със самодисциплина, стремеж към постижения, съвестност и компетентност, които ще накарат човека докрай да завършва задачите и целите си [72], [217].

Подборът на личностните характеристики е фундаментален, тъй като чрез него се описват стабилни модели на поведение, които се запазват за дълги периоди от време [64] и имат широкообхватни последици за много области от нашия живот [223]. Като пример може да бъде разгледан успехът на студентите в колежа. Ако някой е помолен да прогнозира кои фактори биха били предпоставка за добри оценки в колежа, може би ще се спомене понятието „интелигентност“. Това предположение би било правилно, но ние знаем колко много обобщава то. По-конкретно, изследователите на личността установяват, че чертите свързани с проявяване на съвестност играят важна роля в колежа и извън него, вероятно

защото силно съвестните хора учат усърдно, свършват работата си навреме и са по-малко разсеяни от несъществени дейности.

Но от своя страна, Сото и Джон - Soto & John (англ.) [249] установяват, че като цяло толерантността и добросъвестността се увеличават с възрастта на човек. Не се забелязва значителна тенденция за промяна относно екстровеерността, въпреки че интензивността на отношението към общността с времето намалява, а самоувереността се увеличава. Също така отвореността към опит и чувствителността леко намаляват от юношеството до средната възраст. Въпреки това изследователите също стигат до заключението, че тези наблюдавани във времето леки промени не оказват съществено влияние върху цялостната тенденция в поведението на индивида.

Всеки един от петте елемента обобщава в себе си широк набор от аспекти, носещи ни информация за много допълнителни измерения, свързани с личността. Например екстровеерността спада към категория, която съдържа в себе си и определение за човека на фона на цялата общност (общителност), самоувереност (упорит), енергичен, приключенски настроен, изпълнен с положителни емоции (ентузиаст) [132].

Този прецизен профил на фасетиране на резултата не само предоставя по-добро описание на личността, но също така и възможност за прогнозиране на подходящо работно място, например такова, което изисква публично говорене. Така, когато наистина искаме да опознаем човек, резултатите от различните фасети обогатяват получената вече информация [212]. Например зад измерението „откритост“ стоят аспекти като авантюризм, артистични интереси, дълбочина на емоциите, въображение, интелектуално любопитство, толерантност към разнообразието. Високите стойности на съвестност се свързват с преднамереност, съобразителност, подреденост, самодисциплина и самоувереност. Енергичността, напористостта, жизнерадостта, дружелюбността и любезността са част от измерението за екстровеерност. Понятието сговорчивост се свързва с алтруизъм, кооперативност, скромност, съпричастност и доверие, а високите стойности на невротизма са свързани с гняв, безпокойство, меланхолия, настроение, самосъзнание и чувствителност към стрес [212].

Според Риаз и др. - Riaz et al. (англ.) [221] всяка от големите пет личностни черти може да бъде съпоставена към някой специфичен поведенчески модел на вземане на решения, класифицирани от Скот и Брус (1995) - Scott & Bruce (англ.) [234]. Например добросъвестните индивиди са склонни да възприемат рационалния стил на вземане на решения, подхождайки аналитично, а отвореността е положително свързана с интуитивния стил. За спонтанния стил е типична нуждата от бързо вземане на решение и той е положително свързан с екстровеерността. Сговорчивостта е положително свързана със зависимия стил при правенето на избори, който се характеризира с прекомерна зависимост и нужда от консултации. Рахаман (2014) - Rahaman (англ.) [217] също



така установява, че невротизмът, характеризиращ се с тревожност, склонност към депресия, импулсивност и уязвимост, е положително свързан с избягващия стил. Въпреки това трябва да бъде отбелязано, че основните характеристики на личността се отнасят най-вече до индивидуалните глобални модели на мисли, чувства и поведение на индивида, докато стиловете за вземане на решения представляват по-тясна конструкция, ограничена до предпочитания начин за подход към ситуацията [221].

Интересен е фактът, че според учените моделът Големите пет се влияе както от природата, така и от възпитанието. Двойни проучвания са установили, че наследствеността (размерът на отклоненията, който може да се отдаде на гените) на чертите, систематизирани в тази конструкция, достига до 40 - 60%. Изследвания, проведени и от Риман и др. - Riemann et al. (англ.) [222] и по-късно от Ямагата и др. - Yamagata et al. (англ.) [270] също подкрепят идеята за силна генетична природа на личностните черти от Голямата петорка.

Но критиците, от своя страна, споделят мнение, че има и други особености на индивида, които не могат да бъдат напълно уловени от модела Големите пет. Според тях хората невинаги действат последователно, а често са силно повлияни от външните обстоятелства на дадена ситуация. Така основният дебат в тази област е свързан с относителната сила на личностните черти спрямо ситуациите, в които те се проявяват като предшественик на поведението и действията на индивида [74].

### 1.1.3.2 Други модели за анализ на личността

Теориите за основните личностни черти на индивида отдавна се опитват да определят точно колко са те точно. Сред по-ранните са списъкът на Гордън Олпорт - Gordon Allport (англ.) с 4000 личностни особености, 16-факторната рамка на личността на Кател, която се смята за прекалено сложна и триизмерната теория на Ханс Айзенк - Hans Eysenk (англ.), която пък е твърде ограничена по обхват. По-късно се появява моделът Големите пет, който предлага многообхватна информация за личността, но за съжаление, той невинаги е приложим, например в контекста на изследвания в интернет и по-конкретно в електронната търговия, тъй като дължината му не е пренебрежимо малка. За тази цел е подходящо да се разгледат други подобни подходи за идентифициране на личностните особености на потребителя, които биха могли да уловят дори и други допълнителни аспекти на нашето поведение, предлагайки друг прочит на Теорията на личностните черти [51].

**Моделът НЕХАСО** - Нова рамка, разработен от Лий и Аштън - Lee & Ashton (англ.), разширява обхвата на познатия до момента петфакторен модел. НЕХАСО запазва оригиналните черти от Големите пет, но съдържа една допъл-

нителна черта - честност/ смирение, която авторите описват като степента, до която човек поставя чуждите интереси над своите. Хората с високи стойности на тази детерминанта са искрени, справедливи и скромни, докато тези с ниска - манипулативни, нарцистични и егоцентрични. Шестият фактор представлява тенденцията да се придържаме към социалните норми и традиции, да подхождаме към междуличностните взаимодействия с искреност и справедливост и да не очакваме специално отношение от другите. Забележително е, че някои проучвания демонстрират сериозен акцент върху шестия фактор на HEXACO и го разглеждат като широко приложимо допълнение към рамката Големите пет в много области [24].

**Моделът RIASEC** - Много тестове за професионална правоспособност се основават на модела RIASEC, създаден от американския психолог Джон Холанд - John Holland (англ.). Рамката се основава на шест основни личностни черти: реалистичен, разследващ, артистичен, социален, предприемчив и конвенционален и за разлика от останалите, описва силната връзка между средата и личността. Както работната среда е силно зависима от работещите в нея, така и решенията на потребителите са повлияни от системата, а емоциите играят значителна роля в различните етапи на цялостния процес [123], [21].

Рамката RIASEC позволява да се представи всеобхватността на индивидуалното поведение, отразявайки комплексни характеристики, които включват предпочитания към определени дейности и контексти, но също така и убеждения, ценности и житейски цели. Това може да обясни защо индивидуалните интереси в областта на образованието и професията могат да бъдат прогнозирани с голяма точност [166]. Така според разсъждения на Холанд [123] хората с реалистични, социални и конвенционални интереси са по-склонни да спрат своето развитие в по-ниските образователни нива и професии, докато тези с разследващи, артистични и предприемчиви интереси завършват във висшите образователни нива и в по-високите нива за различните професии. Всъщност първоначалните интереси на личността подсказват образователните нива, към които индивидите се стремят и съответно постигат [101], тъй като те водят хората към определени среди, насочват ги към конкретни дейности или резултати. Поради това шестте фактора на модела RIASEC включват информация за житейските цели и ценности, които могат да повлияят на бъдещия избор на човек. Например хората, които имат предприемачески интереси, се стремят към постижения, икономически успех, престиж и кариера [10].

**Тестът TIPI (Ten-Item Personality Inventory)** - Друг инструмент за оценка на личността, чиято основа се поставя от измеренията на Големите пет е TIPI тестът. Големите пет (NEO-PI-R) е утвърден стандарт за измерване на личността, състоящ от 240 елемента [72], но е твърде дълъг, за да се приложи в някои

научни изследвания. Ето защо по-късно се разработват няколко по-кратки конструкции като 60-позиционният модел NEO-FFI и Five Item Personality Inventory (FIPI)[132], състоящ се от 44 въпроса. Но предвид необходимостта от по-кратка версия, Гослинг и др. - Gosling et al. (англ.) разработват Ten-Item Personality Inventory (TIPI тест)<sup>1</sup>, състоящ се само от десет елемента. Като основа се залага на модела Big Five Inventory (BFI), създаден от Джон и Сривастава, идентичен на конструкцията Големите пет, състоящ се от 44 въпроса, както и на Five Item Personality Inventory (FIPI), създаден от Гослинг и др. [112].

TIPI тестът измерва големите измерения на личността от Големите пет - (1) екстравертност, (2) склонност към съгласие, (3) добросъвестност, (4) емоционална стабилност и (5) отвореност към опит [112] и се състои само от 10 елемента, като два дескриптора дават информация за всеки елемент [113]. Оценката се дават по 7-бална скала, която варира от 1 (напълно несъгласен) до 7 (напълно съгласен). В този си вид моделът е създаден, за да бъде завършен за около минута.

**Myers–Briggs Type Indicator (MBTI)** - Индикаторът MBTI е друга психометрична рамка, създадена за определяне на това как хората възприемат света и взимат своите решения. Майерс и Бригс - Myers & Briggs (англ.) създават тази рамка, вярвайки, че познанието за личностните предпочитания ще помогне на хората да се идентифицират с работата, за която биха били „най-удобни и ефективни“ [196].

Рамката MBTI се състои от повече от 100 елемента за самооценяване, всеки от които съдържа две твърдения и самият участник прави сам за себе си избор кой елемент най-добре го описва [175]. Съчетанието на четирите основни критерии - E (екстраверт) – I (интроверт), S(сензитивност) – N (интуиция), T (мисъл) – F (чувства), J (съждение) – P (възприятие), дава обозначение за един от 16-те типа, например ENTP, ISFJ и така нататък [77].

Тук, вместо да получи определен числов резултат относно критерия „екстравертност“, индивидът се определя като „екстраверт“ (E), ако отговори на повечето въпроси в тази посока или обратното. Понякога разликата в отговора на един въпрос може да определи това дали да бъде обявен, да речем, за екстраверт или съответно като интроверт [23].

MBTI не се използва широко в психометричните изследвания, но за сметка на това моделът е широко разпространен в бизнес средите, например в семинари, насочени към подобряване на самоопознаването и разбирането между служителите [179]. Но все пак, екип от изследователи от Иран успешно прилага индикатора MBTI и потвърждава, че индивидуалните различия влияят върху

<sup>1</sup>TIPI - Ten Item Personality Inventory - <https://gosling.psy.utexas.edu/scales-weve-developed/ten-item-personality-measure-tipi/>

това как хората вземат решения за пазаруване във виртуална среда [227].

### Моделът ESV

(**Eigenschaften - Situationen - Verhaltensweisen**) - Моделът "Черти на характера - Ситуации - Поведения" (нем.), който първоначално е разработен като метод, базиран на 16PF от Шнеевинд, Шрьодер, Кател - Schneewind, Schröder, Cattell (нем.) [232] е подход за самооценка на индивидуалните особености, който също така отчита предпочитанията на личността в определени ситуации и нейното специфично поведение [120], [60]. Чрез този подход в процеса на самооценка, в допълнение към определени качества, се търсят не само предпочитания към определени ситуации, но също така и към конкретни модели на поведение [243]. Така тестът, в който участват трите области на индивидуални характеристики, ситуации и поведение, има за цел бързото определяне на личностния профил и се състои от 3 по 16 полярни позиции, всяка с възможност за отговор по пет степенна скала.

Например относно качествата на дадена личност трябва да бъдат посочени дали тя е склонна да се самоопредели като тип "обективен, хладен, трезвен" или "общителен, сърдечен, отворен". Трите индивидуални оценки за всеки първичен фактор (индивидуални характеристики, ситуации и поведение) се сумират, за да бъдат образувани 16 резултата, а петте вторични измерения [243] се определят чрез претегляне на 16-те основни фактора (Таблица 1.1).

<b>5те вторични измерения на ESV</b>	
QI	ниско или съответно висока степен уважение към установените норми и правила
QII	ниско или съответно високо ниво на издръжливост и устойчивост в трудна ситуация
QIII	ниско или съответно високо ниво на независимост при вземане на решение
QIV	ниско или съответно високо ниво на готовност за вземане на решение
QV	ниско или съответно високо ниво на готовност за реализиране на контакт

Таблица 1.1: Вторични измерения на ESV

Според Щангл - Stangl (нем.) [244] наличието на отношение между поведението и личността доказва, че личните предпочитания към ресурсите, независимо дали са икономически или психологически, зависят от специфичните характеристики на човека.

### 1.1.4 Научни изследвания за връзката между личността и процеса на вземане на решения

Както беше изяснено дотук, отличителните характеристики на личността оказват силно влияние не само върху характера, нагласите и навиците на индивида, но и върху процеса на вземане на решения [155]. Това е така, защото личността е вътрешна структура, в която опитът и поведението са свързани чрез набор от човешки психологически детерминанти, които водят към относително последователни и трайни реакции относно стимулите от околната среда. Съществуват различни изследвания относно връзката между личностните черти и стиловете за вземане на решения, които доказват, че всички ние споделяме едни и същи индивидуални характеристики, но проявени в различна степен [193].

В съвременния свят хората са много загрижени за своя имидж и статуса в си обществото, което е пряк резултат от техния материален просперитет. Професията, която човек има, също оказва влияние върху продуктите, които консумира. Статусът на човек се проектира чрез материални символи и вещи и така стилът на живот отразява личността и концепцията за себе си [204], [219]. Следователно за бизнеса е все по-необходимо, а за науката е все по-интересно, да се изследва влиянието на личностните фактори и начина, по който те контролират поведението и решенията на потребителя. Така чрез утвърдени в науката модели, редица учени анализират тази зависимост. Нарой и Карази - Nargoöi & Karazee (англ.) [197] изучават индивидуалните различия, отношението към живота и стилове на вземане на решения сред студентите в Иран. Те използват въпросника, разработен от Маккрей и Коста - McCrae & Costa (англ.) [179], а стилът на вземане на решения оценяват чрез Decision-Making Style Questionnaire (GDMSQ) съдържащ 23 позиции, разработен от Скот и Брус - Scott & Bruce (англ.) [234]. Учените откриват значителни връзки между личностните характеристики и стиловете на вземане на решения. Тяхната хипотеза, която впоследствие е потвърдена, твърди, че приемливостта, откритостта и невротичността са основните детерминанти на личността, които предсказват стиловете на вземане на решение. Резултатите от регресионния анализ разкриват, че екстровеертността, откритостта и приемливостта са основните предсказатели на създаването на стил, а други са елиминирани от по-нататъшен анализ. Данните показват още, че екстровеертността има мощната връзка с отношението към живота. Всъщност екстровеертите са по-социални, поемат риск и изпитват повече положителни емоции от другите. Основано на резултатите, те заключват, че личностните черти влияят върху начина на живот и върху отношението към живота. Откритията показват още, че съществува значителна отрицателна връзка между невротизма и установеното отношение към живота. Хората, които имат високи стойности на невротизъм, са по-склонни към депресия, тревожност и ирационалност. Несъмнено този аспект на личността намалява качеството на живот и му влияе негативно.

Риаз и др. - Riaz et al. (англ.) [221] също потвърждават това с проучване, проведено сред студенти. Те използват също въпросника относно общия стил на вземане на решения Decision-Making Style Questionnaire (GDMSQ), разработен от Скот и Брус - Scott & Bruce (англ.) [234] и Mini-Marker Personality Inventory (MMPI) [181]. Авторите откриват, че различните типове личност оказват между 15.4% до 28.1% влияние в стиловете на вземане на решения. Авторите достигат до извода, че аспектът „екстровеерност“ има положителна връзка с интуитивен и спонтанен стил на вземане на решения. Отвореността към нови изживявания е свързана позитивно с интуитивния стил на вземане на решения, а високата оценка на измерението сговорчивост положително предсказва взаимодействие със зависимия стил на вземане на решения. Добросъвестността положително предсказва рационалния, а невротизмът - избягващия стил на вземане на решения. Настоящото изследване дава представа за ролята на личността при вземането на решения.

Рахаман - Rahamann (англ.) [217] също изучава взаимовръзката между индивидуалните специфики на човека и стиловете за вземане на решения сред група студенти. Той използва модела Big Five Inventory (BFI), разработен от Джон и Сривастава - John & Srivastava (англ.) [132] и Мелбърнския модел Melbourne Decision Making Questionnaire (MDMQ), разработен от Ман и др. - Mann et al. (англ.) [172].

Байва и др. - Bajwa et al. (англ.) [26] използват в своето проучване опис на Big Five Inventory (BFI), разработен от Джон и Сривастава - John & Srivastava (англ.) в комбинация с Decision-Making Style Questionnaire (GDMSQ), разработен от Скот и Брус - Scott & Bruce (англ.) [234]. Той стига до заключението, че добросъвестните хора вземат рационални решения и жените са склонни да имат добри възможности за вземане на решения в сравнение с мъжете.

Работата на Байрам и Айдемир - Bayram & Aydemir (англ.) [35] също води до редица заключения. Прилагайки Decision-Making Style Questionnaire (GDMSQ), разработен от Скот и Брус - Scott & Bruce (англ.) [234] и Big Five Inventory (BFI) на Джон, Донау и Кентъл - John, Donahue & Kentle (англ.) [131], изследователите стигат до извода, че жените показват по-интуитивна способност за вземане на решения от мъжете. Този резултат корелира с изследванията на Байва и др. - Bajwa et al. (англ.) [26], които добавят, че жените са по-невротичния пол. Байрам и Айдемир потвърждават още, че високите стойности на екстровеерност имат положителна връзка с рационалния и интуитивен стил и отрицателна с избягващия стил на вземане на решения, което откриваме като резултати и при проучванията на Нарой и Каразее - Narooi & Karazee (англ.) [197], а също и при Риаз и др. - Riaz et al. (англ.) [221]. При оценката за сговорчивост (проявяване на съгласие) са налице положителни значими корелации с рационалния, интуитивния и зависимия подход и отрицателни със спонтанния стил на вземане на решения. Наблюдава се и положителна връзка между добросъвестността и ра-

ционалните, интуитивни стилове на вземане на решения и отрицателна такава при степента на добросъвестност с избягващия и спонтанен подход при вземането на решение. Както при Риаз и др. [221], Байрам и Айдемир [35] установяват съществуването на положителна корелация между зависимите и спонтанните решения с по-невротичните личности. Екстровеерността оказва положителен ефект върху спонтанен стил на вземане на решения, а съвестността - върху рационалния и интуитивен подход и отрицателен върху избягващия стил. Невротичната личност има отрицателен ефект върху рационалния стил на вземане на решения и положителен върху интуитивния, избягващия и спонтанния стил. Тези резултати са в съответствие с резултатите, до които стигат и Риаз и др. [221], както и Байва и др. [26].

Отман и др. (2020) - Othman et al. (англ.) [208], от своя страна, също установяват наличие на корелация между зависимия стил и невротизма у човека. Според тях спонтанният стил има положителна връзка с невротизма и отрицателна връзка с проявата на добросъвестност. Екстровеерните черти у личността имат ефект върху спонтанния стил на вземане на решение, проявяването на съгласие - върху интуитивния и зависим стил, а характеристиката „проявяващ съвестност“ има отрицателен ефект върху избягващия и спонтанен стил на вземане на решения и положителен ефект върху рационалния стил. Невротизмът има положителен ефект върху интуитивния, зависимия и спонтанния стил, а отвореността към нови преживявания е сред чертите, които оказват положителна връзка с рационалния стил. Това проучване нагледно отново потвърждава значението на всички външни и вътрешни фактори систематизирани от Коклич и Вида - Koklic & Vida (англ.) [147], оказващи пряко влияние върху личността в процеса на правене на избор и вземане на решения.

Изследователите стигат и до заключението, че аспектът добросъвестност е отрицателен предиктор за осъществяването на компулсивен тип пазаруване. По-добросъвестните хора, успяват да контролират импулсните си емоции, които са предпоставка за появата на компулсивно поведение. Освен това констатациите въвеждат невротизма като важен предсказател на импулсивното пазаруване. Тези резултати са очаквани, тъй като в природата си невротичните са склонни към импулсивност, търсейки временни начини за преодоляване на стреса. От своя страна, добросъвестността и откритостта се определят като важни предсказатели на утилитарните пазарни ценности, но в същото време при тези аспекти се отбелязва наличието на отрицателна връзка с натрапчивите и импулсивни покупки [118].

Гохари и Ханзае (2014) - Gohary & Hanzaee (англ.) [118] съобщават още за положителна връзка между екстровеерността и компулсивното пазаруване, което е подобно на заключението на Маккрей и Коста - McCrae & Costa (англ.) [72], екстровеерните обръщат повече внимание на предимствата и забавните, страстни, активни и позитивни емоции. Добросъвестните и сговорчивите са насочени

към целта и планират, преди да предприемат каквито и да било действия. Затова текущите изследвания съобщават за положителна връзка между тези две черти и утилитарни ценности, както и отрицателна с натрапчивите и импулсивни покупки.

Въз основа на всички изброени по-горе изследвания става ясно, че в науката има редица научни трудове относно връзката между различните измерения на личността и вземането на решения. В резултат на тях се доказва значителната корелация между личностните черти и вземането на решения [35].

## 1.2 Индивидуалност, предпочитания и прогнозиране поведението на потребителя при вземане на решение в интернет

Както беше изяснено в предишната точка 1.1.3 на настоящия труд, човешката личност се характеризира и измерва чрез отличителни характеристики, които се определят като „ендогенни, стабилни, йерархично организирани основни разположения, управлявани от биологични фактори като гени и мозъчни структури“ [254]. Но поведението на потребителите по цял свят би могло да бъде повлияно от различни взаимосвързани психологически, социологически, икономически детерминанти, които ги подтикват да правят различни избори [43]. Културните традиции, степента на образование, както и стилът на живот имат силно влияние върху техните предпочитания. Освен това силните икономически промени в обществото, глобалните финансови и икономически кризи са етапи в житейски аспект, които биха могли да доведат до трансформиране на приоритетите и нуждите на потребителите [218]. Ето защо отличителните характеристики на личността се приемат от науката като една от основните детерминанти за нашите действия и избори [118]. Те се разглеждат като психологическа конструкция, целяща да обясни голяма част от човешко поведение и не само отразяват последователните модели на поведение, мисъл и междуличностна комуникация на индивида, но също така влияят върху важни житейски аспекти, включително решения, щастие, мотивация, предпочитания, емоции, психическо и физическо здраве. Например привързаността на хората към някои марки маратонки, музиканти или дори безалкохолни напитки им помагат да определят своето място в съвременното общество. Подобни избори, освен така желания статут, им дават и възможност да създават връзки с други потребители, които споделят подобни предпочитания [258]. Така изучаването на личността надеждно, валидно и ефективно се превръща във фактор от първостепенно значение в психологията и може да бъде от полза и на много други сфери, например при анализа на съдържанието в социалните мрежи, системи за препоръки и прогнози, откриване на измами във виртуалното пространство



и други [85]. Според изследователски екип [269], ръководен от Ди Ксуе - Di Xue (англ.), учен от катедра „Информационни науки“ към университета в Нанкин, Китай, занимаващ се с проучвания в областта на информационната сигурност, анализът на данните от дигиталните ни следи в интернет, а също и разкритата лична информация в социалните платформи, предоставя възможност да се изучи поведението на потребителите и да се направят изводи за техните личностни черти.

Маркетинг специалистите харчат огромни средства, опитвайки се да разберат защо хората купуват продукти и услуги. Понякога изглежда, че няма причина за това, но в действителност винаги има такава [25]. В днешното общество пазаруването не е само с цел задоволяване на някои основни нужди, а много често това се прави без действително да са нужни избраните продукти и услуги. Покупката често е импулсивна и причините за нея не се оценяват рационално. През повечето време хората дори не си дават сметка, че пазаруването за тях се е превърнало в социална зависимост. Почти 6% от населението в Америка страда от натрапчива нужда за покупка, като тази тенденция се увеличава [41].

Потребителската психология изследва процесите, които протичат при индивида, когато той избира, купува, използва продукти, услуги или прави опит да задоволи своите нужди и желания. От една страна, стои така нареченото импулсивно пазаруване, определящо се от външни стимули. Например докато чакате на опашка на касата, добавяте лека закуска, сода или дъвка в пазарската си количка. От другата страна, е компулсивното пазаруване, при което желанието за покупка идва отвътре, породено от чувство на безпокойство, което индивидът иска да успокои, за да се почувства по-щастлив. Но често компулсивният потребител, поддавайки се на своите вътрешни импулси свързани с осигуряване на положителни емоции, незабавно след покупката изпитва чувство за вина и дори депресия [41]. Така решението за консумация обикновено се превръща в кулминацията на поредица от етапи, които включват признаване на нужда, търсене на информация, оценка на алтернативи, покупка и оценка след покупката [248]. Като пример могат да бъдат разгледани по-екстровеерните личности, които съгласно теорията на Коста и Маккрей (1992) - Costa & McCrae (англ.) [72], обръщат повече внимание на предимствата и забавните, страстни, активни и позитивни емоции. Този факт потвърждават също и анализите на Гохари и Ханзае - Gohary & Hanzae [118], както и тези на Моуен и Спийърс - Mowen & Spears (англ.) [192], според които е налице отрицателна връзка между компулсивното пазаруване и екстровеерността. В допълнение те установяват още, че невротизмът показва положителна връзка с импулсивно купуване на стоки, както и с хедонични стойности на пазаруването.

В действителност съществуват много комплексни причини, поради които клиентите решават да похарчат трудно спечелените си пари, за да направят

една или друга покупка, но е трудно да бъде определено защо са решили да го направят. Откриването на факторите, увеличаващи мотивацията на купувача, е от изключително значение. Престиж, лукс, стил, качество, надеждност, трайност са сред важните условия, които производителите вземат предвид и на които залагат [258]. За тази цел определянето спецификата на личността се превръща във важно условие за ефективното функциониране на автоматичните системи, свързани с прогнозирането и създаването на модели на поведение и предпочитания на потребителите, чиято роля се превръща в основна разлика между офлайн и онлайн средата. Следователно теориите и концепциите, приложими в офлайн среда, невинаги са подходящи за онлайн бизнеса. Съществуват многобройни проучвания, потвърждаващи, че отличителните характеристики на онлайн клиентите влияят върху тяхното поведение при обмисляне на покупка [254]. Индивидуалността въздейства и върху отношението към интернет, мотивацията и критериите, използвани при оценка на магазините, върху очакванията на потребителите по отношение на магазините, които посещават, както и на удовлетвореността им относно качеството на услугите [81]. Точно удовлетвореността е от съществено значение за установяване на дългосрочни взаимоотношения с клиентите и поддържане на рентабилност [122]. Затова по-доброто разбиране на факторите, оказващи влияние върху потребителите, е много важно за подходящия избор на точната маркетингова стратегия, която да направи търговската концепция по-привлекателна за клиентите и по-успешна за компанията.

Ето защо днес възможността за персонализация се превръща в необходим подход в сферата на електронната търговия, чрез който бизнесът може да задържа своите клиенти и да привлече нови. Анализатори смятат, че след 2018 година, електронните компании все повече реинвестират значителен дял от своята печалба за подобряване на отношенията си със своите клиенти, осъзнавайки, че индивидуалните различия на потребителите са сред основните фактори, които определят начина, по който човек обработва информацията от околната среда [205].

Още преди десетилетия учените по маркетинг откриват значителна връзка между специфичните различия между хората и някои предпочитани продукти като вода за уста, алкохолни напитки, автомобили и други [140]. Но в наши дни, според професор Бютнер (2017) - Buettner (нем.) [58] от университета Аален в Германия, съвременните компютърни технологии предоставят инструменти за прогнозиране на личността на потребителя, анализирайки обема данни, който той оставя в интернет. Затова определянето на типа личност се оказва много плодотворно за създаването на бъдещи прогнозиращи системи. Впоследствие комбинирането на знанията за потребителя и предположенията за предпочитани от него продукти и услуги значително би подобрило нивото на обслужване и би разширило обема на електронните пазари. Така идентифицирането на типа потребител се превръща в средство за персонализиране на пазаруването в

интернет. Чрез определянето на „типа купувач“ се създава класификация на потребителите с подобен подход и мотивация, чрез което компаниите могат ефективно да приспособят своите продукти и услуги към различните сегменти на пазара [7].

Досега са правени различни опити за персонализацията в електронната търговия, основани на фактори като тип потребител, мотивация и поведение при пазаруване, нужда от социална подкрепа и статут. Например, използвайки извадка от близо 230 потребителя на уеб магазини, Ададжи и др. - Adaji et al. (англ.) [7] разработват проучване и правят една значима констатация, а именно, че личностната характеристика, типът потребител и необходимостта от статут обясняват почти 60% от вариацията в намерението и реализирането на онлайн покупка. Авторите също така обобщават, че характеристиката „тип потребител“ има най-голямо влияние върху намерението за покупка, докато въздействието на социалната подкрепа е в по-ниска степен. От изследването им още става ясно, че личността на индивида и категорията, в която той попада по отношение на „тип потребител“ оказват пряко влияние върху нуждата му да изглежда престижно, независимо от доходите или социалния статус.

**Типология на потребителите в онлайн магазините** - Класифицирането на купувачите според тяхната мотивация и поведение за пазаруване, според Ром (2004) - Rohm (англ.) [224] е ключов аспект за подпомагането на бизнеса ефективно да приспособи продуктите и услугите си към различните сегменти на пазара. Факторът „тип потребител“ класифицира потенциалните клиенти въз основа на техните мотивация и поведение при пазаруване и може да бъде валиден критерий за персонализация в електронната търговия [171].

До днес повечето съвременните типологии за концептуално групиране на онлайн клиентите са разработени от различни изследователски екипи [187] и имат сходна структура като ги разпределят в четири основни категории:

- потребители, търсещи удобството на онлайн пазаруването, които обикновено не преследват незабавното притежание на желаните продукти;
- търсачи на възможности, които са по-заинтересовани да търсят разнообразни продукти в различни търговци и марки;
- балансиран купувачи, мотивирани от необходимостта да търсят информация, планиращи пазаруването си;
- потребители, предпочитащи физическия магазин, търсещи незабавно притежание на желаната стока и предпочитащи реалния контакт с продавача.

**Необходимост от статут на потребителя** - Характеристиката „необходимост от статут“ също играе полезна роля в изучаване на потребителите на електронна търговия, тъй като значително влияе върху намерението за покупка. Този извод също е в съответствие със заключенията на Чан (2015) - Chan (англ.) [67], според който потребителите, които са склонни да пазаруват луксозни продукти до голяма степен го правят, за да задоволят желанието си да притежават определен статут, независимо от доходите или текущите им нужди. Те дори вероятно ще продължат да пазаруват от конкретния търговец, ако усетят, че тази тяхна необходимост е удовлетворена. Тази аспект на потребителското поведение дава информация относно нуждата на хората да изглеждат престижни, достойни за завист или възхищение и влияе върху възприятията относно цените на продуктите и решението за предприемане на една или друга покупка [110].

**Нужда от социална подкрепа** - Понятието „социална подкрепа“ обединява в себе си част от външните фактори - семейството, приятелите, социалната среда, оказващи силно влияние при правенето на определен избор, защото хората виждат пазаруването като социална дейност и взимат решения за покупка въз основа на своя социален кръг [248].

Така нагледно става ясно, че решението за консумация се превръща в своеобразна кулминация на поредица от етапи през, които потребителят преминава - определяне на нуждата, търсене на информация, оценка на алтернативи, придобиване на впечатления, покупка с цел задоволяване на своите нужди и желания, оценка на удовлетвореността от резултата и постигането на така желания статут [248]. Ето защо, освен изучаването на неговите личностни специфики, трябва да бъдат анализирани неговото държание и предпочитания, както и отношението му към потенциалните рискове, свързани с онлайн пазаруването, за да може да се достигне до фино прогнозиране на неговото поведение на следващ етап.

### 1.2.1 Влияние на вътрешните аспекти на личността на потребителя в онлайн средата

Интернет заема все по-голяма част от ежедневието на хората и служи като социално пространство, което предоставя разнообразни възможности за комуникация и взаимодействие между потребителите [133]. Чрез интернет може да бъде постигнато почти всичко, което е нужно в реалния живот – учене, работа, пазаруване, набавяне на необходимата информация. И тъй като индивидуалните характеристики играят важна роля в гореспоменатите дейности от „реалния свят“, те най-вероятно имат подобно влияние и във виртуално пространство. Личността може да бъде много важна предпоставка, модератор или критерий

при използването на виртуалното пространство във всички сфери на човешкия живот [220]. Вземайки това предвид, при разработването на потребителски интерфейси е добре да се обърне особено внимание на различията между отделните потребители [220]. Това ще даде възможност да бъде създаден уебсайт, удобен за всеки потребител и с добро ниво на ползваемост. Идентифицирането на всеки клиент поотделно се превръща в средство за персонализиране и класифициране на посетителите с подобни личностни характеристики и поведение по време на пазаруване. Изследванията показват, че чрез определянето на типажа на потребителите, компаниите могат ефективно да приспособят продуктите и услугите си към различните сегменти на пазара и чрез този подход съответно да изградят своята по-успешна маркетингова стратегия. След редица свои проучвания, до този извод достига и Ифеомена Ададжи - Ifeoma Adajì (англ.), изследовател във факултета по информатика, към университета Саскачеван в Канада, която изучава ефекта на личността при персонализирането в електронната търговия [8].

Също така чрез анализ на поведенческите остатъци на личността в околната среда е възможно да се направи нейна точна оценка. Въпреки изместването на човешките взаимоотношения и комуникация към онлайн платформите днес, изводи за човешката личност могат да бъдат направени дори от записите на използването на клавиатурата и мишката на компютъра [145] или езиковия изказ във Facebook [149]. Така, вземайки предвид езиковите особености на потребителите в социалните мрежи, чрез различни методи на компютърните технологии могат да бъдат предвидени техните индивидуални особености. Например може да бъде посочен проектът на IBM Watson™ Personality Insights<sup>2</sup>, който чрез приложения, основани на лингвистичен анализ, позволява извличането на личностните характеристики на хората (като димензиите от модела „Големите пет“, нужди и ценности) от цифрови комуникации като имейл, публикации в блогове, туйтове и харесвания във Facebook [126].

Според изследователския екип на професор Цюнига - Züniga (нем.), понастоящем изучаващ медийните иновации към Виенския университет, популярността на социалните медии като основен начин, по който хората по света се свързват в дигитална среда, води до голям интерес относно ролята на вътрешните аспекти при прогнозирането на поведението на потребителите в интернет. Всеки ден хората зареждат стотици милиони снимки във Facebook и пишат съобщения, публикуват интереси, дейности и приложения на своите стени. Едновременно с това стотици милиони туйтове се публикуват ежедневно в Twitter. По този начин индивидуалните различия се отразяват в комуникационните навици и патологии на хората и следователно са пряко свързани с моделите на потребление. Цюнига и др. (2017) (нем.) [273] използват концепцията на Големите пет, провеждайки проучване на връзката между личностните черти на

---

<sup>2</sup>Watson Personality Insights - <https://www.ibm.com/cloud/watson-personality-insights>

хората и употребата на социалните медии сред 20 общества. Констатациите показват, че макар екстровеерността, толерантността и добросъвестността да са положителни предсказатели на различните видове използване на социалните медии, емоционалната стабилност и откритостта са отрицателно свързани с тях. И още, по-екстровеерните хора са склонни да използват по-често социалните медии за реализиране на целите си. Освен това по-високи нива на сговорчивост са положително свързани с по-честото използване на социалните медии, а също и с използването им за получаване на информация и взаимодействие с другите. Противоположно на екстровеерността и сговорчивостта, емоционалната стабилност негативно предсказва всички употреби на социалните медии. Това означава, че колкото по-емоционално стабилни са хората, толкова по-малко време прекарват в социалните медии. Резултатите показват още, че хората, които са по-отворени за нови преживявания, са положително свързани с по-честото използване на социалните медии.

#### **1.2.1.1 Влияние на личността при вземането на решение за онлайн покупка**

Онлайн поведението на клиентите включва широк спектър от процеси и дейности, свързани със сензорни реакции, възприятия, формиране на отношение, предпочитания, решения, оценка на удовлетвореността и формиране на лоялност. Всички тези процеси са резултат на влиянието на фактори, включващи мотивация, индивидуални различия, ценности, настроения, емоции, нагласи, възприятия, опит в използването на интернет, демографски, икономически и социални характеристики на потребителите. Констатациите показват още, че потребителите по целия свят, които пазаруват онлайн, споделят много подобни характеристики и имат сходни предпочитания по отношение на желанието си за удобство, по-импулсивни са и имат по-благоприятно отношение към директния маркетинг и реклама [45]. След установяването на факта, че личността оказва значително влияние върху поведението при предприемане онлайн покупки, би трябвало да бъде обмислена и алтернативата, че тя влияе и върху приоритета и важността на определени критерии за подбор и предпочитание на онлайн магазините. Поведението на клиентите се влияе пряко от атрибутите, свързани с онлайн търговеца, включващи конструктивни характеристики и дизайн на магазина, разнообразие в асортимента на предлаганите продукти и услуги, тяхното качество, имидж на марката и на търговеца [81]. Например, когато клиентът види рекламен банер или онлайн промоция, това привлича вниманието му и стимулира неговия интерес. Но преди да вземе решение за покупка, той се нуждае от допълнителна информация, която може да бъде набавена чрез различни онлайн канали [163] - търсачки, сайтове, коментари и отзиви. Когато той вече е достатъчно осведомен, настъпва моментът на нужда от сравняване на разглежданите продукти, а също и на техните алтернативни опции. По вре-

ме на този етап добре организираната структура на уебсайта и атрактивният дизайн са важна предпоставка, която може да убеди потребителя да предприеме покупка точно от този търговец. Най-полезната характеристика на интернет е, че той предоставя възможност за поддържане целия този детайлен процес преди етапа на покупката, тъй като помага на клиентите да сравняват различни опции и да вземат своето информирано решение. Докато по време на етапа на покупка асортиментът от продукти, услугите и качеството на информацията изглеждат най-важният момент, който помага на потребителите да решат какъв продукт да изберат или от кой продавач да купят, но по-късно те понякога имат проблем или притеснение относно своя избор, искат да променят или върнат продукта. В този момент услугите за връщане и обмен стават по-важни [141].

Въпреки това в основата на поведението на всеки потребител са личностните черти, които определят поведението му в редица социални и лични контексти както в офлайн, така и в онлайн среда. Така възможността да бъдат направени научни заключения по отношение на влиянието на личностните особености върху поведението на потребителя в интернет, се крие във факта, че хората с приблизително подобни относителни черти се държат по подобен начин както в реалния, така и във виртуалния свят. Те имат подобни навици, предпочитания и поведение както дали в социалните медии, така и в процеса на онлайн пазаруването [179], [220]. Поглеждайки от страна на съвременния потребител, Винсиарели и Мохамеди - Vinciarelli & Mohammadi (англ.) установяват, че от гледна точка на психологията се наблюдава корелация между основните характеристики на личността от модела Големите пет и „типа потребител“ [259]. Проучванията разкриват, че отговаряйки на сравнително кратък въпросник може да бъде прогнозирано човешкото поведение в много различни аспекти на живота – от пристигане навреме и изпълнение на работните задачи до употреба на наркотици и правенето на избори [33]. Вземайки това предвид, някои автори, сред които и Нгай и др. - Ngai et al. (англ.) [198] предлагат използването на теорията за отличителните личностни черти като добре установена основа за разработване на приложения за социални мрежи и персонализиране на уебсайтове.

Донту и Гарсия - Donthu & Garcia (англ.) [82] са сред първите изследователи, които изучават връзката между индивидуалната специфика на личността на потребителя и поведението му в интернет, особено при предприемането на покупка. Според тях онлайн потребителите са по-импулсивни в сравнение с тези, които са „офлайн“. Резултатите от тяхното проучване показват, че тези, които купуват от електронни магазини, са по-отворени за нови неща, готови са да поемат рисковете свързани с покупката, търсят разнообразието и са по-импулсивни в сравнение с потребителите, които предпочитат да купуват офлайн. По-късно в статията си Босняк и др. - Bosnjak et al. (англ.) [54] добавят обаче, че съществува голяма вероятност липсата на опит относно онлайн

покупките особено да засили ефекта и влиянието на вътрешните аспекти на личността върху решението за онлайн покупка. Ето защо изучаването на спецификата на потребителя може да улесни познаването на потенциалните му нужди и предпочитания. Възползвайки се и от валидираните модели за оценка на личността, онлайн сайтовете биха могли да бъдат адаптирани спрямо поведението на съответния пазарен сегмент, за да осигурят по-голяма удовлетвореност на своите клиенти и да подобрят връзката си с тях. Както беше дискутирано по-горе, моделите за специфичните личностни черти се основават на човешките преценки за семантично сходство и връзки между прилагателните имена, които хората използват, за да описват себе си и останалите. Макар и многобройни, термините могат да бъдат организирани в няколко основни измерения [108]. Както е представено по-горе, най-използваната концепция за изучаване на специфичните аспекти на личността днес - петфакторният модел (FFM/ Големите пет), включващ най-известните характеристики (невротизъм, екстровеерност, сговорчивост, отвореност към новото, добросъвестност), предоставя концептуална рамка, в чиято основа лежи разнообразието в човешкото поведение и предпочитания. Около този модел се обединява и голяма част от резултатите от изследванията в модерната психология относно индивидуалните различия [73], [107]. Но в литературата има различни рамки, чиято компилация ни позволява да екстраполираме личностния профил на основата на петфакторния модел, тъй като, за съжаление, поради обема му, той трудно може да бъде реализиран в оригинал в случаите, когато се цели незабавна идентификация на човека, например в сферата на електронната търговия. Тогава е подходящо да се приложат други по-кратки подходи, които позволяват да се направи аналогичен прочит на Големите пет по по-достъпен и уместен начин, който е и подходящ за процеса на персонализация на онлайн търговията [7].

Така например за анализа на взаимовръзката между поведението на клиентите по време на пазаруване в интернет и личностните им особености Усакли - Usakli (англ.) [258] прилага преведена и съкратена версия на петфакторния модел [252], като констатира, че хората, които са по-склонни да купуват от интернет, имат по-ниски стойности на съвестност. Добросъвестните хора обикновено са по-целенасочени в мотивите си, амбициозни в академичните си усилия и се чувстват по-комфортно, когато са добре подготвени и организирани, т.е. имат вече нужната информация. Установява се още, че за тревожните хора голямо значение оказват гаранциите и гарантирането на конфиденциалност на операциите, докато екстровеерните смятат, че социалните възможности, интерактивността и естетиката на магазина са особено важни. В същото време естеството на очакванията варира в зависимост от индивидуалните различия, някои клиенти са по-амбициозни, а други са по-толерантни и приемат по-лесно грешките на онлайн дистрибуторите.

От гледна точка на теорията за личностните черти на потребителите Алвес и др. - Alves et al. (англ.) [18] потвърждават на основата на своето проучване,



че екстровертността, отвореността и сговорчивостта имат положителна връзка, докато при добросъвестността и невротизмът се наблюдава отрицателна такава с импулсните покупки онлайн. Също така Туркюлмаза и др. - Turkyilmaza et al. (англ.) [257] споделят мнението, че за хората, които имат по-високи стойности на съгласие и екстровертност, уебсайтовете могат да включват платформи, които им позволяват да комуникират помежду си (споделяне на мнения, опит и оценки и други).

Цао и Чанг - Tsao & Chang (англ.) [254], изследователи към националния технологичен университет в Тайван, катедра „Информационен Мениджмънт“, си поставят за цел да проучат въздействието на индивидуалните специфики на клиентите на електронната търговия върху тяхното поведение в процеса на предприемане на покупка. Първоначално, за да оценят личността, те се позовава на фундаменталната рамка NEO-PI-R на Маккрей и Коста - McCrae & Costa (англ.) [179], но поради опасенията си относно нейния обем, изследователите прилагат създадената от Том Буханан и др. - Buchanan et al. (англ.) нейна модификация, основана само на 40 елемента [55]. През призмата на онлайн търговията, Цао и Чанг споделят своите наблюдения, че големите пет личностни черти имат различна степен на влияние върху мотивацията за правенето на покупки и това влияние се наблюдава особено изразено във виртуалните онлайн магазини. Колкото по-невротичен е човек, толкова по-трудно е да контролира емоциите си и се въздържа от пазаруване. От друга страна, потребители с високи стойности на невротизъм биха опитали да заложат на продукти с по-ниски цени и сравняването им при различни доставчици. Хората с високи стойности на екстровертност се стремят към високо ниво на социализация, споделят своя опит с другите и в процеса на закупуване са готови да следват предоставените им предложения [179]. Относно отвореността към нови предложения може да бъде обобщено, че с нарастване на стойностите на тази черта се увеличава и желанието за нови предложения в интернет, като такъв потребител не се задоволява с рутината. Въпреки че по-сговорчивите клиенти са по-лесно повлияни от естетиката на уебсайтовете и намират удоволствие от взаимодействието с други онлайн потребители, според Цао и Чанг [254], те обработват информация и търсят алтернативи при покупка онлайн, разчитайки повече на утилитарната стойност на своите действия. Освен това добросъвестността няма значително влияние върху онлайн покупките, вероятно поради факта, че по-съвестните личности проявяват предпазливост и съществуващият риск ги кара да го избягват [254]. Така невротизмът и откритостта имат значително влияние върху желанието за онлайн покупка. Съществува значителна връзка между отвореността за опит и честотата на онлайн пазаруването. При хората, които търсят сензация и при които се наблюдава тенденцията да се доверяват на намеренията и мотивацията на другите, съществува значително влияние върху честотата на онлайн покупките [54]. Но дори да предпочитат определени артикули, онлайн клиентите обичат разнообразието и според тях интернет би

им помогнал да задоволят своите потребности. Хората, желаещи да опитат нови продукти и услуги, както и импулсивните личности, които вземат решения, без да обмислят финансовата страна на своите действия или други последици, са по-склонни да купуват онлайн. От своя страна, по-тревожните хора отдават по-голямо значение на гарантирането на конфиденциалност на операциите, докато за екстровеитите социалните контакти, интерактивността и естетиката на магазина са по-важни [82].

Но каквито и да са приликите и разликите между различните потребители, според Каземиния и др. – Kazeminiya et al. (англ.) [142] рационалността е доминиращият стил на вземане на решения в контекста на онлайн пазаруването, който е свързан с по-детайлното търсене на информация, анализ и логическа оценка на предоставените алтернативи [234]. Препоръчително е това да бъде взето предвид с цел ефективна персонализация на потребителския интерфейс. Ето защо от съществено значение е пълното поднасяне на информацията за продуктите и техните алтернативи. От своя страна, Цао и Чанг - Tsao & Chang (англ.) [254] допълват, че утилитарната настройка за покупки е истинският двигател зад намерението на клиентите да търсят и купуват. С други думи, след като потребителят реши да закупи онлайн избран от него артикул, той всъщност влиза в мрежата, за да го потърси, да събере информация и да направи сравнение с други алтернативни предложения, преди окончателно да вземе решение. Противоположно и много по-рядко, пазаруването в интернет е от чисто хедонични подбуди, например забавление и удоволствие и това подтиква потребителя директно да направи покупка. В тази връзка авторите [254] провеждат и изследване на връзката между личностните черти върху хедоничните и утилитарните покупки. Данните показват, че хедонистичната мотивация е повлияна положително от екстровеитността и отвореността за преживявания. От това става ясно, че хората, които са по-екстровеитни или по-отворени към нови преживявания, са по-склонни да търсят забавление, вълнение и удоволствие по време на онлайн пазаруване. Карл и др. (2007) - Karl et al. (англ.) [138] също добавят, че потребителите с по-висока степен на екстровеитност и отвореност към опит биха участвали активно в дейности като забавления и игри.

Относно утилитарните подбуди към онлайн пазаруване, в своето изследване Гуидо и др. - Guido et al. (англ.) [117] заявяват, че поведението при пазаруване интровоитните индивиди може да бъде определено по-скоро като утилитарно, което също затвърждава посочената по-горе връзка между екстровеитността и хедоничните подбуди. Цао и Чанг - Tsao & Chang (англ.) [254] заявяват още, че потребителите, притежаващи по-висока степен на добросъвестност са по-склонни да извършват дейности в търсене на познание, качествена обработка на информацията, алтернативна оценка и други. Това потвърждават и Гохари и Ханзае - Gohary & Hanzaee (англ.) [118], но добавят, че и откритостта до известна степен е важна предпоставка за утилитарните ценности при пазаруване. Не е изненадващо съвестността да се появи като активен параметър в проучването

на мотивацията за покупка, но въвеждането на откритостта като предпоставка за утилитарни действия е противоположно на предоставеното определение за отвореност, дадено от Коста и Маккрей - Costa & McCrae (англ.) [72].

### 1.2.2 Взаимодействие на потребителя с интерфейса

Всеки уебсайт трябва да предизвиква доверие у посетителите си, трябва да може да привлече внимание и да успее да задържи посетителя. Приоритетите и методите за оценка от страна на потребителите днес са същите, както преди повече от 20 години, въпреки че самата мрежа постоянно и динамично се развива. Това, което сега определяме като „качествен“ дизайн, изглежда различно от реномиран уебсайт от миналото, но онова, което влияе върху възприятието на потребителя, не се е променило и няма да се промени и в бъдеще [11]. Якоб Нилсен – Jakob Nielsen (англ.) [199] систематизира четирите фактора, според които определен уебсайт може да бъде определен като надежден:

**Качество на дизайна** - Първата стъпка към спечелването на доверие е сайтът да бъде легитимен и професионален. Както съдържанието на продуктовата страница, така и основната навигация трябва да бъдат добре организирани и сайтът да използва подходяща цветова схема и изображения. Предлагането на смислени навигационни етикети показват, че компанията отчита нуждите на потребителите и разбира техните умствени модели и речник. Ако връзките недвусмислено насочват потребителите в правилната посока, те ще се чувстват уверени. Относно визуалния дизайн стандартите непрекъснато се променят. Например повечето хора често смятат по-простия дизайн за по-професионален, просто защото използват повече уебсайтове, които са приели минималистичен стил и така са коригирали очакванията си с течение на времето. Цветовите схеми също оказват значително влияние върху възприеманата стойност на бизнеса и могат да маркират организация като корпоративна, бюджетна или луксозна. Препоръчително е избраните цветове да съответстват на предлагания вид услуга или продукт. Например компания за почистване, би могла да заложи на зелено и много празно пространство в своя дизайн, защото това въздейства на асоциативните възприятия за ред, свежест и чистота;

**Предварително разкриване** - В мрежата, както в реалния живот, хората оценяват, когато сайтовете разполагат предварително с цялата информация, свързана с клиентското изживяване. Това включва подробности като видно показване на информация за контакт, документиране на това, което е включено в основната цена заедно с всички допълнителни такси, представяне на връзки към политиката за връщане и гаранции или разкриване на такси за доставка, преди да поискате информация за фактуриране;

**Изчерпателно и актуално съдържание** - Изчерпателната информация, свързана с бизнеса, излъчва опит и авторитет. Потребителите оценяват сайтове, които съдържат голямо количество подходящо съдържание, тъй като показва, че организацията е добре информирана и ангажирана да помага на своите клиенти. Също така е препоръчително сайтовете за услуги да показват изображения от всички етапи на услугата, а не само крайния резултат. Най-важното е съдържанието да представлява пълната гама от услуги или продукти, предлагани от организацията или тя рискува да отблъсне тези потребители, които търсят точно липсващите елементи;

**Връзка с останалата част от мрежата** - Днес бизнесът и техните уебсайтове не могат да съществуват самостоятелно. Ето защо, когато проучват конкретни продукти и услуги, хората не разчитат само на един търговец, за да съберат нужната информация, а вместо това търсят външни, безпристрастни източници. Поради огромното влияние на социални медии и сайтове за рецензии, хората се доверяват по-често на тези източници, отколкото на спонсорирано рекламно съдържание. Що се отнася до отзивите, хората се доверяват повече на препоръки от външни сайтове, отколкото на представените на самия уебсайт. Присъствието на компанията във външни сайтове за рецензии показва на потребителя, че тя е прозрачна и уверена в услугите, които предлага [11].

Според изложеното дотук, може да бъде заключено, че лошият дизайн на интерфейса и ниското ниво на ползваемост могат да отблъснат посетителите, тъй като те са основна предпоставка за удовлетворението на потребителя след покупка. Очакванията на клиента за контрол над системата е основен проблем и ако той не може да намери очакваното съдържанието, бързо напуска сайта [267]. По този начин най-основният проблем, пред който е изправен дизайнерът при проектирането на уеб страница, е балансът между сложност и опростеност при боравене [200]. От една страна, простият и изчистен интерфейс помага на потребителите бързо да намерят това, което искат, докато сложният и натоварен интерфейс привлича вниманието и насърчава търсенето [124]. В допълнение изследванията на учените относно онлайн поведението на потребителите предполагат, че разнообразният подбор, удобството, персонализирането, наличността на информация, способността за взаимодействие със сайта и ефективността на процеса на пазаруване са особено важни за онлайн потребителите [211].

Според литературата в сферата на търговията на дребно, ползите, които клиентите търсят се влияят от техния стил. В отговор на очакванията, онлайн търговците трябва да направят изводи относно своя сегмент от клиенти и да адаптират предимствата си съгласно тях. Например, ако клиент пристигне в сайта им директно, а не чрез търсачка и търси марка на конкретен производител, неговият стил е по-скоро целенасочен, отколкото когато търси сред

разнообразието от онлайн търговци и марки. Потребителите с този подход при пазаруване могат да предпочетат специфични атрибути на сайта, например добре развита търсачка, възможност за преглед на алтернативни артикули. Като контрапункт, пристигането на клиент чрез търсачка би предполагало, че той търси търговец, а не се връща при вече познати такива и е много вероятно той да предпочете атрибути като ясно показани цени, лекота на навигацията както на сайта, така и на продукти, които го интересуват. Ето как, ако онлайн търговците имат ясна представа кой от изброените подходи клиентите прилагат най-често в процеса на пазаруване, те биха предложили съответно и най-подходящото обслужване за всеки от тях [211].

Интересното е, че въпреки нарастването на обема на търговията, стиловете на пазаруване на потребителите в електронната среда, все още не са изучени детайлно. Но все пак, Браун и др. (2003) - Brown et al. (англ.) [50] обобщават седем стила на пазаруване, някои от които са подобни на тези на Стоун - Stone (англ.) [247]. По-конкретно изследователите съобщават, че онлайн клиентите могат да бъдат търсачи на персонализирани услуги, пазаруващи за удоволствие, търсещи най-ниските цени, клиенти, привлечени от удобството, пазаруващи онлайн от интерес към общността (местни търговци), изпитващи комбинирани подбуди или апатични потребители, които не се наслаждават на процеса.

Вземайки това предвид, за насърчаването на потреблението, стратегически е препоръчително да бъдат използвани специфичните инструменти, които да са подходящи за всеки от изброените стилове. Например за клиентите, търсещи персонални услуги, е добре да получават актуализации по имейл относно въвеждането и промоциите на продукти. За тези, които пазаруват за развлечение трябва да се създадат визуално атрактивни уебсайтове [50].

Освен това трябва да се предвиди още, че всеки клиент предпочита някои характеристики на онлайн магазина и разчита на тях, като в същото време обръща по-малко внимание на други. Така чрез цифровите характеристики на естетиката и дизайна, елементите могат да бъдат умишлено подредени по определен начин, за да привлекат сетивата или емоциите на посетителя [18]. За тази цел компютрите и особено изкуственият интелект позволяват всеки клиент да бъде разгледан поотделно и обслужването му да бъде персонализирано и адаптирано спрямо неговите желания, очаквания, нагласи и вярвания [149].

Според проучването на Цао и Чанг - Tsao & Chang (англ.) [254], онлайн магазините, които променят своите характеристики спрямо сегментацията на пазара и типа потребител, биха били по-успешни и биха имали по-продължителен жизнен цикъл. Такива магазини разработват маркетингови стратегии, които са по-полезни, включително изгодни цени, удобство, практичност и качествена информация, с цел трайно да привлекат своите потребители и да отговорят на техните очаквания. Например, когато онлайн клиент търси пералня, ако уебсайтът изясни всички подробности относно тригодишната гаранция за про-

дукта и безплатната доставка и инсталиране, той ще привлече по-ефективно вниманието и ще увеличи вероятността за извършване на продажба [254]. Компаниите, които навлизат в областта на електронната търговия трябва да се интересуват не само от начините, чрез които обемът на продажби им може да бъде увеличен. Особено ценно за тях е и анализирането на техните уебсайтове от гледна точка на това как те да бъдат по-привлекателни и по-ефективни [41]. Препоръчително взаимодействието човек-компютър да се фокусира върху разбирането и оценката на дизайна, ориентиран към потребителя, като се вземат предвид някои психологически детерминанти, свързани с мисли, чувства и поведение, а също и фактори като култура и основни особености, мотивация. През последните години познанията на психологията се обединяват с проучванията в областта на изкуствения интелект при изучаването на начина, по който хората използват технологиите. Това дава възможност на изследователите да стигнат до заключения относно ефективността на графичния интерфейс, тъй като този процес изисква наличието на голям брой потенциални потребители, за да бъдат разгледани по-точно разликите между отделните индивиди [18].

Това доказват и резултатите от проучването, проведено от Санайей и др. (2016) - Sanayei et al. (англ.) [227], според които начинът, по който са представени и организирани онлайн магазините, оказва 80% влияние върху намерението на пазаруване. Следователно, за да насърчат хората да правят повече онлайн покупки и да увеличат рентабилността, собствениците на онлайн магазини трябва да повишат нивото на възприеманата стойност на своите виртуални търговски обекти, подобрявайки качеството на инструментите, които използват за невербална комуникация със своите клиенти [142].

Нивото на ползваемост на всеки уебсайт е правопрпорционално свързано с вътрешното удовлетворение на потребителите след покупката или след посещението му. В резултат на техните впечатления и личностни специфики, някои от тях са склонни да ревизират своите очаквания, оценявайки своето удовлетворение по-високо, докато други дори предпочитат да преувеличават своето недоволство. Ето защо персонализирането на офертите се превръща в необходимост за спечелването на симпатиите на клиентите. Така дистрибуторите, от своя страна, могат да адаптират своите предложения и отношение към спецификата на вече идентифицираните от потребители, обръщайки особено внимание на параметри като естетика на магазина и неговите компоненти, цветове, комбинации от цветове, геометрични фигури. Освен това тази персонализация се отнася и до инструменти, гарантиращи поверителност и безопасност на процесите на поръчки и плащания, така важни за съвременния дигитален свят на комуникация [81].

Така от гледна точка на съвременния маркетинг подход, персонализацията се превръща в средство, чрез което електронният бизнес може да удължи продължителността на своя жизнен цикъл, задържайки по-дълго вниманието на

своите клиенти. Субективни влияния, сред които и личното удовлетворение на потребителя, биха могли да се превърнат в по-важни фактори за определяне на успеха и ефективността на системата [160]. Затова и дефинирането на клиентите би позволило на дизайнерите да улавят много от техните специфики, изисквания и очаквания. Така те ще разработват продукта си, съобразявайки техните особености, а също и социалната среда, с която си взаимодействат [81].

### 1.2.2.1 Личност и ползваемост на потребителския интерфейс

Понятието „ползваемост“ (usability) е абстрактно и не може да бъде ясно измерено или обозначено като цяло. Според официалната дефиниция на стандарта ISO 9241-11 (Ergonomics of human-system interaction — Part 11: Usability: Definitions and concepts) ползваемост е „степената, до която даден продукт може да бъде използван от определени потребители в определен контекст на употреба, за да се постигнат определени цели ефективно, ефикасно и задоволително“. Съществуват редица други трактовки, но продуктът, потребителите и тяхното взаимодействие играят централна роля при всички тях [128].

Темата за ползваемостта в мрежата има някои препратки към ергономията на софтуера, но също така е и различна, тъй като ползването на мрежата се извършва значително по-различно от това при софтуера. Уеб ергономията се занимава с благоприятния за човека дизайн на уебсайтове или приложения и нейната цел е разработването и оценката на използвани продукти, които дават възможност на потребителите да постигнат своите работни резултати и по този начин да вземат предвид техните нужди в съответния контекст на употреба. Той гарантира, че функционалността на уебсайта е ползваема [30].

От чисто визуална гледна точка, когато става въпрос за човеко-машинен интерфейс, от особена важност е да се вземат под внимание елементите, които имат адаптивен характер - структура, навигация, оформление, шрифт, бутони, цвят, плътност на информацията, подредба [18]. Така спазването на принципите на визуалния дизайн често води до лесни за използване и възприемане решения. Например Златното сечение, което често се използва за създаване на красиви произведения на изкуството, също се прилага при форматирането, за да се създаде визуално приятна връзка между размера на шрифта, височината на линията и ширината на реда. Резултатът обикновено води до съкратени дължини на редовете, което създава баланс с празното пространство на уеб страницата и улеснява четенето на текста. Когато към това се добави и ефектен дизайн, цялостният облик на сайта ще увеличи процента на успех на задачите и ангажираността на потребителите [111].

Интернет страница, която е лесна за използване и задоволява нуждите на посетителя ще внуши доверие, което е основно изискване при вземането на решение за покупка. Например клиент, който вече е достигнал зоната на трансак-

цията и след това не може да поръча, е трудно да бъде спечелен обратно. Затова колкото по-ясен и интуитивен е уебсайтът, толкова по-скоро потребителят ще може да изпълни предвидените стъпки. Според Якоб Нилсен - Jakob Nielsen (англ.) могат да бъдат постигнати до 100% повече трафик и продажби, прилагайки методи за увеличаване нивото на ползваемост [135], както и значително да се намалят разходите за поддръжка. Ползваемостта е не само забавление, но също така създава надеждност, предвидимост и маркетингови предимства, спестява време и разходи и увеличава продажбите и лоялността на клиентите. Тя в никакъв случай не възпрепятства творчеството и не ограничава иновациите. В действителност е обратното - ползваемостта насърчава иновациите. За да може една идея да се превърне в иновация, трябва да се вземат предвид нуждите и очакванията на потребителя.

Редица проучвания показват, че индивидуалните различия на потребителите могат да повлияят на преценката им относно разглеждания от тях уебсайт. Например установено е, че степента на екстровеерност на потребителите влияе положително на възприеманата от тях лекота на използване и удоволствие от работата със страницата, докато тяхната съвестност е свързана съответно с възприеманата от тях степен на ефективност [209]. Още първоначалните изследвания относно качество на интерфейса и начина му на възприемане показват, че естетиката и дизайнът влияят върху удовлетвореността на потребителите и тяхното интерактивното потребителско изживяване [170]. В подкрепа на това твърдение биха могли да бъдат разгледани и резултатите от проучване, проведено от Туркюлмаза и др. (2015) - Turkyilmaza et al. (англ.) [257], които изучават влиянието на личностния профил на потребителите и качеството на интерфейса върху импулсивното онлайн пазаруване. Резултатите от техните анализи разкриват няколко съществени момента, сред които е и фактът, че качеството на уебсайта е особено важно за импулсивността на онлайн потребителите. Ето защо търговците, които искат да насърчат своите клиенти към покупка, трябва да обърнат особено голямо внимание на качеството на своя сайт. Освен това характеристиката „лекота на навигация“, обхващаща степента на разбиране и интуитивност, има най-важната роля по отношение на импулсивността. Като пример може да бъде разгледана последователността, която е един от най-мощните принципи на ползваемост, тоест когато нещата се държат еднакво, тогава потребителите не се притесняват какво ще се случи. Вместо това те вече са подготвени въз основа на по-ранен опит. Колкото повече от очакванията им се окажат верни, толкова по-силно ще е тяхното усещане за контрол над системата, взаимодействието с нея ще им хареса и съответно тяхната несигурност намалява [201].

От своя страна, Ойбо и др. - Oyibo et al. (англ.) [209] изследват как индивидуалните различия влияят върху възприеманата надеждност на уебсайта. Според тях сговорчивостта като личностна характеристика е най-силният предиктор за естетика и/или ползваемостта, последвана от добросъвестността.



Това предполага, че по-сговорчивите и/ или по-съвестните потребители лесно могат да бъдат по-удовлетворени естетически по време на използването на избраните от тях уебсайтове. Следователно интерфейс дизайнерите може да се наложи да работят повече върху дизайна на потребителския интерфейс, за да привлекат по-малко сговорчивите и по-малко добросъвестните потребители към своите сайтове. В резултат на това много уеб дизайни се отличават с елегантни оформления и атрактивни цветови схеми с надеждата, че ще се харесат на посетителите. От друга страна, възприеманата надеждност, която описва степента, до която потребителите се доверяват на съдържанието на уебсайт, също влияе върху тяхната преценка. Изследванията показват, че както естетиката, така и ползваемостта са предпоставка за достоверността на уебсайта и че възприеманата надеждност може да бъде повлияна от индивидуални характеристики.

Така изборът на подходящия интерфейс придобива решаващо значение, тъй като той едновременно трябва да бъде лесен за използване и да представи на потребителя всички възможни алтернативи. Удобният за използване интерфейс минимизира разочарованието на непрофесионалния потребител и не позволява той да изгради впечатление в себе си, че задачата, пред която е изправен, е твърде сложна за изпълнение и съответно да иска да я пропусне. Интерфейсът също трябва да бъде цялостен, т.е. трябва да представя всички възможности и всяка една от тях да е с ясна индикация за въздействието върху крайния резултат [12].

Онлайн магазините обикновено предлагат на потребителите множество информация и функции, които въпреки голямото си разнообразие, могат да бъдат групирани в три широки категории, както следва [156], [142]:

**Съдържание** - Всичко, даващо информация на потребителя за разглежданния от него продукт (текст, изображения, описания на продукти, етикети, оценки и коментари).

Според Якоб Нилсен - Jakob Nielsen (англ.) [200], изследовател и консултант на потребителския интерфейс, началната страница действа като водещ елемент на всеки уебсайт, тъй като отговаря на въпросите „Къде съм?“ и „Какво прави този сайт?“. Представянето на очакваната от потребителя информация под формата на лесно разбираем текст привлича неговото внимание. Поради това добрата му организация е от особена важност по отношение на възприемането от страна на читателя – подзаглавия, маркировки, използване на ключови думи, по-кратки параграфи, прост и стегнат стил на писане. Сю и др. - Su et al. (англ.) [250] проучват различните типове уебдизайн, фокусирайки се върху сензитивно и интуитивно мислещите потребители. Тъй като сензитивният тип личности предпочитат да видят разликите между концепциите и да отделят процесите от целите, авторите проектират интерфейс за превъртане с глобален

изглед и така им предоставят възможност за създаване на представа за цялостния модел. За разлика от това, интуитивните личности свързват процесите с целите и виждат интеграцията. Затова те очакват интерфейс с възможности за превключване, за да се намали ненужното търсене.

Според Туркюлмаза и др. - Turkuilmaza et al. (англ.) [257] друга важна характеристика е ефикасността, зад която стои качеството на информацията, която интерфейсът предоставя. Провалът на определен уебсайт идва тогава, когато той не предлага информацията, която потребителите търсят. Често тя просто не е налице и продавачът пропуска продажбата, защото потребителите приемат, че техният продукт или услуга не отговаря на нуждите им. В други случаи нужната информация е скрита в огромно количество излишна информация, която посетителите нямат време да прочетат и често се отказват. Най-лошият пример за неотговаряне на въпросите на потребителите е липсата на изброени цените на продуктите и услугите. Нито един В2С сайт не би трябвало да допуска тази грешка, защото цената е най-специфичната информация, която клиентите използват, за да разберат естеството на дадено предложение, а липсата ѝ кара хората да се чувстват неудовлетворени [201]. Според доклад на КРМГ от 2017 [157] сравняването на цените е основната причина за провеждане на онлайн проучване на потребителите, последвано от търсене на допълнителна информация и преглед на онлайн рецензиите.

Други проучвания се фокусират върху факта, че характерните индивидуални различия влияят особено на начина на търсене на информация. Те установяват, че потребителите са по-удовлетворени, когато им се налага да използват интерфейс съответстващ на техния личностен тип. Проучване на Ал-Самарайе и др. - Al-Samraie et al. (англ.) [15] води до заключение, че индивидите с високи нива на добросъвестност сканират и обработват информацията по-бързо от индивидите с други качества. Лица с високо ниво на съгласие обработват визуално информация с по-малко фиксиране и по-голяма продължителност, тези с високи стойности на екстровеерност се нуждаят от по-кратко време. Но като цяло индивиди с висока степен на добросъвестност и екстровеерност прилагат сходни стратегии за търсене на информация. Тези заключения биха могли да дадат насоки при проектирането на интерфейс от гледна точка на елементите свързани с яснотата и последователността - последователни имена на менюта, последователни оформления на полета и други визуални сигнали, които имат смисъл и дават информация. Този вид яснота във външния вид и поведението на интерфейса позволява на потребителя да работи ефективно и да подхожда към нови задачи с интерфейса, без да се налага да харчи умствена енергия [15], [255], [100], [129].

**Потребителски интерфейс** - Всичко отнасящо се до външния вид на сайта (шрифтове, цветове и модели), а също и всички предоставени инструменти за използването на сайта (възможност за сравнение, брой продукти на

всяка страница, критерии за сортиране, възможността за оставяне на коментари и оценки на потребители, както и споделяне в онлайн социални мрежи) [142].

Туркюлмаза и др. - Turkyilmaza et al. (англ.) [257] заявяват, че визуалната и емоционална привлекателност имат специално влияние върху възприятията на потребителите. Следвайки принципите на добрия визуален вид, дизайнерите могат да създават потребителски интерфейс, който изглежда добре и по този начин да накарат потребителите да се чувстват добре. Например още началната страница предопределя до колко удовлетворяващо и удобно ще бъде изживяването при пазаруване, както е установено и от констатациите на Чакраборти и др. - Chakraborty et al. (англ.) [66]. Те смятат, че ясният и организиран дизайн на страницата подобрява ефективността.

Конденсо и др. - Condenço et al. (англ.) [71] изследват дали има връзка между цвета и екстровертността. Въпреки че не постигат статистически значими резултати, те забелязват тенденцията, че екстровертите предпочитат прилагането на повече на брой цветове спрямо интровертите. Що се отнася до различните цветове, екстровертните личности изразяват предпочитания към оранжевото и сивото, които са най-малко харесваните цветове на интровертите, а при кафявото връзката е обратна. Освен това цианът е най-харесваният цвят от интровертите и не се харесва от екстровертите. Относно черното, то е вторият любим цвят на екстровертите, а интровертите не го харесват. Става ясно и че няма силно предпочитани от всички потребители цветове, което означава, че хората с противоположни резултати харесват и не харесват противоположни нюанси [18]. След като интровертите и екстровертите не споделят едни и същи любими цветове и техните предпочитания (циан за интроверти и оранжево за екстровертите) са противоположни на цветното колело. Фокусирайки се върху теории за личностните черти, Карсвал - Karsvall (англ.) [139] стига до извода, че адаптивният интерфейс, който е подходящ за екстровертен тип личности има по-високи контрасти между интерактивните елементи и по-наситените червени, жълти и сини нюанси. Фонът е в червено-оранжеви нюанси, а прозорците са визуализирани чрез по-ясни линии и квадратни форми. Докато дизайнът, насочен към по-интровертните личности, има съответно по-ниски контрасти и по-малка наситеност на цветовете - бели, зелени и сиви нюанси, освен това фонът е бяло-зелен, рамките по-тънки и закръглени.

Относно подходящите цветове за представянето на информацията, Сю и др. - Su et al. (англ.) [250] установяват, че за интуитивните типове е препоръчително да има предвидени предупреждения с червен цвят, тъй като те предпочитат по-повърхностния преглед и може да не открият малките детайли. От своя страна, сензитивните индивиди се учат експериментално и в движение, поради което областта за подкана на потребителя е добре да показва възможните причини за проблема. И обратно, полето за подсказване на потребителя за по-интуитивните

личности показва възможни решения, тъй като те се учат от теорията, когато трябва се справят с дадена ситуация. След прилагането на персонализиран подход и нужната оптимизация, резултатите показват, че времето за реакция е намалено в някои критични ситуации и броят на грешките също е редуциран.

Позовавайки се на въпросника за инвентаризация на личността на Айнзек - Eysenk (англ.) [88], Лорънс и Чарлз Селварай - Lawrence & Charles (англ.) [164] установяват, че личността може да повлияе на предпочитаните визуални параметри на уебсайт дизайна. Например екстровеъртните типове могат да боравят по-лесно с информацията, когато тя им е представена в синьо със стил на шрифт „Times“, докато личностите с висока оценка на невротизъм предпочитат зелен цвят, със стил на шрифта „Times“.

**Допълнителни офери** - Всичко, имащо за цел привличане на клиенти и реализирането на по-големи покупки (предлагане на допълнителни аксесоари, застраховки и др.);

Тъй като клиентите не могат да докоснат или изпробват продуктите, преди да ги купят, онлайн магазинът е добре да им предложи някои допълнителни опции. Например гаранцията за връщане на парите е едно от средствата за намаляване на несигурността у клиентите. Търговците могат да обмислят политика за гаранция за връщане на парите, включително възстановяване на разходите за доставка, за да се намали усещането за съществуващия риск у потребителя [141].

Като заключение може да бъде споменато отново проучването на Алвес и др. от 2019 - Alves et al. (англ.) [18], които обобщават, че за да се увеличи ефектът от импулсното онлайн пазаруване, трябва да се вземат предвид както качеството на уебсайта, така и индивидуалните особености на различните типове потребители. Постигнатите резултати могат да бъдат полезни за онлайн търговците при изграждането на по-ефективни уебсайтове и при разработването на стратегии за сегментиране на пазара. Като пример могат да бъдат разглеждани по-отворените за промени потребители, които се оказват по-склонни да купуват импулсивно, а за да бъдат насърчени тези хора, уебсайтовете трябва да бъдат иновативни и актуални. До подобни констатации стигат преди това и Гохари и Ханзае - Gohary & Hanzaee (англ.) [118], според които невротизмът е важна предпоставка на импулсното пазаруване. Също така за хората, които имат по-високи стойности на съгласие и екстровеъртност, уебсайтовете могат да включват платформи, които им позволяват да комуникират помежду си (споделяне на мнения, опит и оценки и други) [257].

### 1.2.2.2 Личността и възприемането на риска в онлайн пазаруването

Интернет играе важна роля в нашето ежедневие, тъй като предоставя възможност за комуникация, търсене на информация и работа денонощно. Междувременно онлайн пазаруването предоставя на потребителите повече информация и възможности за сравнение на продукта и цената, повече удобства за търсене и избор, дори повече удовлетворение, удобство и бързина, но въпреки това те често се чувстват несигурни и липсата на доверие е основната причина [141].

Така доверието се превръща в критичен компонент за успешната електронна търговия. Предвид безличността, анонимността и автоматизацията на трансакциите, надеждността на онлайн доставчиците не може да бъде оценена посредством езика на тялото и други сигнали, които потребителите обикновено използват при избор на офлайн търговец. Въпреки популярността си, онлайн трансакциите все още често не предлагат елементи, служещи за гарантиране на доверието у потребителите. Затова, за да успокоят страховете на потребителите, от съществено значение е дизайнът на интерфейса да предоставя функции, предназначени да насърчат по-голямо доверие, например представяне на политика за сигурност, бутони за помощ и функции за персонализиране, възможност за разширено търсене и сравнение преди покупка [94]. Това е необходимо, тъй като потенциалните рискове, например несъответствия между очаквания и действителния продукт или услуга, изтичане на лична информация и онлайн измами, кара потребителите да бъдат по-предпазливи [254].

Първоначално понятието „възприемане на риска“ е въведено от Бауер (1960) - Bauer (англ.) [36], който представя концепцията в психологическите изследвания на потребителското поведение. Според него, то се влияе от различни фактори (вярвания, нагласи, преценка, чувства), но индивидуални характеристики като пол, възраст, образование, увереност, както и класическите личностни фактори влияят особено върху възприемането на риска [262].

Склонността към поемането на риск е критичен фактор, играещ основна роля при вземането на решения, а избягването му е мярка, отразяваща степента, до която потребителите са или не са сигурни в това, което купуват. Съгласно скалата за избягване на риска, разработена от Донт и Джилиленд - Donthu & Gilliland (англ.) [83], клиентите с висока оценка не са склонни към приемане на известен риск и предпочитат да бъдат много сигурни в това, което планират да купят. Те често обръщат твърде много внимание на негативните последици и надценяват възможността за загуба. Докато тези, които получават по-ниска оценка, могат да толерират известен риск и несигурност в своите действия и са склонни да разпознават и претеглят положителните резултати и възможности [49]. Според литературата няма единодушие относно склонността на човек към поемане на риск и съществуват две основни становища по този въпрос. Едното се основава на идеята, че това е стабилна и постоянна черта, докато според

други склонността на индивида към риск варира в зависимост от различните контексти на ситуацияите [262]. Но още ранните изследвания на потребителското поведение показват, че когато избират да закупят продукт или услуга, потребителите са изправени пред несигурност относно последиците от своите решения (например дали са избрали правилния продукт, марка, продавач или дори начин на покупка) и това кара клиента да внимава относно степента на поемания от него риск и вероятно често повлиява решението за покупка от конкретен доставчик [39]. Клиентите са загрижени също за поверителността, недостатъци в сигурността на системата, незрели механизми за правна защита, ниски инвестиции в инфраструктура, невъзможност за достатъчна проверка на стоките преди покупката и измами. Налага им се да разчитат на различни неформални източници на информация за оценка на стоки, производители и доставчици, като често искат лично съвети от приятели и членове на семейството [185].

И вземайки предвид, че рискът е една от най-важните пречки, пред които е изправен човек в процеса на предприемане на онлайн покупка, в литературата се наблюдава тенденция за категоризация на три основни типа потенциален риск:

**Рискът в процеса на търсене на информация** - Предвид конкуренцията на електронните пазари и огромното разнообразие от стоки и услуги, които се предлагат, точното определяне на надеждни източници на информация и нейната ефективна оценка става все по-необходима за клиентите. Достоверността на източника остава ключов компонент на убеждаването и потребителите разчитат на различни неформални източници на информация, за да оценят стоките, производителите и продавачите. Според Фланагин и др. - Flanagan et al. (англ.) [94] хората намират уеб-базираната търговска информация за достоверна в голямата си част и въпреки това те все още се чувстват неудобно да пазаруват онлайн.

**Продуктов риск** - Въпреки че потребителите често се доверяват на интернет като информационен източник, преди да реализират покупка [94], те почти винаги остават силно загрижени за безопасността и сигурността на своите онлайн трансакции. Наличието на сигнали за качество на продуктите (рейтинги със звезди, коментари, рецензии и др.) се класира веднага след сигурността в оценката на потребителите относно достоверността на търговския уебсайт [185]. Според Фланагин и др. - Flanagan et al. (англ.) оценките и препоръките на другите са важни за потребителите в оценките им за достоверност, а рейтингите на продуктите се използват като барометър за качеството и се разглеждат като много достоверна форма на информация за разглеждания продукт. Като цяло изглежда, че генерираните от потребителите рейтинги на продукти служат за смекчаване на риска присъщ на средата и повишават степента на доверие у клиентите [94].

**Финансов риск** - Наблюдавайки разрастващия се обем на електронната търговия, още през 2002 година МакКнайт и др. - McKnight et al. (англ.) [182] установяват, че до голяма степен желанието на потребителя да пазарува е свързано с качеството на уебсайта и с доверието, което той буди у клиента във връзка с предоставянето на лична информация и сигурността при плащане. Но потребителите винаги се тревожат за сигурността при трансакциите си и безопасността на данните, които предоставят при пазаруване. Осигуряването на алтернативни и сигурни методи за заплащане, е един от начините да се повиши надеждността и да се намали риска от кражба на конфиденциална информация (номера на кредитни карти, потребителски имена, пароли, имейли и други). Допълнително продавачът може да намали загрижеността на клиентите като предоставят ясно изградена политиката за поверителност [141].

Според Уилямс и др. - Williams et al. (англ.) [266], факторите, свързани с индивидуалните характеристики, се разглеждат като едно важно измерение, предсказващо рисковото поведение на човека. Резултатите от проучването на авторите показват, че склонността към риск изцяло поддържа връзката между личностните черти (екстровеитност, сговорчивост и добросъвестност) и възприемането на риска. Например, същността на екстровеитността е свързана с идеята за спокойствие в повечето лични и социални ситуации, дори гранични обстоятелства [107]. Изследванията на Волрат и Торгерсен (2002) - Vollrath & Torgersen (англ.) [260] показват, че хората с високи нива на екстровеитност са склонни да участват в множество рискови ситуации и могат да приемат това полесно от интровертите. Добросъвестността обобщава аспекти като послушност, предпазливост, рационалност и подреденост. По-добросъвестните индивиди са склонни по-малко към рисково поведение, отколкото другите хора и е вероятно те да бъдат предпазливи и рационални в рискови ситуации и да се стараят да вземат подходящи решения в екстремни ситуации [260]. Сговорчивостта е тясно свързана с концепциите за избягване на насилието и хората с висока оценка на това измерение показват повече съчувствие и съпричастност към другите. По този начин те са склонни да възприемат някои заплахи като по-рискови. Сговорчивите личности имат ниски нива на импулсивност, могат да предпочитат по-безопасни решения или схеми за намаляване на дискомфортните си чувства, а импулсивните хора често вземат необмислени решения и се впускат в рисково поведение [260]. При аспекта емоционална стабилност се наблюдава тенденция на стабилност в поведението, спокойствие, контрол на импулсите, хладнокръвие, както и рационално и композирано поведение [217]. Емоционално стабилните хора подхождат логически при срещата си с проблеми и прилагат рационалност за решаване на ситуацията [234]. Тези индивиди са по-малко склонни да се притесняват, което предполага, че те биха възприели по-високи нива на риск [107]. Но въпреки това трябва да се вземе предвид, че прилаганата от тях най-често рационалност, особено в контекста на пазаруването, е свързана

с по-детайлното търсене на информация, анализ и логическа оценка на предоставените пред потребителя алтернативи [234]. Отвореността за опит е тясно свързана с начините, по които хората възприемат света и се разглежда като когнитивна стимулация за търсене на риск, включително толерантност към несигурност, промяна и иновации [179]. Хората, които постигат ниски резултати по това измерение, се считат за затворени за преживяване. Те са склонни да бъдат традиционни, консервативни и конвенционални и предпочитат познати съчетания пред нови преживявания, в резултат на което е по-малко вероятно те да поемат риск. По-отворените индивиди са склонни да разбират по-добре някои сложни видове опасности и ги възприемат като по-малко рискови [195].

### 1.2.3 Подобряване ползваемостта на потребителския интерфейс

Един от най-важните аспекти за успеха на всеки уебсайт е нивото на неговата ползваемост, която се определя като лекотата, с която обикновеният човек може да го използва за постигане на конкретни цели. Основната причина, поради която ползваемостта на един сайт е толкова важна и определяща за него, е, че има много други подобни и клиентите ще отидат на следващия, ако първият посетен от тях не може да се навигира според очаквания им. Дори най-красивият уебсайт би отблъснал потребителите си незабавно, ако те не са в състояние да разберат как да го навигират.

Докаато пазаруването във физически магазин някога е било преобладаващо, днес виртуалният свят бързо се превръща в предпочитано място за задоволяване нуждите на потребители по целия свят. Още през 2017 година около 70% от потребителите на интернет в Европейския съюз пазаруват онлайн, а пред 2019 година те достигат почти 80% [245]. Според Статистиката глобалният онлайн пазар ще достигне 4 трилиона долара през 2020 г. От тези цифри е видно, че в съвременния свят електронната търговия се превръща в движещ фактор на икономиката [246], [230].

В миналото в сферата на B2C търговията, бизнесът е бил изправен пред задачата да създаде привлекателен продукт, който да отговаря на действителното търсене и да направи всичко възможно той да е достъпен за възможно най-много потребители. Това е така, защото географията играе основна роля във физическата търговия и разпространението е представлявало една от най-големите пречки за преодоляване в процеса на разрастване. Но мрежата променя бързо установените бизнес навици и днес хората имат достъп до неограничена информация и съдържание, а предлагането е безкрайно. Сега, когато на теория всеки търговец може да достигне до потребители от цял свят, ограничителният фактор вече не е наличността или географията, а вниманието на потребителите, които реално са само на един клик разстояние, а всъщност са



толкова далече, тъй като създаването на бизнес връзки работи по различен начин онлайн. Влизането на потребител в случаен онлайн магазин само заради по-изгодните цени там, не е гаранция, че той ще се върне отново. Въпреки че конкурентните цени според проучване от 2017 на KPMG [157] ще продължават да бъдат сериозен критерий при избора на търговец, наличието на доверие винаги ще бъде по-важно. За сравнение, ако се разгледат най-успешните интернет компании, може да се забележи, че всички те успяват да станат неразделна част от живота на своите потребители, които използват телефоните си по няколко пъти дневно, за да прегледат какво се случва във Фейсбук. Когато търсят информация, те гугълват (фактът, че Google се превърна в глагол, е идеалната илюстрация на въпроса) и се обаждат на Uber, ако планират пътуване. Това е така, защото тези компании изграждат доверие в лицето на своите клиенти и формират навици около услугите, които предлагат. Тайната на бизнес успеха в интернет днес не е шумната реклама, въпреки че със сигурност добрата маркетингова кампания би допринесла до увеличаване броя на настоящите клиенти, но тя не установява трайна връзка с тях. Ключът към успеха е в многократно и качествено взаимодействие с клиентите, за да се задържи трайно тяхното внимание и да се привлекат нови. Затова в съвременния цифровизиран свят всички видове бизнеси изведнъж започват да се борят за вниманието на потребителите, което се превръща в критичен актив [86].

А какво всъщност очакват клиентите? Те изискват безпроблемно изживяване при пазаруване, което е персонализирано за тях - такова, което да е последователно, независимо от устройството, което се използва или на какъв етап е процесът на покупка. За да осигурят най-доброто изживяване, търговците трябва да предложат и насоки, които да помогнат на клиентите да направят правилните за тях покупки. Поради приемането на стратегията, ориентирана към клиентите, бизнесът трябва да наблегне на персонализацията, за да поддържа клиентите ангажирани и заинтересовани. Клиентите като цяло очакват този подход и доклад на Сегмент - Segment (англ.) [235] дори установява, че 71% от анкетиранияте потребители са разочаровани от безличното отношение от страна на търговеца и липсата на персонализирано обслужване и са прекратили бизнес отношения [190].

Така терминът „персонализация“ днес вече е използван от много онлайн търговци и се отнася до практиката за създаване на лични взаимодействия с клиентите и предоставянето на индивидуални услуги чрез динамично показване на съдържание, медии или препоръки за продукти въз основа на поведението и спецификите на потребителите по време на сърфиране или демографски и други лични данни. Въвеждането на персонализирана услуга е това, което отличава лидерите в сферата на електронната търговия [190]. Smart Insights (2015) разкрива, че само един тип персонализация, например „посетителите, които са разгледали това, също са разгледали и ...“, може да генерира до 68% повече приходи [239]. Това е друга причина, поради която е толкова важно бизнесът

да се персонализира - пропускането на сериозен дял от приходите.

Добрата персонализация е и предпоставка и за по-високата степен на ползваемост на уебсайта. Лекотата, с която посетителят може да чете, да навигира и да взаимодейства с уебсайта са жизненоважни в сферата на електронната търговия, защото в противен случай, страницата ще има по-висок процент на отпадане и по-нисък процент на конверсия. Поради това уебсайтовете за електронна търговия винаги трябва да са силно ангажирани и да се стремят да подобрят потребителското изживяване винаги, когато е възможно. И тъй като интернет е глобален феномен, все по-важно е ползваемостта да се прецизира през призмата на основните личностни характеристики, за да може търговецът успешно да достигне до по-широка потребителска аудитория. Така, когато един уеб магазин предлага услуги и продукти на хората, отчитайки техните личностни специфики, това би подобрило подобри и степента на удовлетвореност у потребители.

Имайки предвид, че личността се определя като набор от различни поведенчески, когнитивни и емоционални модели, Алвес и др. - Alves et al. (англ.) [18] заявяват, че всеки клиент, в контекста на интернет пазаруването, предпочита някои характеристики на онлайн магазина и разчита на тях, като в същото време обръща по-малко внимание на други. Вследствие на това нивото на ползваемост се основава на елементи като достъпност, подбор на съдържанието, цветове, описание на продуктите, препоръки, начин на търсене, автоматично попълване и клиентски акаунти и други. Добрата ползваемост осигурява по-ефективна комуникация между интерфейса и потребителя, повишава общата производителност и свежда до минимум вероятността от разочарование и несигурност при потребителя [116].

Персонализацията е нещо, което потребителите едновременно искат и очакват. Тя се превръща в неизбежна част от съвременното потребителско изживяване и повишава степента на ползваемост, подобрявайки характеристиките на самата система и повишавайки удовлетвореността на потребителя. Като се има предвид, че всеки индивид има разнородни специфики, интереси и нужди, изключително важно е компаниите и техните уебсайтовете да познават психодемографските профили на своите потребители. Персонализацията засяга интерфейса, съдържанието и характеристиките на процесите, адресирайки ги директно към конкретния потребител, което би задоволило по-добре изискванията и увеличила доверието му [18].

### **1.2.3.1 Основни насоки за повишаване на потребителското изживяване**

В електронната търговия продуктите страници са от решаващо значение за успеха на всеки сайт. Клиентите трябва да разполагат с достатъчно информа-

ция, за да вземат информирано решение за покупка, тъй като те нямат реален контакт с избрания продукт или с продавача, а също и възможността да го изпробват, преди да го купят. В интерес на всеки онлайн магазин е да предостави нужната за клиента информация, както и възможности за сравнение с алтернативни продукти, преглед на коментарите на други клиенти, различни варианти за плащане и други елементи, които да улеснят процеса на покупка и да задържат вниманието на клиента. Така продуктовата страница се превръща в пътя към отговорите на повечето потенциални въпроси, зададени от настоящите и бъдещите клиенти на магазина.

Според степента си на цялостност, пълнота, съдържание и адекватност Нилсен - Nielsen (англ.) [236] разделя необходимото за всички продуктите страници съдържание на три нива:

**Задължително съдържание** - Описателно наименование на продукта, кратко и информативно описание на продукта, разпознаваеми изображения, уголемен изглед на изображение, цена, включително всички допълнителни специфични за продукта такси, изчистени опции на продукта, като цвят и размер, начин на избиране, наличност на продукта, ясен път за добавяне на елемент в количката и ясна обратна връзка, когато е добавен;

**Препоръчително съдържание** - Оценки или отзиви на клиенти или експерти, рейтинг на продукта, допълнителни изображения на продукта (подробни изгледи, анимирани изображения в ситуация на употреба), продуктови видеоклипове, функция за мащабиране на изображенията на продукта, препоръки за свързани продукти, инструменти за списък с желания или регистър;

**Екстрени функции** - Виртуално изпробване на артикула (например чрез качване на снимки или добавена реалност), снимки или видео рецензии от клиенти, метаданни и усъвършенствано филтриране в отзивите, опции за периодични или абонаментни покупки, инструменти за персонализиране на продукти, 360° снимки, видеоклипове или анимации с инструкции. Всички те са подходящи за прилагане, но само ако са изпълнени безупречно с висока използваемост и полезност за потребителя.

От изложеното дотук би могло да се заключи, че съществуват някои основни елементи и функционалности, които са характерни и необходима част от съдържанието на всеки съвременен онлайн магазин.

- Описание на продукта

Клиентът почти винаги търси информация, за да отговори на всичките си въпроси. Дори тези, които знаят какво конкретно търсят и са целеустремени, се нуждаят от кратко резюме, за да се уверят, че са намерили правилния артикул. Ефективните продуктови страници трябва да описват продукти с текст, изображения и да предлагат солидно описание на продукта относно това как може да се използва, как изглежда и какво прави. И тъй като при четене клиентите обикновено възприемат текста повече в началото, отколкото в края, е от изключителна важност първите няколко реда да предлагат максимална информация по същността и обяснение на всички употребени термини [200].

- Детайлна оценка на продукта по определени критерии

Оценката на даден продукт от външна организация или оставена от клиенти води до качване на доверието на потребителите. Детайлната оценка на продукта по определени критерии улеснява потребителя в неговия избор и покачва доверието в търговеца [200].

- Потребителите очакват детайлни снимки на продуктите

Почти винаги чрез изображенията се представя голяма част от информацията, необходима на клиента в процеса на покупка. Ето защо те трябва да бъдат избрани по такъв начин, че да са в унисон с текстовото описание на продукта. Потребителите оценяват сайтове, предлагащи множество или анимирани изгледи, включително 3D изображения, детайли, увеличени снимки. Например при избор на чанта клиентът винаги би пожелал да види изображение на вътрешността ѝ, както и точния начин на затваряне, за да се ориентира дали продуктът би задоволил нуждите му [200].

- Потребителите се интересуват от възможността за предоставяне на опит и коментари от предишни клиенти

И тъй като дори и най-пълното описание на продукта честно оставя отворени въпроси у потребителите, мнението на други клиенти би допринесло за тяхната увереност. В много случаи точно тези отзиви отговарят на въпроси, които потребителите имат и които най-често са свързани с използването на продукта. Например клиент иска да си закупи часовник, но прочита смесени отзиви за избрания модел. Някои казват, че гумената каишка е направена евтино, а други, че материалите са отлични. В крайна сметка, въпреки негативните коментари, положителните отзиви биха могли да бъдат достатъчни, за да убедят клиента да продължи да обмисля покупката, преглеждайки отново характеристиките, спецификациите и изображенията на продукта. Съществуват някои

основни насоки относно секцията за отзиви на клиенти на продуктова страница. Препоръчително е да се направи ясно разграничаване на положителните и отрицателните отзиви. Простото предоставяне на отзиви не е достатъчно, защото потребителите искат да видят обобщения на рецензиите, за да получат представа за цялостното качество на продукта. Те трябва да могат бързо да намерят както благоприятни, така и отрицателни отзиви, за да изградят своя собствена представа. За тази цел от полза би било предоставянето на инструменти за сортиране или филтриране на рецензии [56].

- Потребителите проверяват функциите на количката и представянето на информацията относно наличността

Страницата на продукта е ключова област и е място, на което потребителите решават да закупят избрания продукт [56]. Предоставянето на отделна, специална страница за количка за пазаруване може да помогне на клиента да бъде по-фокусиран по време на процеса на плащане, а не да обмисля и евентуалното редактиране на избраните артикули. Използването на различен цвят или текстово представяне за връзките, помага на потребителите да разберат, че могат лесно да стигнат до информацията за продукта, ако е необходимо. Потребителите трябва да могат да премахват артикули, като променят количеството на нула. Добре е и уебсайтовете да позволяват на потребителите да съхраняват бъдещи покупки в своите колички, тъй като някои хора пазаруват един ден и плащат няколко дни по-късно, след като премислят [22].

- Потребителите искат информацията относно статуса на поръчката и доставката

Потребителите са чувствителни относно статуса на поръчката. Те биха искали да получат информацията къде се намират в процеса на закупуване, дали поръчката е обработена, кога продуктът ще бъде изпратен и най-вече кога ще бъде доставен. Цялата тази информация е важна за голяма част от потребителите и пряко свързана с поведението и взетите от потребителите решения.

- Потребителите искат актуализация на цената на доставката в количката

Цената е един от основните фактори за всяко решение за покупка. Особено при пазаруване онлайн, допълнителните такси и таксите за доставка стават важно съображение за купувачите. Изненадата от добавените такси или неочаквано висока стойност на доставката в края на процеса на плащане често е неприятно и потребителите могат да напуснат сайта изобщо. Такива допълнения карат клиентите да мислят, че сайтът се опитва да ги подмами и се чувстват несигурни. Затова преди да се ангажира с процеса на плащане, клиентът иска да има

представа за общите разходи и е добре тяхната актуализация след промяна да е своевременна. Това е така, защото често клиентите трябва да останат в рамките на бюджета си, така че неочакваните такси могат да ги накарат да се откажат изцяло от покупка, но и да загубят доверие към търговеца [226].

- Потребителите проверяват различните опции за доставка

С разрастването на пазара очакванията на клиентите относно обслужването и цената се увеличават. Те имат нужда да им бъдат предложени различни опции за доставка и е добре да се осигури поне една по-нискобюджетна такава. Също така, дори когато доставката е безплатна, клиентите все още очакват относително бърза услуга. Въпреки че предпочитат безплатното обслужване, все пак много от тях също са готови да платят повече за скорост и удобство, например доставка на следващия ден или посочени времеви интервали. И макар че услугите за доставка в избран филиал също стават все по-популярни, безплатната доставка играе важна роля за увеличаване на обема на продажбите.

- Потребителите се интересуват от възможността за безплатно връщане на артикули

Възможността за връщане може да бъде обременяващо за бизнеса, но тя е необходимост, за да се поддържа добрата връзка с клиентите. Според компания, предлагаща обувки онлайн, макар че голяма част от клиентите ѝ често връщат закупените продукти, от закупените артикули във високия клас тя получава 50% възвръщаемост и печалбата в тези случаи е повече от достатъчна, за да компенсира тяхната щедра политика на връщане. Ако потребителите се чувстват уверени, че избраният магазин ще им позволи да върнат закупените артикули, в случай, че не са доволни, компанията ще спечели повече лоялни и отново връщащи се клиенти. Основен момент е и представянето на самата политика за връщане. Тя трябва да бъде написана на прост, лесен за разбиране език и да бъде лесна за откриване в сайта, иначе клиентът ще се почувства обезкуражен [68].

- Потребителите се интересуват от възможностите за удължена гаранция

Подобно на реалния живот, за определена група потребители удължената гаранция при покупка е важен аспект при вземането на решение дали да закупят даден продукт или не. Особено в интернет, когато човек няма пряк достъп до желанния артикул, т.е. няма как да се увери в неговото качество само от външния вид, опция за удължената гаранция би била от решаващо значение за покупката.

- Потребителите се интересуват от допълнителни аксесоари и услуги

При посещение в реален магазин на клиентите винаги им прави впечатление групирането на подобни продукти. Това е подход за препоръка на артикули, чиято употреба е свързана. Например батериите се позиционират в секцията за електроника или калъфите за мобилни телефони са близо до самите устройства. Същият би могъл да бъде приложен и в сайтовете за електронна търговия, за да се увеличат продажбите на допълнителни артикули. За тази цел е важно да се използва платформа, която позволява на продавача да включва сродни артикули на продуктовете страници [68].

- Потребителите използват филтър за търсене и категоризация

Ако клиентът знае точно какво търси, мнозина ще изберат да използват търсачка, вместо да преглеждат цялата продуктова листа. Препоръчително е функцията за търсене да работи добре и да има предвидени филтри, позволяващи на клиентите да прецизират резултатите си. Ако половината от тези резултати не са нищо подобно на това, което клиентът търси, това по-скоро предизвиква неудобство. Ето защо включването на начин за филтриране на резултатите по категория или функция е особено важно за преодоляването на този проблем. За тези цел софтуерът трябва да има добра вградена търсачка, за да позволява на потребителите да търсят по ключови думи и след това да прецизират резултатите въз основа на филтър с допълнителни категории, т.е. потребителите да могат да сортират резултатите от търсенето си въз основа на стандартни критерии (най-популярни, най-високи или най-ниски цени, най-новият артикул и т.н.), както и да премахват елементи, които не се вписват в търсената цел. И така, осигуряването на полезни възможности за търсене и подбор, би довело до подходящи резултати и лекота на боравене по отношение на потребителя [68].

- Потребителите сравняват избраните продукти

Потребителите често сравняват елементи на даден сайт и искат да видят една и съща информация за всеки елемент, който обмислят и затова последователната информация е ключова. Показването на съдържанието се отразява на това колко е лесно да се сравняват и артикулите. Някои сайтове варират в дизайна на страницата или наличната информация за продуктите, принуждавайки потребителите да търсят необходимата им информация от други източници.

- Потребителите се интересуват от възможностите за контакти и консултация

Обслужването на клиенти е толкова важно, колкото и качеството на уебсайта. Ако то не е достатъчно добро, те оставят с впечатлението, че компанията

се опитва да скрие нещо или че няма за цел да реши проблемите им. Ето защо е препоръчително търговците да имат обратна връзка със своите клиенти, така че те да могат да се свържат с продавача навсякъде и по всяко време [141]. Например предлагането на формуляр за попълване може да внуши повече доверие, отколкото просто имейл адрес [68], а чатът е бърз и удобен начин за взаимодействие с бизнеса и често се счита, че превъзхожда традиционните методи като телефонни разговори, тъй като е по-малко персонализиран, осигурява време за обмисляне на ситуацията, дава възможност за получаване на документи в писмена форма веднага, отнема по-малко време и остава писмена следа от разговора. Като цяло трябва да се има предвид, че бързото време за реакция се отразява добре на имиджа на компанията, а дългите периоди на изчакване и автоматизирани отговори карат потребителите да се чувстват подценени. Потребителите коментират положително и когато им се предлага запис на комуникацията чрез стенограма. Например много чат системи предлагат на потребителите да изпращат по имейл препис или им позволяват да запамятат разговора в *pdf* формат [56].

- Потребителите избягват да оставят лични данни

В бъдеще, когато данните на клиентите се превръщат в нарастващ източник на конкурентно предимство, придобиването на доверието на потребителите ще бъде от ключово значение. Компаниите, които са прозрачни по отношение на информацията, която събират и предоставят на клиентите за контрол върху личните си данни, ще спечелят трайно доверието на своите потребители. Тези, които прикриват как използват събраната информация, губят репутацията си, защото с разрастването на електронната търговия се увеличават и опасенията у потребителите относно поверителността на предоставената от тях информация.

- Потребителите проверяват възможностите за плащане

Чрез разбиране на предпочитанията за плащане на клиентите и предлагане на различни опции, с които хората са свикнали в собствената им държава, сайтовете могат да подобрят практиката на плащане както на местно, така и на международно ниво. Има много сайтове, които позволяват на потребителите да плащат само с Visa или MasterCard, или само с акаунт в PayPal. Но ако клиентът няма възможност да използва нито един от тези варианти, той директно се отказва и отива в друг конкурентен сайт. Затова е препоръчително да бъдат предоставени колкото се може повече решения за плащане, за да се оптимизира и броят на поръчките [68].

Резултатите на доклад на KPMG от 2017 [157] обобщават, че предоставените опции за плащане е добре да бъдат регионално съобразени. Според данните



възможностите за плащане са на четвърто място сред ключовите критерии за избор на онлайн търговец. Освен това потребителите в Източна Европа и някои западноевропейски страни като Германия, Белгия и Гърция, а също и в Русия, Индия са особено склонни да кажат, че опциите за плащане в много случаи са дори по-важни от предоставените варианти за доставка или връщане.

### 1.3 Индивидуалността в ерата на машинното обучение

Както беше изяснено дотук, боравейки с интерфейса на избран онлайн магазин, потребителят въвежда свой собствен и уникален за себе си културен, психологически и физиологичен контекст, който трябва да бъде взет предвид в процеса на проектиране. Така дизайнерите трябва да работят с набора от очаквания, които хората внасят в процеса на взаимодействието си с артефакта [202]. Винаги, когато имаме за цел съпоставяне на нуждите на потребителя с подходящите за него решения, високото ниво на производителност се превръща в изискване, което може да позволи на системите да бъдат полезни и ефективни. Персонализацията може да повлияе на различни моменти на взаимодействие между компютър и човек, насочвайки потребителите към най-добрите решения спрямо техните нужди [62].

През последните няколко години се въвеждат нови инструменти и подходи за управление, които имат за цел да дадат възможност на доставчиците да осигурят по-висококачествени услуги и да задоволят в по-голяма степен желанията на своите клиенти. Въпреки това все още проучванията относно персонализацията в интернет, основана на личностните особености на потребителя като отделен индивид, остават сравнително оскъдни [161].

Някои изследователи разглеждат персонализацията като момента, в който организацията решава, обикновено въз основа на предварително събрани клиентски данни, кой маркетингов микс подход е най-подходящ за отделения клиент. Подобна услуга предлага Amazon, като препоръчва продукти, които системата е преценила, че биха попаднали в обсега на внимание на клиента, въз основа на негови предишни търсения. Междувременно, Фен и Пул - Fan & Poole (англ.) [89] определят персонализацията като процес, който променя функционалността, интерфейса, достъпа до информация, съдържанието и отличителността на системата, с цел увеличаване степента на удовлетвореност и ефективността в процеса на онлайн изживяването на потребителя.

Независимо от различаващите се становища по отношението на дефиницията за персонализация, едно е сигурно – тя има за цел по-добрата удовлетвореност на потребителите, което се отнася до тяхната цялостна оценка на процеса

от покупка и потребление. Редица научни изследвания [52] заявяват, че удовлетворението на клиента е важна предпоставка за тяхната лоялност. Доволните потребители се връщат и купуват отново, но освен това те споделят и своя опит с други потенциални клиенти, което води до по-висок пазарен дял и печалба [98]. Ето как персонализацията работи за повишаване на лоялността на клиентите както директно, така и индиректно, повишавайки удовлетвореността на клиентите [161].

Някои от последните проучвания подчертават, че за по-доброто удовлетворяване на нуждите на различните потребители по време на пазаруване е важно да се вземат предвид техните личностни характеристики, за да се намери и осигури най-подходящото решение за тях [62]. Така, когато дадена информационна система отчита личностните специфики на своите потребители, тя може значително да подобри качеството, възприемано от самите тях. Вземайки предвид, че личността е променлива, което дистрибуторите могат да използват за сегментиране на все по-фрагментирания пазари, персонализирането на предлаганите продукти се превръща в необходимост. Чрез този подход търговците могат да адаптират измеренията на своята оферта към профила на отделните сегменти. По този начин, параметри като архитектура, процес на покупка, естетиката на магазина и неговите компоненти, цветове и техните комбинации, геометрични фигури могат да бъдат взети също под внимание. Също така тази адаптация се отнася до елементи, гарантиращи поверителността и безопасността на процеси за поръчки и плащания. Особена важност придобива и идентифицирането на типа потребител, както и клъстерният анализ на разглеждания пазарен сегмент, за да може с относително голяма точност да се определи отношението на клиентите към съставните елементи на онлайн магазините - естетика, лекота на навигация, интерактивност, сигурност, възприемана емпатия и други [81]. Това е особено необходимо, тъй като щом потребителите се различават един от друг, те съответно възприемат по различен начин и отделните характеристики на сайтовете [75].

С развитието на информационните технологии, персонализацията, базирана на машинно самообучение, предлага по-мощен и точен начин за постигане на уникално изживяване за отделните потребители. Вместо механично сегментиране на пазара чрез прилагане на клъстерен анализ, машинното самообучение позволява използването на алгоритми за по-детайлно и по-точно прогнозиране на техните специфични особености. Основавайки се на фино постигнатите резултати, тези системи предоставят възможност за предлагане на препоръки за продукти или съдържание, които са в съответствие с индивидуалните предпочитания на клиентите.

Така Брайман - Weiman (англ.) [47] изяснява разликата между статистическото моделиране и машинното самообучение. От една страна, статистическото заключение, основано на моделиране на данни, е стандартната процедура при

научните анализи. Класическата статистика е "изводна" по природа и е фокусирано предимно върху правенето на изводи и разбирането на характеристиките на променливите [125]. Йоанидис - Ioannidis (англ.) [127] допълва още, че в статистиката изводът се създава под формата на математически модел на процеса на генериране на данни, за да формализира разбирането или да провери зададената хипотеза. Статистическите методи се фокусират най-вече върху извода, който се постига чрез създаването на подходящ за проекта вероятностен модел. Моделът ни позволява да изчислим количествена мярка за увереност, че откритата връзка описва „истински“ ефект, който е малко вероятно да бъде резултат от шум. Мерките обикновено включват  $p$ -стойности с неотдавнашно преминаване към размера на ефекта, за да се противопостави на неправилното използване на  $p$ -базиран извод, което може да доведе до липса на възпроизводимост [207].

От своя страна, подходът на машинното самообучение се отнася към данните като към неизвестни и се фокусира главно върху прогнозната точност. Моделите за машинно обучение използват статистически алгоритми и ги прилагат за прогнозни анализи, които се фокусират върху ненаблюдавани резултати или бъдещо развитие [125]. Това се постига чрез използване на алгоритми с общо предназначение за намиране и разпознаване на тенденции и модели в често много сложни набори от данни. Методите на машинното самообучение са особено полезни, когато се работи с набори от данни, при които броят на входните променливи надвишава броя на субектите. Машинното самообучение прави минимални предположения относно системата на генериране на данни, отделните модели могат да бъдат много ефективни дори, когато данните са събрани без внимателно контролиран експериментален дизайн и в наличието на сложни нелинейни взаимодействия. Границата между статистическото заключение и машинното самообучение не е категорично ясна и методите, първоначално разработени в статистиката, са включени в инструментариума на машинното самообучение [207].

### 1.3.1 Приложение на машинното обучение в изучаването на индивидуалността

Машинното обучение е модерно направление в областта на изкуствения интелект, което въз основа на обучаващо множество от примери обучава алгоритъм, който предсказва бъдещи нови данни. Изборът на подходящ алгоритъм за решаване на даден проблем е от съществено значение и зависи основно както от вида и размера на данните, така и от тяхното качество и количество [125], [146]. Видовете алгоритми за машинно обучение могат да се различават, т.е. да бъдат категоризирани по различни критерии, например по възприетия подход, по типа на входящите и изходящите данни и по вида на задачата, която

имат за цел да решат. По отношение на тяхното предназначение те биват категоризирани основно като контролирани модели (обучение с учител - supervised learning), модели без надзор (обучение без учител - unsupervised learning), с частично участие на учител (semi-supervised learning) и обучение с утвърждение (reinforcement learning). Дълбокото обучение (deep learning) също бива разглеждано като отделна категория на машинното обучение [125].

Докато обучението с учител се прилага за прогнозиране на основата на примери, т.е. алгоритъмът търси закономерности в етикетите на стойността, обучението без учител цели данните да бъдат организирани, да се опише тяхната структура. Данните тук нямат свързани с тях етикети. Обикновено ученето без надзор е най-подходящо, когато проблемът изисква огромно количество от данни, които не са етикетирани [125].

Алгоритмите за обучение с учител могат да бъдат прилагани за прогнозиране, използвайки, както регресионни модели, така и модели за класифициране. Регресионните модели моделират зависимости между отделните характеристики на данните и прогнозира бъдещи стойности на зависимата характеристика при промяна на стойности в независимата характеристика или при появило се ново наблюдение в съответната предметна област [2], [158]. От своя страна, моделите за класифициране класифицират наблюденията от множеството и формират класове от данни в самото множество. Целта на тези прогнозни модели е да определят правилно принадлежността към даден клас на всяко ново наблюдение, постъпващо в множеството [2].

Алгоритмите за обучение без учител се използват за клъстеризация (групиране на набор от обекти - clustering), асоциативен анализ (метод базиран на правила за откриване на връзки между променливи и данни - association analysis), както и за намаляване на размерността - dimensionality reduction [125].

Някои от най-често прилаганите модели в областта на изучаване на личността в литературата са линейната регресия, логистичната регресия, методът на най-близките съседи, методът на поддържащите вектори, дървото на решения, случайните гори, както и методът на изкуствената невронна мрежа за анализ на данни [105], [207], [150]. Въпреки това в зависимост от проблема, който трябва да бъде решен, други модели от машинното самообучение също биха могли да бъдат успешно приложени. Познаването генезиса на данните, както и ясно зададените цели, са в основата на правилния избор и употреба на съответния алгоритъм или група от алгоритми. Алгоритмите за машинно обучение се различават от другите алгоритми. При повечето алгоритми програмистът започва с въвеждане на същия, докато при машинното обучение процесът е в известна степен обърнат - данните сами създават модела. Би могло да се каже, че колкото повече данни се добавят към алгоритъма, толкова по-добър става той.

**Линейната регресия (Linear Regression)** цели да открие линейна зависимост в данните. След като тя е установена, се прави предсказване на нова стойност по отношение на тази връзка. Методът е лесен за прилагане и интерпретиране, лесно се тренира голям набор от данни, сравнително бърз е и не изисква много памет. Като недостатъци биха могли да се посочат, че той очаква линейно зависими данни, т.е. не може да улови нелинейни връзки без предварително трансформация на входните данни, може да бъде нестабилен [2].

**Логистичната регресия (Logistic Regression)** е подходяща за анализ на набор от данни, в които има една или повече независими променливи, които определят резултата. Методът не предполага никаква линейна зависимост между независимите променливи. Алгоритъмът може да бъде много ефективен, но обикновено се нуждае от по-голям брой примери за обучение и не се справя много добре с по-голям брой променливи [146], [207].

**Методът на най-близките съседи (k-Nearest Neighbor (kNN))** може да бъде използван както за регресия, така и за класификация. Това е един "мързелив" алгоритъм за обучение, който съхранява всички екземпляри в  $n$ -мерно пространство. Основната цел при него е да се намерят и построят прогнозиращи модели, които да предсказват класа на всеки нов елемент за данните на база на класовете на най-близките му съседи. Алгоритъмът се отличава с яснота и ефективност. Времето за изчисляване на разстоянията до най-близките съседи се увеличава с увеличаване на броя на съседите, затова при голям обем от данни моделът може да бъде бавен, а също и много чувствителен към неподходящи или излишни характеристики на данните [2], [207].

**Методът на поддържащите вектори (Support Vector Machine (SVM))** може да бъде приложен както за регресия, така и за бинарна класификация. Той много лесно се модифицира и прилага за множества с повече от два класа и освен това може да използва както линейни, така и нелинейни ядра. Алгоритъмът е много ефективен, когато размерността  $n$  е по-голяма от броя на пробите. Като цяло методът заема малко памет и е широко използван в области като финансите, кредитен риск и прогнозиране на времеви редове. Не работи много добре при налични данни с повече шум [2].

**Дървото на решения (Decision Tree)** изгражда регресионни или класификационни модели под формата на дървесна структура. Дървото е конструирано в рекурсивен модел от горе на долу (top down) на принципа

„разделяй и владей“, като от голямо значение е задаването на правилен брой листа на дървото [125]. По-простите дървета имат предимството, че са доста прозрачни, бързи и работят добре дори и с малък брой данни. Въпреки това се счита, че модели основани на по-комплексни дървовидни структури, например случайните гори превъзхождат обикновените дървета на решения [207], [158].

**Случайните гори (Random Forest)** може успешно да бъде приложен за прогнозиране и класификация. Алгоритъмът комбинира множество дървета за вземане на решение, което води до гора от дървета. Наборът от данни се разделя на случаен принцип на няколко подмножества с еднакви размери. В случай на задача за прогнозиране, за нов запис всяко дърво от гората предсказва стойност за  $y$  (изход). Така крайната стойност може да се изчисли като се вземе средната стойност на всички изходни данни, предсказани от всички дървета в гората. В случай на задача за класификация, всяко дърво в гората предсказва категорията, към която принадлежи новият запис и накрая новият запис се присвоява на категорията, която има най-много гласове. [146]. Алгоритъмът е много стабилен и устойчив на натоварване, като осигурява доста висока точност, рядко се наблюдава прекомерното нагаждане (*overfitting*). Няма нужда от трансформация на данните, поради природата си алгоритъмът работи добре, когато имаме както количествени (вариационни), така и категорични (качествени) характеристики на данните, дори когато те имат липсващи стойности. Основната му недостатъчност се крие в неговата сложност. Той е труден за интерпретация и се нуждае от повече изчислителни ресурси, поради големия брой дървета за вземане на решения, обединени заедно. Често се прилага в биоинформатиката, за решаване на проблеми на финансовите пазари, както и в маркетинга в областта на електронната търговия за препоръка на продукти при определен тип клиенти според техните интереси [207], [158], [256].

**Изкуствените невронни мрежи (Neural Networks)** се опитват да имитират начина, по който човешкият мозък подхожда към проблемите и използва слоеве от взаимно свързани единици да научи и направи заключение за връзките въз основа на наблюдавани данни [125]. Приложими са в задачи както за класификация, така и за прогнозиране. Съществуват множество видове невронни мрежи, като най-популярният сред тях е многослойният перцептрон. Класическият перцептрон се оказва доста неприложим за обучение на изкуствени невронни мрежи, които трябва да работят с линейно неразделими множества (например функцията *XOR*), което налага прилагането на многослойния перцептрон, който успешно решава проблемите с линейната неразделимост [29]. Въпреки че невронните

мрежи не са решение за всички проблеми, те са в състояние да се адаптират и да се самообучават дори в среда на променливи данни и много често се използват, когато данните са неетикирани и/ или неструктурирани.

В сравнение със статическия анализ, както беше изложено по-рано в началото на глава 1.3, прилагането на машинно самообучение дава възможност за изследване на експерименталните данни, фокусирайки се върху създаването на прогноза, а не върху крайния извод. Но в допълнение, трябва да бъде отбелязано, че при неправилно приложение, може да се стигне до свръх оптимистични оценки. Поради това се препоръчва провеждане на допълнително валидиране на резултатите [207].

В практиката се наблюдават два основни подхода, при които методите на машинното самообучение имат и ще продължат да имат решаваща роля в изследването и оценката на личността в близко бъдеще. Те действат като полезно допълнение към инструментариума от методи на учените. При единия, анализирайки големи набори от данни, прилагането на методите на машинно самообучение помага на изследователите да се справят с тяхната сложност и висока размерност. Ако се оценят правилно, може да бъде показано кои променливи осигуряват най-голяма предсказуема стойност, като информират развитието и валидирането на теориите в личностната психология. Така голям брой цифрови и поведенчески показатели могат да бъдат използвани за предсказване на личностните черти. Развитието на различни социални медии и оставащите в тях богати дигитални следи дават възможност да се анализира поведението на потребителите в интернет и така чрез помощта на машинното самообучение да се направят изводи за техните личностни профили [259].

От друга страна, имайки предвид, че личността е психологическа конструкция, целяща да обясни голямото разнообразие в човешко поведение от гледна точка на няколко стабилни и измерими индивидуални характеристики [259], прилагането на машинно самообучение може да позволи по-нататъшно проникване в прозренията на личностната психология по надежден път. Може да бъде представена още по-реалистична оценка на валидираните в науката конструкции за личностните черти. Например индивидуалните специфики на отделния човек и оценките на характеристиките от психометричните модели могат да бъдат използвани като предиктори на поведението, с цел да бъдат генерирани поведенчески модели при вземането на решения на потребителите в интернет.

### **1.3.1.1 Прогнозиране индивидуалността на потребителите, позовавайки се на тяхното поведение в интернет**

В съвременния свят социалните медии са едни най-големите източници на лична информация, тъй като те непрекъснато записват навиците, поведението и

интересите на хората. Тези данни са толкова изчерпателни, че предоставят възможност за много приложения да профилират по-добре своите клиенти и следователно да персонализират своите предложения за продукти и услуги към тях. Масовото придобиване и обработването на огромни количества данни, събрани от социалните медии, сред които списък с приятели, интереси към музика и филми, препоръки и харесвания, използван език, коментари, споделяне на статус и други, е особено популярно и предизвиква интереса на множество изследователски проучвания. Превръщането на тази информация в сигнали и предоставянето им като входящи данни за подходите в машинното самообучение води до особено ефективни и точни изчисления на личностните черти и типове [63].

Алгоритмите на машинното самообучение могат да обработват множество променливи едновременно, като всеки елемент може да бъде използван като отделен предиктор. За съжаление, повечето съвременни набори от данни в психологията са твърде малки, за да могат моделите за дълбоко обучение да бъдат ефективни. Подходящ пример за смислени структури, базирани на големи масиви от данни са сайтовете на социалните медии като Twitter, Facebook и YouTube, които се основават на човешкото взаимодействие в дигиталния социален свят и генерират огромно съдържание и информация. Излагането на мислите на индивида насърчава другите потребители да коментират и споделят информация за себе си. Това разкрива типа личност, а моделът за прогнозиране на индивидуалните специфики, базиран на активността в социалните медии, може да бъде полезен в много области, включително маркетинга и бизнеса, поради големия обем генерирана информация и нивото на експозиция. Идентифицирането на личностните черти подпомага също и разбирането на колективното поведение [31].

Няколко по-ранни проучвания изучават връзките между личностните черти и характеристиките на профила на потребителите в социалните мрежи, прилагайки машинно самообучение. Още през 2011 Голдбек и др. - Golbeck et al. (англ.) [105] изучават спецификите на личността, основавайки се на събраните данни от профила на потребителите във Facebook и използвайки алгоритми за машинно самообучение. Но тяхната извадка ( $n = 167$ ) е много малка, особено като се има предвид броят на характеристиките, използвани при прогнозирането ( $m = 74$ ), което ограничава надеждността и възможностите за категорично обобщаване на техните резултати. По същото време Гослинг и др. (2011) - Gosling et al. (англ.) [114] разкриват няколко връзки между личността и използването на отделни функции във Facebook. Например те заявяват за наличието на положителна връзка между екстroversността и честотата на използване и ангажираност във Facebook. Тези заключения са в синхрон с теорията на Коста и Маккрей - Costa & McCrae [73], че по-силно екстroversните личности търсят социална ангажираност. Така и в онлайн средата те оставят след себе си поведенчески следи, например по-голям брой приятелски връзки, повече комен-



тари, публикации и снимков материал. Но тяхната работа също се основава на сравнително малка извадка (157 участника), което отново поставя под въпрос категоричността на техните резултати.

Още през 2013 г. Косински и др. - Kosinski et al. (англ.) [150] заявяват, че относително основни цифрови записи от следи на човешкото поведение като харесвания във Facebook могат да бъдат използвани за точно оценяване на широк спектър от атрибути на личността. Авторите съобщават, че на основата на събраните данни от потребителското поведение във Facebook и прилагането на алгоритмите на машинното самообучение (в случая линейна регресия) е възможно да се предскаже доста точно чувствителна информация като политически възгледи, религиозна принадлежност, удовлетвореност от живота, склонност към употреба на цигари и наркотици, както и индивидуалността на човека. В допълнение те уточняват, че прогнозирането на променливи като пол и сексуална ориентация е реализирано с помощта на логистична регресия. Учените прилагат за своя психометричен анализ Петфакторния модел за личността, включващ аспектите откритост, добросъвестност, екстровеерсия, сговорчивост и невротизъм на личността, които в науката се смятат за последователни и стабилни в различните езици и култури. Впоследствие те свързват тези черти с харесванията, които хората правят във Facebook. Например харесването на певицата Ники Минаж<sup>3</sup> е силно свързано с екстровеерността, а това на героя Hello Kitty<sup>4</sup> - с откритост. Според Косински и др. (2013) - Kosinski et al. (англ.) [150] въпреки че обхватът на Големите пет е доста обширен, само с помощта на машинното самообучение е възможно да се създаде фин профил на индивида.

Но на практика приложението на машинното самообучение в психологията привлича вниманието на медиите най-вече след аферата Cambridge Analytica<sup>5</sup> [103], която избухна след избора на Доналд Тръмп<sup>6</sup> за американски президент. Така през 2014 чрез съдействието на учени от Университета в Кеймбридж<sup>7</sup>, Обединеното кралство, Cambridge Analytica получава неясен транш от данните на 30 милиона души, свързани с тяхното поведение във Facebook (харесвания, местоположение, посочена история на заетост и други), които компанията използва, за да изгражда модели на тяхната личност. Така, познавайки толкова много потребителски профили, се правят прости предположения и за тяхната политическа пристрастност. Впоследствие събраната от компанията информация се използва за хипертаргетиране на избирателите чрез персонализирани рекламни кампании в полза на кандидата Доналд Тръмп по време на президентската надпревара през 2016 г. На практика Cambridge Analytica успява да

<sup>3</sup>Nicki Minaj - американска певица и модел

<sup>4</sup>"Котенцето Здравей" - измислена героиня на японската компания Sanrio

<sup>5</sup>Cambridge Analytica Ltd (2013 - 2018) - британска консултантска компания (към SCL Group) в сферата на политиката

<sup>6</sup>Donald Trump - 45-ти президент на САЩ

<sup>7</sup>University of Cambridge - <https://www.cam.ac.uk/>

„обедини“ избирателите, чиито психографски профили познава и да ги насочи в определена посока [207].

Друго проучване, при което е приложен стандартният Петфакторен модел, ръководено отново от професор Косински и др. - Kosinski et al. (англ.) [151], също се фокусира върху индивидуалните различия в поведението и предпочитанията на личността при сърфиране в интернет. По-конкретно, авторите изучават психологическите черти от поведенческите следи, използвайки редица изчислителни методи, включително машинно обучение за анализиране на огромен набор от данни. Косински и колегите му се концентрират върху извадка от над 350 000 американски потребители на Facebook. Те анализират по какъв начин поведението на потребителите в онлайн средата, уловено от избора на уебсайт и характеристиките на профила им, е свързано с тяхната личност, измерена чрез стандартния модел на петте фактора. Доколкото е известно, това е един от на най-големите набори от данни, записван някога, свързващ психологическите черти с поведението в социалните мрежи. Учените измерват личността на потребителите с помощта на стандартния въпросник на International Personality Item Pool (IPIP) [106], [109], [107]. Предпочитанията на потребителите към определени уебсайтове се записват с помощта на свързаните с Facebook харесвания, а анализът на профилите включва размер на потребителския профил, броя на приятелите, броя на групите, с които даден потребител се е свързал, броя на качените снимки и актуализации на състоянието, броя на пъти, в които потребителят е маркиран на снимки, качени във Facebook, както и броя на събитията, на които потребителят заявява участие. Авторите прилагат модела на Спирман (Sprengman) за анализ на корелацията на личността с характеристиките на профила във Facebook. Те тестват статистическата значимост на резултатите, използвайки тест за  $t$ -разпределение и всички съобщени корелации са значими на ниво  $p < 0.01$ . За прогнозиране на личността въз основа на множество функции на профила, екипът използва *линейна регресия* и изследва резултатите си, прилагайки 10-кратно кръстосано валидиране [150].

Получените от Косински - Kosinski (англ.) резултати демонстрират, че хората с висока степен на отвореност са по-склонни да използват Facebook като инструмент за комуникация, а също и да използват по-голям брой функции. Спонтанните индивиди, с ниска степен на съвестност, са склонни да се присъединяват към повече групи и да харесват повече неща. Интересното е, че добросъвестните индивиди не само се присъединяват по-рядко към групи, но и използват по-рядко функцията „харесвам“. Изследването също показва, че 25% от спонтанните потребители имат повече от 210 харесвания, същата стойност при добросъвестните потребители е по-ниска с една трета (140 харесвания). От своя страна, екстровеъртите обикновено са по-склонни да достигнат и комуникират с други потребители, да споделят по-активно какво се случва в живота им, посещават повече организирани събития. Става ясно още, че сговорчивостта не е в значителна връзка с никоя от функциите на профила във Facebook.

Невротизмът пък е в положителна корелация с броя на харесванията, което показва, че по-емоционалните потребители са склонни да използват функцията „харесвам“ по-често. Докато 75% от емоционално стабилните потребители имат по-малко от 150 харесвания, 75% от най-емоционалните потребители имат повече от 220 харесвания, от което става ясно, че невротичните индивиди биха били по-склонни да споделят лична информация във Facebook [151].

Работата на Лима и де Кастро - Lima and de Castro (англ.) [168] също въвежда подход, основан на модела Големите пет за прогнозиране на спецификите на личността, базирайки се на данните от следите, които хората остават в социалните медии. Те създават т. нар. модел PERSOMA (PERsonality in SOcial Media data), който се основава на обема от съобщения, публикувани в Twitter, за да се направи потребителски профил основан на лингвистичен анализ. Системата включва три основни модула - за предварителна обработка, отговорен за извличане на метаданни от текстовете, за трансформация, насочен към трансформиране на многоетикетен проблем в набор от бинарни задачи за класификация, както и модул за класификация, който прилага алгоритъм за класифициране на текстовете, като използва малка извадка от етикетирани документи. Прилагайки три алгоритъма за машинно обучение (метод на наивния Бейс, метод на поддържащите вектори и многослойна невронна мрежа Perceptron), авторите забелязват, че индивидуалните особености екстремност, сговорчивост и невротизъм, могат да бъдат по-добре предсказани от други. Това може да е следствие от факта, че инструментът, използван за обозначаване на първоначалния набор от обучения в полу-контролирания учебен подход, по същество се основава на граматиката и не отчита социалното поведение, както се разглежда от предложения подход.

Професор Бютнер към Университет Ахен, Германия - Büttner, Professur für Data Science, Hochschule Aachen (нем.) ръководи изследване, с цел да се проучи какво влияние оказва личността на потребителя върху използването на платформите за кариера, в случая в платформата XING<sup>8</sup> и кои алгоритми от машинното обучение са най-подходящи за тази цел. Изследването е проведено с 395 участника, които използват XING, като за оценка на личността според Големите пет е приложен теста TIPI, изложен в глава 1.1.3.2. Резултатите от научното изследване показват, че най-подходящи за тази цел се оказват алгоритми базирани на модела дърво на решенията. Например класификация на модела *случайни гори* постига един от най-добрите резултати (61.9%) в прогнозиране на личността на потребителите, а *C 5.0*, който също е дървовиден алгоритъм, постига резултат от 68.4%. В изчисленията влизат характеристики като професионални интереси на потребителите, брой на групи, брой на смяна на статуса, снимков материал, честота и времетраене на използването на платформата, посещаване на чужди профили, брой на оставени коментари и съобщения, брой на

---

<sup>8</sup>XING - <https://www.xing.com/>

контакти и др. Резултатите от проучването показват, че машинното обучение може да предложи иновативно решение в електронния подбор на кадри. Така може да се предвиди дали потенциалният кандидат би бил подходящ не само спрямо професионалните изисквания, но също така дали неговата персоналност би била подходяща спрямо философията, комуникационната и организационна култура на компанията. Авторът все пак обръща внимание на етичния въпрос в този случай, а именно, че потенциални кандидати или настоящи служители не трябва да бъдат дискриминирани заради тяхната персоналност, тяхното комуникационно поведение и политически убеждения [59].

Instagram е популярно приложение за социални мрежи, което позволява на потребителите да изразят себе си чрез каченото съдържание и различните филтри, които могат да се приложат. Още през 2015 година Ферведа и др. - Ferwerda et al. (англ.) [92] показват, че дори във визуалните характеристики на Инстаграм се открива полезна информация, която може да се използва за прогнозиране на личността. По-късно, през 2018 година, Ферведа и Ткалчич - Ferwerda & Tkalcic (англ.) [93] отново разглеждат предвиждането на типа личност като функция на приложените снимки в профила, но този път анализът се провежда от две гледни точки - визуални характеристики на приложените снимки (напр. нюанс, валентност, наситеност) и според съдържанието. За събиране на данни, авторите провеждат онлайн проучване, при което участниците попълват въпросник, който се основава на Петфакторния модел на личността и предоставят достъп до Инстаграм акаунтите си. Така изследването обхваща 54 962 снимки на 193 потребители. Получените резултати след проведен анализ с алгоритмите на машинното самообучение показват, че визуалното съдържание на Инстаграм, може да бъде успешно използвано като данни за предсказване на личността.

Както вече стана ясно, към днешна дата са направени редица изследвания за разпознаване на индивидуалността на потребителите от публично достъпна информация в социалните медии, прилагайки методите на машинно самообучение, като повечето от тях са фокусирани върху Големите пет и MBTI (разгледан в глава 1.1.3.2). Освен изброените по-горе изследвания, в Таблица 1.2 са изобразени някои други често цитирани трудове в научната литература по темата [19], [148], [261], [210], [263], [233].

Според повечето автори постиженията на съществуващите изследвания и трудове обаче не са достатъчно задоволителни и има много място за подобрене. По-често се използват методи за класифициране при разпознаването на личността, като субектите се разделят на класове (най-често просто над и под медиана по отношение на определена черта на личността). Моделите за класификация се предпочитат в тези случаи, тъй като изглеждат по-интуитивни и могат да предполагат по-големи шансове за успеваемост, в случаи, където регресионните модели не са били успешни [242]. Но това не е достатъчно из-

Проучване	Модел за изследване на личността	Приложен модел от машинното самообучение
Komisin & Guinn (2012)	MBTI	SVM, Naive Bayes
Park, Schwartz et al. (2014)	NEO-PI-R Five Factor Model (from IPIP)	Ridge Regression (similar to linear regression)
Wan et al. (2014)	Big Five	Naïve Bayes, Logistic Regression
Wang et al. (2018)	Big Five	Gradient Boosted Regression Trees
Schödel et al. (2020)	BFSI (Big Five Structure Inventory)	k-means Clustering with the Euclidean Distance

Таблица 1.2: Изследване на персоналноста и приложени модели

държано от психологическа гледна точка особено за случаите, когато се прави сравнение между отделни индивиди от гледна точка на техните предпочитания. Въпреки това така конструирани анализи доказват, че съществува корелация между основните личностни черти и поведението на отделната личност както в реалния, така и във виртуалния свят [259]. Според Монстед - Monsted (англ.) [189] много от трудовете в тази сравнително нова сфера страдат от малки и непредставителни извадки, както и неясно моделиране на подхода.

Дигиталните пазари предлагат на потребителите голямо разнообразие от продукти. Въпреки това в резултат на когнитивните ограничения на човека намирането на най-подходящите продукти, които задоволяват нуждите на потребителите, не е лесна задача. Поради това много онлайн магазини са внедрили технологични инструменти за подпомагане на потребителите при търсене и избор на продукти, като пример за това са уеб-базирани системи за препоръчване на продукти (product recommendation agents (PRA)). Така, позовавайки се на огромната перспектива за приложението на този тип персонализация, проучването на Ксайо и Бенбасат - Xiao & Benbasat (англ.) [268] представя модел, изследващ по какъв начин пристрастните системи за препоръка влияят върху качеството на вземане на решение за онлайн покупка. Резултатите показват, че потребителите са изключително уязвими от персонализираните препоръки. Това изследване насочва още вниманието към коварната форма на манипулация, възможна чрез иновативни технологии, поддържащи електронната търговия.

### 1.3.1.2 Прогнозиране на очакванията и поведението на потребителите, основано на тяхната индивидуалност

Познаването на психо-демографските профили на своите потребители е важно както за доставчиците на услуги в интернет, така и в реалния свят. В момента голямата част от компаниите персонализират съдържанието на своите онлайн магазини, оптимизират маркетинговите си стратегии и приспособяват продуктите си, използвайки профила на аудиторията, включващ демографски черти като възраст, пол и доходи. Но с разширяване знанията си за потребителите, търговците биха могли да подобрят значително качеството на своите услуги, както и да повишат удовлетворението у своите клиенти [151]. Това потвърждават и Барки и Уолъс - Barkhi & Wallace (англ.) [32], изследвайки платформите за електронна търговия, които достигат до заключението, че характеристиките на уебсайтовете за електронна търговия могат да бъдат добре пригодени към профила на потребителите въз основа на тяхната индивидуалност. Наличието на информация за техния личностен тип предоставя възможност точно да се прогнозира как всеки от тях би реагирал в различните ситуации, както и какви биха били неговите предпочитания [251]. А комбинирайки знанията за особеностите на потребителите с моделите на машинното самообучение, може фино и качествено да се прогнозира нуждите, очакванията, предпочитанията и поведението на онлайн клиентите.

След прегледа на проведените до момента проучвания по отношение на взаимовръзките между личността и поведението на потребителите в интернет, впечатление прави фактът, че повечето усилия на авторите са насочени към изследване и прогнозиране на личностните характеристики, основавайки се на техните действия и поведение в интернет. В литературата по-малко се открива информация относно проведени проучвания, които да се фокусират върху прогнозиране на поведението на онлайн потребителите, изхождайки от вече налични данни за тяхната личност.

В рамките на дисертационен труд от 2003 г. към Технически университет Ахен, Германия, Роткопф - Rothkopf (нем.) изследва взаимовръзките между личността на човека и поведението му на стоковата борса, с цел създаване и оптимизиране на продуктови модели на борсата спрямо личностите характеристики на потенциални инвеститори. Авторът прилага отделните личностни характеристики на Големите пет за оценка на личността на участниците в проучването. Извадката се състои от 302 участника, като се изследват възприемането и обработката на информацията, стиловете на вземане на решение при инвестиция на борсата в различни ситуации, изборът на специфични инвестиционни стратегии, удовлетворението от инвестицията и др. Авторът прилага корелационен и регресионен анализ с помощта на SPSS<sup>9</sup>.

---

<sup>9</sup>SPSS - софтуерен пакет, използван за статистически анализи -

Резултатите от този научен труд показват, че хората с по-висок фактор на невротизъм например решават по-скоро интуитивно в стресови ситуации (силно значима корелация  $b = 0.245^*$ ). Според изследването такива инвеститори не са склонни да предприемат голям риск и при реализация на по-голяма печалба биха изтеглили инвестицията по-рано, а при падащи цени биха били готови да купуват веднага допълнителни акции. Освен това по-екстровеертните личности вземат своите решения по-интуитивно в стресови ситуации, но в случай на падане на цените, те не биха купили допълнителни акции към същия пакет, а по-скоро са склонни да инвестират допълнително в друг вид продукт. Докато хората с висок фактор на добросъвестност показват аналитичен подход при вземане на решение в стресови ситуации и биха били по-скоро неутрални при анализа на риска. Според автора като критика към това изследване е фактът, че всички участници в изследването са инвеститори на борсата със значителен опит, повечето то тях от мъжки пол и в определена възрастова група. Това прави проучването валидно само за тази целева група. Като препоръка за бъдещи проучвания в тази област авторът препоръчва по-добър контрол на изследването, по-широк обхват на целевата група, както и приложението на инструменти за по-добра прогноза [225], което моделите на машинното обучение могат да предложат.

В рамките на проекта TITAN, спонсориран и от Италианското министерство на университетите и научните изследвания, Болоня и др. - Bologna et al. (англ.) [51] създават модел на система за препоръка в електронната търговия, способна да адаптира предложенията за продукти и услуги не само към интересите и предпочитанията на потребителя, но и към неговата личност. За тази цел моделът използва невронна мрежа, където като входни данни влиза и потребителският профил на личността според модела RIASEC, изложен в глава 1.1.3.2. Според авторите този модел в случая е лесно приложим за прогнозиране на личността на потребителя в онлайн търговията, защото той позволява да се правят заключения за личностните характеристики въз основа на посочената професионална позиция от потребителя. Така например за потребител практикуващ професия като управление на финансите биха били присъщи личностни характеристики като анализиращ/ изследовател, предприемчив и традиционалист/ конвенционален - IEC (Investigative, Enterprising, and Conventional). Обемът на модела на Големите пет например го прави неприложим в този концепт според авторите. Профилът на потребителя постоянно се актуализира въз основа на неговото поведение - покупки, разглеждания, кликания и други, като за тази цел се използват експлицитни и имплицитни данни, оставени от потребителя. Създаден е прототип на предложения модел, като първите резултати са обещаващи за по-нататъшни изследвания и оптимизация на модела. Авторите посочват, че на практика техният модел има потенциал значително да подобри ползваемостта на сайтовете за електронна търговия, привлекателността на

<https://www.ibm.com/analytics/spss-statistics-software>

даден продукт, както и да повиши лоялността на клиентите.

Едно друго от малкото изследвания, които имат за цел да изучат поведението на потребителите в онлайн търговията въз основа на личността им и да прогнозира техните очаквания и решения с прилагането на машинно обучение е на Каземиниа и др. (2019) - Kazeminia et al. (англ.) [142], учени от факултета по компютърни науки на университета в Исфахан, Иран. Основавайки се на факта, че поведението на човека е функция на неговата личност както в реалния свят, така и в онлайн средата, авторите си поставят за цел да предложат интелигентен подход за персонализиране на характеристиките на онлайн магазините, основан на личностната характеристика на потребителите. Изследването е проведено с извадка от 194 души, главно студенти, като отговорите на 28 са елиминирани поради непълнота и неизправност. Резултатите на проучването показват, че чрез прилагане на моделите за машинно самообучение успешно може да бъде прогнозирано поведението на онлайн клиентите.

В своето проучване авторите прилагат модела GDMS (Decision-Making Style Questionnaire), разработен от Скот и Брус - Scott and Bruce (англ.) [234], чрез който се определя стилът на вземане на решение на участниците - избягващ, зависим, интуитивен, рационалният и спонтанен стил. Но към тази рамка те добавят и характеристиката „екстровеерност“ от Петфакторния модел, която според някои проучвания, оказва най-силно влияние в процеса на вземането на решения от потребителя [91]. Събраните статистически данни учените първо изучават чрез проверка за корелация и така определят значимите връзки между променливите. Екстровеерността и стилът на вземане на решения се приемат като независими променливи, докато предпочитанията на потребителите се считат за зависими. Математическите уравнения са разработени чрез MATLAB<sup>10</sup> и са взети предвид само променливите със значими връзки.

Получените данни показват, че анализирайки стиловете на вземане на решения на потребителите, е възможно потребителският интерфейс на даден онлайн магазин да бъде персонализиран, така че да се повиши удовлетвореността на клиентите. Резултатите показват също, че рационалността е доминиращият стил на вземане на решения в контекста на онлайн пазаруването и трябва да се вземе предвид в процеса на персонализация.

Авторите прилагат множествена линейна регресия и оптимизирано дърво на решенията, за да прогнозира как потребителите с различни личностни характеристики предпочитат различни функции на електронните магазини, като правят прогнозна оценка за всяка една от установените значими връзки. Резултатите от тяхното изследване показват, че изхождайки от личността на потребителя, методът дърво на решенията (оптимизиран с генетично програмиране) постига по-добри резултати от линейната регресия и че чрез неговото

---

<sup>10</sup>MATLAB - софтуерна среда за числов анализ и самостоятелен програмен език, разработени от MathWorks - <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>



приложение преференциите на потребителите по време на онлайн пазаруването може да се прогнозира с точност около 80%. Събраната информация те използват, за да предложат персонализация в електронен магазин и в допълнение провеждат емпирична оценка на удовлетвореността на потребителите. Според авторите, получените резултати показват, че предложеният метод за персонализация значимо подобрява удовлетвореността на потребителите [142].

Авторите смятат, че основното ограничение на изследването е еднородният културен произход на участниците, в този случай персийски, това че те са главно запознати с характерните функционалности на техните онлайн магазини, създадени за тяхната типична бизнес среда, което от научна гледна точка прави резултатите неприложими в интернационален аспект [142].

Приложението на персонализацията в различни области става все по-широко. В областта на информатиката от особен интерес е прилагането на технологиите за прогнозиране на личността и поведението на потребителите, докато търговците се фокусират върху това как чрез нея да управляват взаимоотношенията си със своите клиенти, както и да увеличат степента на удовлетвореност у своите потребители. Докато повечето проучвания на системите за персонализация се фокусират най-вече върху технологиите и остават на по-заден план нейните цели, търговците първо трябва да опознаят различните аспекти на приложението и като инструмент за повишаване лоялността на клиентите [89].

## 1.4 Изводи от Глава 1

Глава първа разглежда личността като доминиращ фактор в процеса на вземане на решение в интернет, както и по-конкретно в електронната търговия, като за тази цел са разгледани различни проучвания и теории на личностната психология. В тази връзка са изучени отделните фактори, които оказват влияние в процеса на вземане на решение, както и различни модели за измерване на личността. Специално внимание е обърнато на най-съвременния подход за оценка на човека, а именно на Теорията за чертите на личността, чрез която се измерват специфични универсални детерминанти, които формират личността. Оказва се, че моделът Големите пет е един от най-често прилаганите инструменти за измерване на личността на човека, но поради обема си, той невинаги е удобен и приложим в контекста на изследване на персоналността в интернет. Поради този факт са изучени и други модели от тази област, които биха могли да отговорят на целта на дисертационния труд. Като подходящ за целта инструмент е избран ТРІ тестът, който оценява измеренията на личността от Големите пет, но се състои само от 10 елемента, което позволява той да бъде завършен за около една минута.

Разгледани са конкретни научни изследвания, които изучават връзките

между личността на потребителите и техните предпочитания към отделни функционалности на електронните магазини, както и влиянието на личностните детерминанти на човека при вземане на решение в интернет. След анализ на литературата в тази област са обобщени основни елементи и функционалности, които са характерни и необходима част от съдържанието на всеки съвременен онлайн магазин и които на по-късен етап от научното изследване ще бъдат използвани за анализ на взаимовръзката им с индивидуалността на участниците в емпиричното изследване.

Изследвано е също така и приложението на методите от машинното обучение за прогноза на личността, вследствие на поведението на потребителите в интернет, както и на преференциите им, позовавайки се на тяхната лична индивидуалност.

Изучаването на научната литература в тези области прави възможно провеждането на изследването на следващ етап в рамките на тази дисертация.

## Глава 2

# Методология на емпиричното проучване

Изборът на подходяща методология за провеждане на проучване, основана на систематизирани и структурирани правила, е проблем, който е определен от много автори като ключова стъпка на всеки изследователски проект [229]. В тази връзка Котари - Kothari (англ.) [152] твърди, че позоваването на регулативните принципи за решаване на даден изследователски проблем е от основана важност, така че да могат да бъдат направени валидни и надеждни заключения в края на проучването.

### 2.1 Философия на проучването

Всяко изследване се изгражда въз основата на някои фундаментални философски предположения относно това как да бъде проектирано валидно проучване и кои са най-подходящите методи и техники за прилагане в случая на разработвания проект [229]. Според Орликовски и Баруди - Orlikowski & Baroudi (англ.) [206] съществуват три основни категории философски подходи - позитивна, критична и интерпретативна.

За да бъде постигната целта на проучването, в настоящия дисертационен труд е възприет позитивизма като философска парадигма с „обективна“ перспектива, тъй като тя се основава на твърдението, че възприятията и позициите на хората са верни или неверни, правилни или грешни и поради убеждението, че знанието е трудно, реално и постижимо [229]. Действително този подход е избран, тъй като той гласи, че реалността е независима и може да се измерва и предсказва безпристрастно чрез научно изследване въз основа на добре дефинирани и логически структурирани данни, които не са засегнати от личните авторски разбирания и възприятия [115].

## 2.2 Изследователски подход

За да бъде проведено валидно изследване, Сандърс и др. - (Saunders et al.) [229] твърдят, че авторът трябва да реши кой подход е по-благоприятен да бъде приложен - дедуктивен, чиято структура се основава на вече съществуваща академична и статистическа информация, касаеща изследваната тема или индуктивен, при който първо трябва да се направи наблюдение и проучване и след това да бъде изградена теория, основана на резултата от проведените изследвания.

Според много автори, сред които Сандърс и др. [229] и Брайман и Бел - Bryman & Bell (англ.) [48], прилагането на дедуктивен методологичен подход е по-често свързано със събиране на данни с количествен характер, а прилагането на индуктивен подход изисква данни с качествен характер, което е важно в случаите, когато се анализира отношението и мнението на респондентите по дадена тема. Вземайки това под внимание, в случая на настояща дисертация, се прилага смесен подход и се комбинират двата режима в едно изследване. Това позволява използването на силните страни както на индуктивното, така и на дедуктивното разсъждение, за да се изучат различните гледни точки на едно и също явление. Докато количественият подход позволява на изследователя да тества нови идеи, качественият, от своя страна, предоставя възможност за създаване на нови идеи. Това на практика осигурява и по-добри резултати [78].

Така изследването в настоящата дисертация започва с прилагане на качествен подход за интервюиране и провеждане на проучване с участниците, което има за цел събирането на информация относно техните предпочитания и желания. Въз основа на техните отговори, в дисертационния труд се извършва количествен анализ за проследяване на получените резултатите, основан на събраните статистически данни.

## 2.3 Стратегия на проведеното проучване

Въпреки че, в настоящия дисертационен труд провеждането на емпиричното изследване се възприема като част от изследователската стратегия, то няма за цел да анализира предпочитанията на отделния потребител относно набора от основни функционалности на онлайн магазините. Провеждането на настоящето проучване има за цел да послужи като средство за установяване на зависимости между типа индивидуалност и предпочитанията на потребителя в процеса на вземане на решение в онлайн пазаруването.

Според академичната литература съществуват различни изследователски стратегии (например проучване, казус, интервю, експеримент, исторически изследвания, екшън изследване, обоснована теория), като всички те имат свои-

те предимства и недостатъци и изследователят трябва да реши коя от тях е по-подходяща. В случая на настоящата дисертация се предпочита използването на анкета като изследователски инструмент, тъй като тя има проучвателен и описателен характер и получените резултати са лесно сравними [48]. Възприемането на смесен анализаторски подход и приемането на анкетата като изследователски инструмент за събиране на количествени данни предоставят възможност за качествено анализиране на събрания материал [152].

В разработеното за целите на дисертационния труд проучване има въпроси с количествен, както и с качествен характер, събиращи информация за отношението на участниците към онлайн пазаруването, както и към различните характеристики на уеб магазините. Предвидени са още въпроси за оценка на тяхната личностна характеристика, които са основани на валидирана в науката рамка (TIPI тест, стр. 18) [113], а също и такива, които оценяват склонността на участниците към поемане на риск [83].

### **2.3.1 Събиране на статистически данни**

Изследването в настоящия дисертационен труд е разработено в съответствие с проучванията, използващи данни, събрани както от първични, така и от вторични източници.

Вземайки предвид целите на изследването, авторът избира анкетата като подходящ инструмент за първично събиране на данни, тъй като тя изследва явления и контекст на разглеждания проблем и в резултат на това може да обобщи някои отличителни възгледи. Освен това тя е лесно разбираема от хората, позволява събиране на голямо количество данни по изключително икономичен начин и дава възможност чрез събиране на количествени данни да се правят качествени заключения, което я прави изключително подходяща в случаите на смесен изследователски подход. Друга причина да бъде избран този инструмент е, че той е проектиран да представя разпределението на специфични характеристики в популация и да записва съответните данни, факти и нагласи. Въпреки че избраният инструмент е рентабилен, той има и слабости, основните, сред които са липса на желание на респондентите да попълнят въпросниците и трудности, свързани с достигането до рамката за вземане на проби [229], [154].

#### **2.3.1.1 Събиране на вторични данни**

За да събере необходимата справочна информация преди провеждането на първичното изследване, авторът на дисертационния труд преглежда съответната литература, която разглежда подобни изследователски въпроси, свързани с поведението на потребителя в интернет и по-конкретно в процеса на онлайн паза-

руване [42]. Вторичните данни, използвани за целта на изследването, са официални и са налични в различни публикации на някои организации и бизнес асоциации; книги и научни списания; доклади и публикации на различни организации; публични регистри и статистика. Затрудненията тук идват от факта, че темата относно взаимовръзката между личността на потребителя и неговото поведение в процеса на онлайн пазаруването, както и предпочитанията му относно отделните функционалности на уеб магазините е сравнително нова. От това следва, че все още няма налична достатъчно богата информация, която напълно да потвърди или опровергае получените резултати.

Както се препоръчва в академичната литература, авторът на настоящия дисертационен труд е преразгледал надеждността, пригодността и адекватността на използваните вторични данни [152]. В тази връзка анализът, посочен в глава 3, точка 3.1, се прави въз основа на констатации от независими вторични изследвания, както и от проведено собствено първично проучване.

### 2.3.1.2 Анкета – събиране на първични данни

Като основен изследователски инструмент в настоящия дисертационен труд се използва самоуправляващ се въпросник, чиято електронна версия е създадена с уеб-базирано приложение за проучване (Google Forms) и се разпространява до подходящи участници чрез комуникация по електронната поща в комбинация с личен контакт в социалните мрежи. Анкетата се състои от 4 раздела, чиито тематика авторът определя като изключително важни за постигане целта и задачите на дисертационния труд. Анкетата е реализирана на 3 езика – български, английски и немски, за да може обхватът на изследването да бъде по-обширен и валиден в интернационален аспект (приложение А на стр. 182).

Видовете използвани въпроси са с многократен избор и подредба по ранг [229] и са дефинирани по такъв начин, че да не отнемат много време и усилия на участниците за отговор, но в същото време да са подходящи за събиране на необходимата информация.

- **Първи раздел** – функционалности на електронните магазини/ предпочитания на потребителите;

Вземайки предвид факта, че всеки уебсайт трябва да предизвиква доверие у посетителите си, в анкетата са подбрани някои основни характеристики на онлайн магазините, които са характерни за повечето от тях, тъй като според Фогел и др. (Fogel et al.) [97] тези специфики оказват своето значително влияние при правенето на избор за покупка от страна на потребителя. Освен това методите, които хората използват за определяне на надеждността в мрежата, остават стабилни през годините, дори и с променящите се тенденции в дизайна [199].

Предвид това, първият раздел от проучването се състои от 19 въпроса. Всички въпроси са разбираеми и имат за цел да анализират отношението и мнението на респондентите относно техните предпочитания към уеб магазина при пазаруване в интернет (Таблица 2.1). Въпросите в тази секция са категоризирани в 3 подгрупи – съдържание и външен вид, инструменти от потребителския интерфейс и фактори влияещи избягването на риска. Участниците имат възможността да отговарят на представените им въпроси, основавайки се на скала от 1 до 5 (никога, рядко, понякога, често, винаги).

- **Втори раздел** – десет характеристики, определящи личностната на отделния индивид;

Вече беше изяснено дотук, че мотивацията е тази, която кара потребителя да предприеме покупка и тя е свързана най-вече с личностните черти на индивида [51]. Днес най-използваната концепция в психологията за изучаване личностните особености на хората е петфакторният модел или т. нар. концепция Големите пет, който се основава на петте основни личностни детерминанти: невротизъм, екстровертност, сговорчивост, откритост, добросъвестност, лежащи в основата на разнообразието в човешкото поведение и предпочитания [107], [73].

Според някои критици внесените психологически конструкции вероятно са по-неточни от тези, които са получени на местно ниво, тъй като личностните аспекти се изразяват по различен начин в различните културни групи и затова според тях е малко вероятно един набор от въпросници да бъде винаги оптимален. Въпреки това петфакторният модел е приложим и валидиран инструмент в различните географски райони и неговата универсалност означава, че не е необходимо винаги да се започва от начало, за да бъде развита подходяща концепция на чертите [177]. Изхождайки от мнението на критиците, Шмит и др. - Schmitt et al. (2007) (англ.) [231] провеждат изследване относно концептуалната еквивалентност на рамката Големите пет в 56 различните култури, което е от особена важност в провеждането на межкултурни изследвания. Те установяват, че моделът е силно приложим във всички основни културни региони по света и че наблюдаваните минимални културни различия в личностната структура могат да бъдат пренебрегнати. Така поради научното утвърждаване, както и межкултурната универсалност на концепцията, в изследването за целите на настоящия дисертационен труд, се прилага петфакторната структура в процеса на установяване на личностната характеристика на потребителите в онлайн магазините.

В литературата има различни рамки, чиято компилация позволява да бъде експлоатиран личностният профил на основата на петфакторния модел. Големите пет отнема около 45 минути за решаване поради обема си, което прави тази структура неприложима в контекста на електронната търговия и трудно

1.	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.
2.	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.
3.	Чета експертните оценки, те помагат в процеса на вземане на решение.
4.	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.
5.	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.
6.	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.
7.	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.
8.	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.
9.	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.
10.	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/ или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.
11.	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подобен филтър за търсене и категоризация на продуктите.
12.	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.
13.	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.
14.	Проверявам различните опции за доставка.
15.	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.
16.	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.
17.	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.
18.	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.
19.	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.

Таблица 2.1: Функционалности на електронните магазини



може да бъде реализирана в оригинал особено в случаите, когато се цели незабавна идентификация на потребителя [51], [7]. Вземайки това предвид, авторът на настоящия дисертационен труд счита за подходящо да приложи валидирания в науката ТІРІ тест (Ten Item Personality Inventory), разработен от Гослинг и др. - Gosling et al. (англ.) [113], който достига адекватни нива за конвергентна валидност относно Големите пет. Поради липсата на превод на български език след установен контакт с екипа на професор Гослинг, авторът на дисертацията разработва такъв, който впоследствие е изпратен отново за проверка и одобрение. Тестът на български език е качен на страницата на Университет Тексас и предоставен свободно за бъдещи изследвания. ТІРІ тестът оценява петте основни измерения на личността и се състои само от 10 елемента, като два дескриптора дават информация за всеки елемент. Оценката се дава по 7-степенна скала, която варира от 1 (напълно несъгласен) до 7 (напълно съгласен) (приложение А на стр. 182). В този си вид моделът е създаден, за да бъде завършен за около минута, което го прави напълно подходящ за прилагане в процеса на персонализация в интернет.

- **Трети раздел** – избягване на риска;

Когато се сблъскват с рискови ситуации, поемащите риск са склонни да разпознават и претеглят евентуалните положителни резултати и възможности, докато тези, които го избягват могат да надценят последиците от заплахите, което води до неговото предубедено възприемане [49].

Така склонността към риск или готовността на индивида към поемането му се превръща в критичен фактор, който се дефинира като настояща тенденция на личността към поемане или избягване на рискове. Факторът „риск“ играе и основна роля при вземаните от потребителя решения. Избягването на риска е мярка определяща степента, до която потребителите са или не са сигурни в това, което купуват [3].

Донг и Джилленд - Donthu & Gilliland (англ.) [83] разработват т. нар. скала за избягване на риска, която измерва желанието на човек да избягва или поема риска, която се прилага и в проучването в настоящия дисертационен труд като кратък и практичен вариант за оценка на нагласите у потребителите. Тя се състои само от 3 елемента, които се оценяват от 1 до 5 (абсолютно несъгласен – несъгласен – не съм сигурен, колебаем – съгласен – абсолютно съгласен) (приложение А на стр. 182). Според нея хората, които имат висока оценка, тоест не са склонни към приемане на известен риск, предпочитат да бъдат много сигурни в това, което планират да купят. Докато потребителите с по-ниска оценка могат да толерират известен риск и несигурност в своите действия.

- **Четвърти раздел** – демографско проучване;

Без събирането на демографска информация в провежданото изследване, авторът рискува да заеме позицията на „абсолютизъм“, предполагайки, че феномените, които представляват интерес за него, са еднакви, независимо от възрастта, културата и географската принадлежност на представителите на извадката. Събирането на подробни данни относно характеристиките на участниците му позволява да възприеме позиция на „универсализъм“, приемайки съществуването на универсални психологически процеси, които се проявяват по различен начин в зависимост от демографските различия на участниците. Освен това подробното описание на участниците позволява нагледно да се определи основата, върху която се правят обобщения и е особено необходима в процеса на вторични анализи на данни [38].

Ето защо в последната си секция, разработеното за целите на настоящия дисертационен труд запитване предвижда допълнително анализ на 5 демографски променливи и 1 въпрос относно честотата на онлайн пазаруването (никога, рядко, понякога, често, много често) (приложение А на стр. 182). Социално-демографските фактори, свързани с възраст, пол, образование, гражданство и място на пребиваване, оказват съществен ефект върху намерението и решението за покупка, както и върху това колко често потребителят поръчва артикули и услуги онлайн [69]. Тук авторът на настоящия дисертационен труд обръща и особено внимание на местожiveенето през последните минимум 5 години, поради факта, че хората, обитаващи определен регион, обикновено започват да споделят подобни ценности, нагласи и предпочитания [80]. В тази връзка Котлър и Келер (2006) - Kötler & Keller (англ.) [155] също подчертават влиянието на географските миграции върху поведението на потребителите. Промяната на местожiveенето води несъмнено и до промени в предпочитанията на потенциалните клиенти в зависимост от детерминанти на мястото на пребиваване, например заобикалящата ги среда, възприети норми и стандарти, различната социална структура на обществото [80].

Както предлага академичната литература [152], за да се минимизират слабостите на въпросника, както и да се докаже неговата ефективност, предварително е направен пилотен тест с 10 души, част от популацията на изследването.

### **2.3.1.3 Техника при подбор на статистическата извадка**

Според академичната литература техниката за вземане на проби е свързана с определяне на целевата популация на изследването, както и с начина, по който изследователят достига до нея [229], за да фокусира анализа си върху подходящите групи и подгрупи [48].

Целта на изследването изисква да се достигне средностатистическия интернет потребител и да се направят някои общи изводи [229] относно неговото мнение и поведение. Вземайки това предвид, авторът на настоящия дисерта-

ционен труд приема подхода на простия случаен подбор в процеса на избор на участниците в проведеното проучване. Извадката е структурирана на случаен принцип, така че всички елементи на общността имат равни шансове да попаднат в нея. Всички участници са помолени да подкрепят изследването като предадат нататък въпросника към свои контакти, с които авторът няма реална връзка. По такъв начин той не оказва влияние, пряко или косвено, върху получените резултати.

#### **2.3.1.4 Рамка на статистическата извадка**

Въпросникът е изпратен на 250 души, представители на анкетиранията популация. 226 от всички (90.4%) са попълнили точно и изцяло въпросника онлайн. Съгласно литературата, достигнатият обем на статистическата извадка отговаря на нуждите на проучването, за да представи то в края си значителни резултати относно изследвания проблем [229].

Всички легитимни участници в анкетата са над 18 години. Извадката обхваща представители на различните възрастови групи, от най-младите пълнолетни интернет потребители до хората в активна и зряла възраст до 75 години. Всички участници са с различен пол, социален статус, образование, разнообразно гражданство и местоживееене в последните минимум 5 години. Всички те съобщават за различна интензивност и честота на реализираните от тях онлайн покупки, което е условие за получаване на безпристрастни и валидни резултати. Изброените факти са предпоставка за постигане на обективен поглед по темата на изследването.

#### **2.3.2 Времеви обхват на изследването**

В следващия етап от процеса на проектиране на изследването се решава дали проведенният анализ да бъде направен на базата на поредица от „моментни снимки“ за определен период от време или да представлява „моментна снимка“ в точно определен момент, което според автора на настоящата дисертация е подходящият избор, тъй като проучването е ограничено във времето. Освен това подходът „моментна снимка“ е най-подходящият избор, имайки предвид целта на изследването, а също и колко динамична е промяната на бизнеса и технологиите в съвременния свят [229].

#### **2.3.3 Валидност и надеждност на данните**

От една страна, валидността е свързана с начина, по който събраните емпирични данни и избраните стратегии и техники се приемат и прилагат, а от друга

страна, надеждността е свързана с факта, дали прилаганите техники и стратегии са подходящи, за да бъдат получени логически констатации в края на изследването [229]. Потенциалните заплахи от това изследване могат да бъдат:

- ако някои от участниците са под 18 години или деца, тъй като все още не са в независимия етап от живота си, нямат право да вземат самостоятелни решения относно онлайн трансакции, споделяне на лични данни, боравене с административна и правна информация;
- ако няма достатъчно представители на групата на потребителите с опит в онлайн пазаруването;
- ако проучването обхваща твърде малко участници и така не могат да бъдат обхванати достатъчно широко всички личностни типове;
- ако няма представители от всички разглеждани възрастови групи, тъй като всяка от тях носи своите специфики и натрупан житейски опит;
- ако изследването е само количествено, тъй като темата изисква качествен анализ на отношението на респондентите към изследвания проблем.

Въпреки гореспоменатите заплахи, това изследване може да се счита за валидно и надеждно, тъй като приложените методологични режими са подходящи за вида и целта му. Популацията е подходящо подбрана и идентифицирана, събирането на данни се извършва независимо и на това основание се провежда и интерпретацията на получените данни. Разработен е и предварителен пилотен тест на проучването, който също допринася за валидността и надеждността на изследването.

### 2.3.4 Етичен въпрос

Етичната страна на всеки изследователски проект също е съществен въпрос [229] и по отношение на него авторът на настоящия дисертационен труд свежда до минимум риска от компромис, като взема предвид следващите няколко въпроса:

- всички участници са запознати с целта на изследването и са попълнили доброволно въпросника;
- в анкетата не участват хора под 18 години;

- въпросникът не съдържа въпроси, свързани с религиозна и политическа принадлежност;
- запитването е анонимно и поради това не се публикуват имена и лична информация;
- участниците са запознати и уверени с факта, че получените данни служат само за целта на научния труд и никаква лична информация няма да бъде споделяна с трета страна;
- събраните данни се интерпретират само въз основа на целта на изследването.

### 2.3.5 Ограничения при провеждането на проучването

Според академичната литература [229] всяко проучване има ограничения, свързани обикновено с неговата емпирична страна, основани на избраната рамка на подбор на участниците и подход.

Едно от ограниченията на настоящото проучване е свързано с недостатъчните вторични данни и статистика относно потребителските очаквания и изисквания към различните функционалности на онлайн магазините. Въпреки това е направен широк набор от функционалности, които са характерни за повечето електронни магазини.

Друго ограничение е зададената времева рамка за провеждане на първични изследвания, тъй като темите, свързани с индивидуалността и потребителското поведение, изискват да се изследват много по-дълго и евентуално валидират чрез други методи и инструменти.

Също така някои от ограниченията на изследването биха били свързани с евентуални проблеми по време на анализа на въпросниците - ако делът на невалидно попълнените въпросници е твърде голям. Но в случая на текущото изследване, този риск е преодолян.

Други потенциални ограничения на изследването биха били свързани с анкетата - ако респондентите не разбират зададените им въпроси. Но в случая този риск е преодолян, тъй като всички въпроси са формулирани ясно, кратко и разбираемо. Освен това въпросникът е преведен на три езика и по такъв начин всички анкетиращи успяват детайлно да вникнат в смисъла на зададените въпроси и възможностите за отговор.

## 2.4 Изводи от Глава 2

Във втора глава от настоящата дисертация е представена избраната методология на емпиричното проучване, което е ключова стъпка на всеки изследователски проект, където човекът е обект на проучване. Изложени са избраните изследователски подход и стратегия на проведеното проучване, както и структурата на анкетата. ТІРІ тестът е кратък и изборът му за оценка на личността се оказва особено подходящ за тази цел, като това открива нови възможности за бъдещи изследвания в тази област.

Изготвеният набор от 19 функционалности на електронните магазини е категоризиран в 3 подгрупи – съдържание и външен вид, инструменти от потребителския интерфейс и фактори влияещи върху избягването на риска, така че да обхване ключови функционалности, които са характерни за повечето съвременни онлайн магазини. Той е достатъчно голям, за да може да изследва обстойно преференциите на участниците в изследването. Въпросите в анкетата са формулирани кратко и ясно, така че да бъдат максимално разбираеми за всички участници.

Обърнато е внимание също така на валидността и надеждността на данните, както и на етичната страна на проучването, които са част от стратегията и дизайна на емпиричното изследване.

Въпреки съществуването на някои ограничения относно избрания изследователски подход, може да се приеме, че проучването е подходящо за целта на дисертационния труд.

## Глава 3

# Изследване. Прогнозиране на потребителското поведение в интернет

### 3.1 Анализ на резултатите от проучването

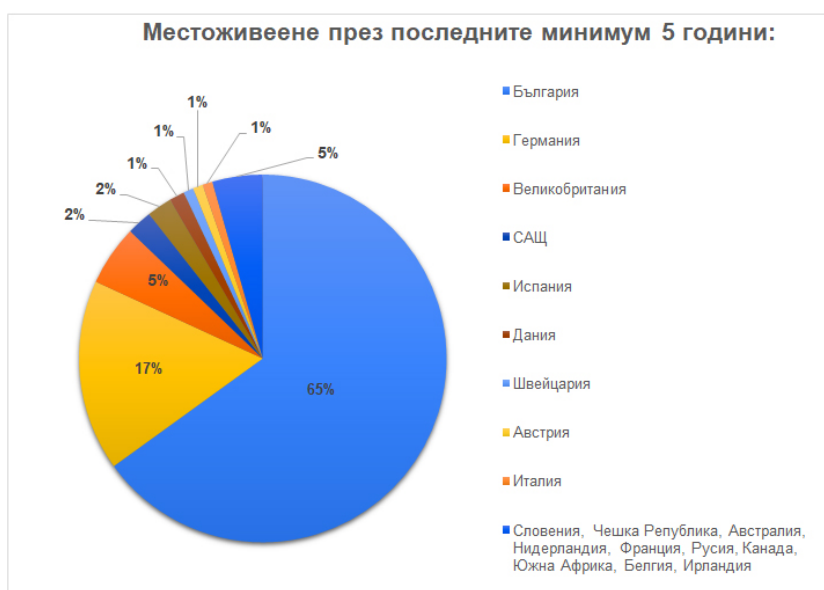
Емпиричното проучване е проведено онлайн, ползвайки приложението Google Forms, във времевата рамка от 30 август до 15 септември 2020 година. Извадката се състои от 226 участника, като в глава 2 вече са изложени структурата на анкетата, техниката при подбор и рамката на статистическата извадка.

#### 3.1.1 Демографски преглед на извадката

За да може да се направи стойностно заключение в края на провеждано научно изследване, особено важно значение има качеството на демографската извадка, както и нейният преглед, тъй като тя се превръща в изходна точка на провеждането на проучването. Тази информация е особено важна, за да може да се онагледят факторите, оказващи влияние върху отделния клиент в процеса на търсене на продукти и предприемане на онлайн покупка.

От изпратените онлайн 250 анкетни карти на настоящето социологическо изследване, 226 души попълват изцяло въпросника, от които 43% са мъже, а 56% са жени. Видно е, че не се наблюдава съществен приоритет на нито един от двата пола по отношение на социологическата извадка, което само по себе си е необходимо условие за настоящия труд, тъй като авторът се стреми към постигането на общовалидни заключения относно взаимовръзката между личностните детерминанти на потребителите и тяхното поведение и предпочитания в процеса на вземане на решение за онлайн покупка.

Макар повече от половината участници в проучването да са с български произход и да живеят към момента на изследването в страната (65%), останалата част от извадката (35%) обхваща хора, които са чужденци или българи, които вече повече от 5 години живеят в чужбина (Фигура 3.1). С цел, всички участници да бъдат еднакво запознати с детайлите на задаваните въпроси, както и с възможностите за отговор, анкетата е предварително преведена на три езика - български, английски и немски.



Фиг. 3.1: Местоживеене през последните минимум 5 години

Демографските данни, свързани с произхода на анкетираните, удовлетворяват желанията на автора относно обхвата на проучването. Авторът на настоящия дисертационен труд цели да изгради своя анализ, основавайки се на личностния профил на средностатистическия онлайн потребител, независимо от неговата национална и културна принадлежност, а не да фокусира своите наблюдения върху конкретна географска област и подгрупа. Причина за това е наблюдаваната през последните години активна географска мобилност, която се превръща във важна характеристика на потребителите, особено в процеса на сегментиране на пазара. Промяната на местоживеенето води несъмнено и до промени в предпочитанията на потребителите в зависимост от специфичните характеристики на мястото на пребиваване. Разликите в начина на живот на хората вследствие на продължителното пребиваване в друга държава и съответно сред други културни особености и ценности са причинени най-вече от новата заобикаляща ги среда, както и от различната социална структура на обществото [80].

Според различни автори, сред които и Акман и Рехан - Akman & Rehan



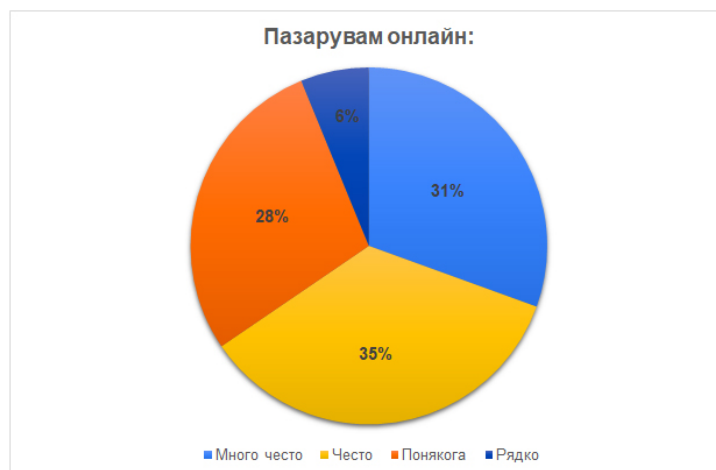
	Критерии	Брой	% от извадката
<b>Демографска извадка</b>	226		100%
<b>Възраст</b>	от 18 до 30	61	27%
	от 31 до 45	136	60%
	от 46 до 60	24	11%
	от 61 до 75	5	2%
<b>Пол</b>	Мъж	98	43%
	Жена	127	56%
	Друг	1	<1%
<b>Образование</b>	Средно	31	14%
	Висше	193	85%
	Не е посочено	2	1%

Таблица 3.1: Демографски данни

(англ.) [14], възрастта е сред факторите, които влияят съществено върху нагласите на хората в процеса на боравенето с интернет. Поради тази причина може да се наблюдава и различна тенденция в интензивността на осъществяване на онлайн покупки в различните етапи на човешкия живот. Фараг и др. - Farag et al. (англ.) [90] дори обобщават, че възрастта е обратно свързана с онлайн покупките по нелинеен начин. От гледна точка на възрастта на участниците в проучването, става ясно, че всички те са пълнолетни и са в активна възраст, в която използването на интернет заема голяма част от ежедневието на съвременния човек. 27% са представители на възрастовата група между 18 и 30, 60% са между 31 и 45 години, 11% са във възрастта между 46 и 60 години и само 2% над 61 години.

Според други автори активното използване на интернет зависи и от нивото на образование на потребителите. Така според Батнагар и Гоус - Bhatnagar & Ghose (англ.) [37] липсата на образование би предизвикало значителни бариери в процеса на приемане на новите технологии и работата с тях, а в случая на електронната търговия, нивото на използване на интернет може да се приеме като една от основните предпоставки за реализиране на покупки [14]. В настоящето проучване 85% от извадката обхваща хора със завършено висше образование, а 14% - средно. 66% от участниците определят като висока и много висока интензивността на своите покупки в интернет, а 28% само понякога поръчват артикули в интернет, но не го определят като рядко. Тук може да бъде направено заключение, че социологическата извадка сама по себе си обхваща

хора, които са запознати както с боравенето с интернет, така и с предимствата и недостатъците на процеса на онлайн пазаруване.



Фиг. 3.2: Опит в онлайн пазаруването

Въпреки че, както беше споменато в предходната глава, участниците в проучването са подбрани на случаен принцип, от получените данни става ясно, че всеки един от тях преди това е реализирал поне няколко онлайн покупки и е достатъчно запознат с процеса на пазаруването в интернет. Никой не е заявил, че няма никакъв опит с онлайн пазаруването (Фигура 3.2).

### 3.1.2 Проследяване на взаимовръзките между индивидуалността и предпочитанията на потребителите

Както вече беше споменато в глава 2, в проведеното проучване са предвидени въпроси както с количествен, така и с качествен характер, събиращи информация за отличителните черти на личността на онлайн потребителите, отношението им към онлайн пазаруването, както и техните предпочитания към някои основни характеристики на уеб магазините. Така в настоящия труд личността на потребителя се превръща в основа, даваща възможност за прогнозиране на потребителските нужди и предпочитания, което от своя страна може да бъде използвано за създаване на по-персонализиран дизайн на електронните магазини. Идентифицирането на индивидуалните специфики на клиента се разглежда като средство, даващо възможност за персонализиране на потребителското изживяване и може да бъде взето под внимание с цел адаптация. Това е така, тъй като личността може да бъде описана като набор от специфични черти на човека, които налагат тенденция върху неговото поведение. Наличието на данни относно индивидуалните специфики на човек дава информация за това

как той би реагирал в различни ситуации, което от своя страна може да улесни прогнозирането на потенциалните му нужди по различни поводи [240].

Възприемайки теорията за личностните черти за създаването на психометричен профил на потребителя, авторът на настоящия дисертационен труд задава основните детерминанти, които определят човека и които са стабилни поведенчески предиктори [59]. Комбинирайки тези знания с възможностите, които предоставят моделите на машинното обучение, авторът на настоящата дисертация допуска, че могат да бъдат създадени автоматизирани прогнози относно потребителското поведение и решението за покупка в интернет. Резултатът от разработването на подобна стратегия би създал концептуални възможности за приложение в областта на електронната търговия, както и в различни области на съвременния живот и наука.

Както беше дискутирано дотук в детайли, най-често използваният модел в съвременната наука за описване на спецификите на индивида е концепцията на петте фактора на Коста и Маккрей - Costa & McCrae [73], която се разглежда като доминиращата парадигма в психологията на личността и освен това е широко приет модел в компютърно ориентираните изследвания на човека [33], [259]. Но за съжаление, поради обема си, тази рамка невинаги е приложима и най-вече в контекста на изследване на поведението на потребителите в интернет, когато е нужна почти мигновена идентификация на потребителя [51], [7]. Вследствие на това авторът на настоящия дисертационен труд счита за подходящо прилагането на друга съкратена и валидирана в науката рамка, която позволява експлоатирането на потребителския профил на основата на големите личностни характеристики. TPI тестът, разработен от Гослинг и др. - Gosling et al. (англ.) [113], оценява петте основни измерения на личността само за около минута [7], което го прави напълно подходящ за прилагане в настоящото проучване.

Освен големите пет независими личностни характеристики, в настоящия дисертационен труд се оценява и склонността на отделния индивид към поемане на риск [83], което в сферата на съвременната електронна търговия се превръща в критичен фактор в процеса на вземане на решение, поради съществуващата значителна връзка между възприемания риск и отношението към онлайн пазаруването [238]. Това потвърждават и получените данни (Фигура 3.3), според които сам по себе си рискът в действителност е основна детерминанта, когато става въпрос за пазаруване в интернет, където контактът лице в лице е изместен от виртуални трансакции на стоки, финанси и лична информация. 90% от представителите в емпиричната извадка по-скоро определят себе си като личности избягващи риска, давайки си сметка за евентуалните негативни последици, сред които е и шансът да бъдат измамени, лошо качество на продуктите, липса на политика за връщане на артикули и др.

В съвременния свят на електронната търговия все по-често се появяват раз-



Фиг. 3.3: Склонност към риск

лични модерни тенденции в дизайна на онлайн магазините, като анимация или 360-градусови визуализации на продукти, но въпреки тях човешкото поведение не се променя и това, което влияе върху възприятието у потребителя, не се е променило и вероятно няма да се промени драстично и в бъдеще [11]. Така сами по себе си актуалните насоки на развитие обаче не гарантират стабилно потребителско изживяване. Съществуват определени елементи, които всеки уеб сайт е препоръчително да притежава, за да бъде търсен и предпочитан от потребителите.

В началото на анкетата всички участници отговарят на 19 въпроса (Таблица 3.2), свързани с някои основни характеристики и функционалности на електронните магазини, които са характерни и препоръчителни за повечето онлайн магазини. Авторът ги изучава детайлно, за да може на следващ етап да провери съществуването на взаимовръзка с различните личностни детерминанти на потребителите, които в случая на настоящия труд са резултат на проведения ТІРІ тест от втората секция на анкетата.

Така след установяването на личностния тип на участниците в запитването и тяхното отношение към риска, както и след събирането на информация относно техните предпочитания, свързани с основните функционалности на онлайн магазините, авторът провежда бивариантен корелационен анализ, използвайки програмата PSPP<sup>1</sup>, за да провери наличието на линейна зависимост между две променливи и да я опише и анализира [57], [53]. За да се конструират уравненията, променливите, свързани с личностните черти и склонността към поемане на

<sup>1</sup>PSPP - програма за обработка на данни и статистически анализи; GNU лиценз - <https://www.gnu.org/software/pspp/>

риск са възприети като независими променливи, докато разглежданите функционалности на онлайн магазините се считат за зависими. Така авторът цели да установи съществуването на значими връзки между тези 6 независими променливи и всяка една от 19-те зависими променливи. Така се проверява за наличие на корелация в общо 114 позиции, а наличието на значими такива предполага, че могат да бъдат формирани математически уравнения за оценка и прогноза на предпочитанията на потребителите (Таблица 3.2). Вземат се предвид само променливите със значими връзки, които са идентифицирани според техните коефициенти на корелация на нива  $p < 0.05$  [57].

Коефициентите на корелация в Таблица 3.2 показват, че са открити 21 значими връзки между анализираните зависими и независими променливи.

### 3.1.2.1 Екстровертност

Екстровертността описва степента, до която хората са напористи, активни, ентузиазирани, приказливи, енергични и доминиращи [72]. Тези личности никога не остават незабелязани. Това доказва и проведеното проучване, според което се наблюдават положителни значими връзки между тази личностна детерминанта и две от разглежданите функционалности на онлайн магазините. От получените резултати след проведения бивариантен корелационен анализ е видно, че по-екстровертните личности биха реагирали положително при наличие на предложение за покупка на други допълнителни продукти и аксесоари, свързани с разглеждания от тях продукт ( $r = 0.205$ ;  $p < 0.05$ ) от страна на електронния магазин. Също така те активно участват както в писането, така и в четенето на коментари и това според тях играе значима роля при вземането на решение за покупка ( $r = 0.110$ ;  $p < 0.05$ ). Достигнатите заключения са подкрепени още и от литературата, според която, ако се търси при кои потребители може да бъде установена тенденция към по-висока честота и интензивност на взаимоотношения и желание за изява и лидерство, то това са екстровертите [27]. Колкото по-екстровертен е човек, толкова по-общителен и ориентиран към действие е той [254]. Докато хората с ниска оценка спрямо този личностен аспект (т. нар. интроверти) са склонни да бъдат по-резервирани и често изискват период на уединение и тишина, за да се презаредят [258].

### 3.1.2.2 Сговорчивост

По отношение на сговорчивостта също са налични някои значими връзки, които биха оказали определящо влияние върху потребителите в процеса на приемане на онлайн покупка. Според проведеното проучване, хората, проявяващи съобразителност и сговорчивост, отделят особено внимание на описанието на разглежданите продукти, на неговата детайлност и информативност ( $r =$

	Независими променливи (всяка една от 6-те личностни черти, както и склонността към поемане на риск)					
	Екстремност (проявяваш стремеж към внимателни, интензивни социални контакти и динамика)	Сговорчивост (проявяваш лоябилност, съобразителност, благосклонен, лесно съгласяващ се)	Доброявестност (проявяваш внимание, старание и детайлност)	Емоционално стабилен (склонен да запазва баланс и самообладание)	Отвореност към нов опит (проявяваш откритост и откритост, пряк)	Склонност към поемане на риск (възприемане и осъзнаване на риска)
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.		0.122 <sup>a</sup>			
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.			0.120 <sup>a</sup>		
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.162 <sup>a</sup>			
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.		0.117 <sup>a</sup>			
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.			0.194 <sup>a</sup>		
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.			0.176 <sup>a</sup>		0.125 <sup>a</sup>
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					0.110 <sup>a</sup>
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.			0.154 <sup>a</sup>		0.115 <sup>a</sup>
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.205 <sup>a</sup>				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категорията на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.			0.164 <sup>a</sup>		
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.			0.133 <sup>a</sup>	0.120 <sup>a</sup>	
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	0.110 <sup>a</sup>			0.121 <sup>a</sup>	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					0.180 <sup>a</sup>
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.				- 0.114 <sup>a</sup>	
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.			0.226 <sup>a</sup>	0.127 <sup>a</sup>	0.157 <sup>a</sup>

<sup>a</sup> Наличие на значима връзка на ниво 0.05

Таблица 3.2: Проверка за значима корелация между 6 независими и 19 зависими променливи

0.122;  $p < 0.05$ ). Освен това се оказва, че за тях са важни експертните оценки относно разглежданите продукти ( $r = 0.162$ ;  $p < 0.05$ ), както и коментарите на потребителите, които вече имат опит и впечатления от употребата на съответния артикул ( $r = 0.117$ ;  $p < 0.05$ ). Тези резултати потвърждават твърдението на Фланагин и др. - Flanagan et al. (англ.), които смятат, че оценките и препоръките на другите са важни за потребителите в процеса на предприемане на покупка [94]. Тези резултати са логично продължение на наличната в литературата информация относно сговорчивостта като личностна специфика, чиито аспекти според Коста и Маккрей - Costa & McCrae (англ.) [72] са още сътрудничеството (доверие и грижа към другите) и симпатията (добродушие, нежност). Хората с високо ниво на сговорчивост/ съгласие са склонни да сътрудничат повече, докато тези с по-ниска оценка са по-конкурентоспособни и понякога дори манипулативни [258]. Неслучайно от получените данни става ясно, че по-сговорчивите личности имат нужда от повече информираност и споделен опит с другите, когато са в процес на вземане на решение, тъй като хората с висок фактор на приемливост се интересуват от другите, те са загрижени и социални.

### 3.1.2.3 Добросъвестност

При прегледа на получените данни става ясно още, че хората, които се определят като добросъвестни и които проявяват особено внимание и старание към детайла, предпочитат да имат възможност за избор между различни, но подобни продукти и да могат да сравнят техните детайли ( $r = 0.164$ ;  $p < 0.05$ ). Това е така, тъй като, както заявяват Кампс и др. (2016) - Camps et al. (англ.) [61], добросъвестните хора са добре организирани, подредени и целенасочени. Ето защо и по отношение на подробната оценка по отделните критерии на артикулите също е налична значима положителна корелация ( $r = 0.120$ ;  $p < 0.05$ ), както съответно и при въпроса свързан с предоставянето на детайлни снимки на продуктите ( $r = 0.154$ ;  $p < 0.05$ ). В подкрепа на тези резултати е и твърдението на Карл и др. - Karl et al. (англ.) [138], според които, потребителите, притежаващи по-висока степен на добросъвестност и сговорчивост, са склонни да извършват дейности с утилитарен контекст (познание, обработка на информация, алтернативна оценка и други).

Коста и Маккрей - Costa & McCrae (англ.) [72] свързват още добросъвестността със стремежа към постижения и компетентността, а Бакер - Bakker (англ.) [27] добавя и желанието за завършване на поставените задачи до край. Вследствие на това не е изненадващ и фактът, че се наблюдават положителни значими връзки с възможността за проверка на актуалната наличност на артикулите и времето за доставка ( $r = 0.194$ ;  $p < 0.05$ ), както и различните опции за това ( $r = 0.133$ ;  $p < 0.05$ ) преди да предприемат действия за покупка. Логично продължение на поведението на хората с висок фактор на добросъвестност е и наличието на значима връзка с предоставянето на възможност за

проследяване на статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка ( $r = 0.176$ ;  $p < 0.05$ ), както и предлагането на алтернативни и по-сигурни методи на заплащане ( $r = 0.226$ ;  $p < 0.05$ ), които също са особено важни елементи от функционалността на всеки онлайн магазин. За това говори и фактът, че съвестността на личността има положителен ефект върху рационалния стил на вземане на решения и отрицателен спрямо избягващия стил [35].

#### 3.1.2.4 Емоционална стабилност

При анализа на личностите, които могат да бъдат определени като емоционално стабилни, се откриват значими положителни връзки с предлагането на различни опции за доставка ( $r = 0.120$ ;  $p < 0.05$ ), както и с наличието на алтернативни и по-сигурни методи за заплащане ( $r = 0.226$ ;  $p < 0.05$ ) от страна на онлайн търговеца. Тези резултати са подкрепени и от твърденията в литературата, че емоционално стабилните хора са склонни да проявяват уверено и спокойно поведение, както и да прилагат рационален подход към решаването на проблемите [27].

Невротизмът от своя страна се характеризира като полярната противоположност на емоционалната стабилност [61]. Това е видно още и от получените резултати в настоящето проучване и наличието на значима отрицателна корелация между емоционално стабилната личност и предоставянето на възможност за безплатно връщане на стоката ( $r = -0.114$ ;  $p < 0.05$ ). Това означава, че колкото по-ниска е оценката на емоционална стабилности, т.е. по-висока степен на невротизъм, притежава човек, толкова по-значимо за него е предоставянето на възможност за безплатно връщане на артикула и този факт би повлиял процеса на предприемане на покупка и избор на онлайн магазин. Тази зависимост е подкрепена и от литературата, в която се твърди, че колкото по-невротичен е човек, толкова по-трудно за него е да контролира своите емоции и да овладее състоянието си на стрес [254]. Ето защо Байрам и Айдемир - Bayram & Aydemir (англ.) [35] твърдят, че невротичната личност има отрицателна връзка с рационалния стил на вземане на решения и съответно положителна с избягващия и спонтанен стил.

#### 3.1.2.5 Отвореност към нов опит

Кампс и др. - Camps et al. (англ.) определят отвореността към опит като тенденция към активно въображение, интелектуално любопитство, както и готовност да се обмислят нови идеи и да се опитат нови неща [61]. Освен това отвореността се свързва с качества като оригиналност, любопитство и изобретателност. Лицата, които са по-отворени, обикновено са креативни, любопитни, импулсивни и проникателни [72]. Вземайки това предвид, става ясна и причината, пора-



ди която при хората с високи стойности при тази личностна детерминанта се наблюдава значима положителна връзка с писането на отзиви за продуктите ( $r = 0.121$ ;  $p < 0.05$ ). Според тях споделянето на опит, като и приемането на такъв от другите, е особено важно за изясняването на въпроси, свързани с избраните продукти и услуги, преди реализирането на покупка. Това потвърждават и Цао и Чанг - Tsao & Chang (англ.), които твърдят, че колкото по-отворен е човек, толкова по-разнообразни са неговите интереси и съответно е по-готов да обмисли различни мнения и гледни точки [254].

### 3.1.2.6 Склонност към поемане на риск

Поемането на риск е критичен фактор, оказващ особено влияние върху потребителя в процеса на вземане на решение за покупка в интернет, което е и причина той да бъде включен като предмет на изследване заедно с личностните характеристики на индивида. Според Сита - Sita (англ.) [238] склонността към поемане на риск дори се превръща в най-важния фактор, влияещ на поведението на потребителите при онлайн пазаруване. Той демонстрира степента на липсата на доверие сред клиентите като сред основните причини за това са шансът да бъдат измамени, по-лошо качество на продуктите от обявеното, липса на политика за обратно връщане и т.н. Проведеният бивариантен корелационен анализ потвърждава това, предоставяйки информация за наличието на 5 значими положителни връзки между степента на възприемане на риска при онлайн пазаруването и някои от проучваните основни функционалности на електронните магазини. Данните показват, че рискът в процеса на онлайн пазаруването е положително свързан с предпочитанията на потребителите да имат възможността да проследят статуса на закупените от тях продукти ( $r = 0.125$ ;  $p < 0.05$ ), да имат предоставена своевременно калкулираната цена за доставка ( $r = 0.110$ ;  $p < 0.05$ ), а не представянето ѝ да е в края на процеса. За потребителите също така се оказва особено важно и предоставянето на детайлни снимки на разглежданите продукти ( $r = 0.115$ ;  $p < 0.05$ ), за да се намали вероятността от разочарование от артикулите след доставката им.

Вземайки предвид степента на дигитализиране на съвременния живот и съответно нарастващия потенциал за измами и злоупотреби с лични данни в интернет, съвсем логично в проведеното проучване се потвърждава и силната зависимост между стремежа за избягване на риск и споделянето на лични данни в интернет ( $r = 0.180$ ;  $p < 0.05$ ), както и предоставянето на алтернативни сигурни методи на плащане ( $r = 0.157$ ;  $p < 0.05$ ). Така получените резултати в настоящето проучване са подкрепени и от твърденията на Цао и Чанг - Tsao & Chang (англ.), според които рискът при извършването на онлайн покупки, включително несъответствия между очаквания и действителния продукт или услуга, изтичане на лична информация и онлайн измами, кара потребителите да бъдат по-предпазливи. Затова и процесът на онлайн пазаруването е неизменно

свързан и с детайлно проучване както на продукта, така и на търговеца, преди потребителите да се ангажират с покупка [254] и това е видно и от получените тук данни.

Вземайки предвид факта, че личността може да се определи като организация на динамични системи, които влияят на автентичното поведение и стил на мислене [35], след проведеното проучване, предположението на автора за съществуването на емпирични взаимовръзки между личностната характеристика на човек и неговото поведение е потвърдено. Въз основа на проведеното проучване в литературата и получените резултати от настоящето изследване, може да бъде обобщено, че индивидуалността играе важна роля в процеса на предприемане на онлайн покупки, тъй като различните потребители имат и различни специфични особености, които се отразяват в тяхното поведение на подсъзнателно ниво.

## 3.2 Приложение на методи от машинното обучение за прогноза на потребителското поведение в интернет

Както вече беше изложено в глава 1.3.1.2, личността на човека може да бъде разглеждана като набор от особености и черти, които налагат тенденция върху поведението му. Психологическата концепция за личността отчита индивидуалните различия в трайните емоционални, междуличностни, преживяващи и мотивационни стилове на хората, като личността на човека остава стабилна и налична за по-дълъг период от време. Следователно наличието на информация за личностния тип на индивида предоставя сведения за това как той възприема представената информация, какви са неговите предпочитания и за това как той би реагирал в различните ситуации [251], [259].

В глава 1.3.1 беше разгледано прилагането на модели от машинното самообучение в областта на изучаване на личността в литературата, като най-често използваните модели за тази цел са линейната регресия, методът на най-близките съседи, методът на поддържащите вектори, дървото на решения, случайните гори, както и невронните мрежи [105], [207], [150]. В зависимост от проблема, който трябва да бъде решен, други модели също могат да бъдат успешно приложени. От съществено значение при избора на правилен модел или набор от модели е познаването на проблема, познаването генезиса на данните, както и целите, които авторът си е поставил.

С цел да бъдат прогнозирани преференциите на потребителя към различните функционалности на електронните магазини в зависимост от неговата индивидуалност, в рамките на тази дисертация са реализирани три регресионни модела - линейна регресия, дърво на решенията и случайни гори. Алгоритмите вземат 5-те личностни детерминанти на потребителя и индивидуалното му отношение към поемане на риск като вход и дават стойност, показваща колко вероятно е съответната функционалност да бъде предпочетена от дадения потребител. В изчисленията влизат само откритите значими връзки ( $p < 0.05$ , Таблица 3.2) в глава 3.1.2 между индивидуалността и отделните функционалности на електронните магазини. Значението на алгоритмите се крие в способността им да предвиждат как нови потребители, чийто личност и индивидуална склонност за поемане на риск е известна, вероятно ще се държат и вземат решение в един онлайн магазин. За да се построят алгоритмите, личностните детерминанти действат като независими променливи, докато предпочитанията на потребителите към отделните функционалности се считат за зависими.

Съществуват различни метрики за проверка на точността на регресионните модели, като най-често използваните в литературата са средна абсолютна грешка, средна абсолютна процентна грешка, средна квадратична грешка и корен

от средната квадратична грешка [215], [213], [159], [167].

Средната абсолютна процентна грешка (Mean Absolute Percentage Error (MAPE) 3.1) е статистическа метрика, която се измерва в проценти и показва относителната стойност на отклоненията, което я прави доста практична. Метриката не се влияе много от наличието на екстремни стойности в извадката. По-ниските стойности означават по-добър резултат.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} * 100, \quad (3.1)$$

$n$  = общият брой обекти

$y_i$  = действителните стойности

$\hat{y}_i$  = прогнозираните стойности

$(y_i - \hat{y}_i)$  = грешка на оценката.

Общата абсолютна грешка (Mean Absolute Error (MAE) 3.2) показва с колко средно се различават определените от модела стойности с тези, които са в действителност, което я прави много интуитивна за интерпретация на резултатите. Друго предимство при нея е фактът, че тя също не се влияе толкова много от наличието на екстремни стойности в извадката. По-ниските стойности говорят за по-добра прогноза на алгоритъма, като 0 е възможно най-добрата прогноза.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|. \quad (3.2)$$

Средната квадратична грешка (Mean Squared Error (MSE) 3.3) има винаги положителни стойности. Влияе се много от наличието на екстремни стойности в извадката, тъй като повдигането на квадрат увеличава още повече тежестта им.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2. \quad (3.3)$$

Много често в практиката се използва корен от средната квадратична грешка (Root Mean Squared Error (RMSE) 3.4), защото е в същите единици като целевата променлива, но за разлика от MAE и подобно на MSE, RMSE се влияе повече от екстремни стойности в извадката.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (3.4)$$

За проверка на прогнозите, извършени от различните алгоритми, в рамките на тази дисертация се прилагат метриците обща абсолютна грешка (MAE, формула 3.2), корен от средната квадратична грешка (RMSE, формула 3.4) и средната абсолютна процентна грешка (MAPE, формула 3.1). Често резултатът на прогнозата според MAPE е представян като се извади нейната стойност от 100, с цел по-добра интерпретация на точността на прогнозата по тази метрика ( $accuracy$  в % =  $100\% - MAPE$ ), което се прилага и в тази дисертация.

Програмирането е извършено на Python, версия 3.8 (64-bit). Python е език за програмиране с отворен код, което предполага, че голяма общност от разработчици допринася за непрекъснатото подобрене на екосистемата му. Той е обектно-ориентиран, интерпретируем и интерактивен език, който разполага с отлична екосистема от голям брой модули и библиотеки в областта на машинното самообучение. Езикът използва *garbage collector*, което означава, че вътрешната реализация на езика се грижи за управлението на паметта. Количеството използвана памет често е по-малко отколкото при други популярни езици, като например Java и не много повече отколкото при C и C++ [165], [162].

За проверка на точността на всеки регресионен модел изчислените стойностите на MAE, RMSE и MAPE за всички 21 значими връзки, както и тяхната средна стойност, са презентирани в таблична форма. С всеки един от алгоритмите се разглеждат по няколко конкретни примера от всичките установени 21 значими връзки, с цел добиване на по-добра представа на постигнатите от тях резултати. Следва обобщаващо сравнение на резултатите, постигнати от трите алгоритъма, след което се предлага оптимизация за един от тях.

### 3.2.1 Прогноза с линейна регресия

В глава 1.3.1 вече са разгледани отделните категории модели на машинното самообучение, като става ясно, че както регресията, така и класификацията са категоризирани под шапката на машинно самообучение с учител. При контролираното обучение алгоритъмът се прилага за обучение на *mapping* функцията от входната променлива ( $x$ ) към изходната променлива ( $y$ ), изразено с формула  $y = f(x)$ . Регресионните методи моделират зависимости между отделните характеристики на данните и правят прогноза на бъдещи стойности на зависимата характеристика при промяна на стойности в независимата характеристика или при появило се ново наблюдение в съответната предметна област, докато класификационните модели класифицират наблюденията от множеството и формират класове от данни в самото множество, като целта е да определят правилно принадлежността към даден клас на всяко ново наблюдение, постъпващо в множеството [2], [162].

Линейната регресия, вече представена накратко в глава 1.3.1, цели да от-

крие линейна зависимост в данните и след като тя бъде установена, се прави предсказване на нова стойност по отношение на тази връзка. Т.е. известни са две едномерни множества  $x$  и  $y$  и се търси зависимостта между тях, изразена с  $y = ax + b$ . Целта е да бъдат намерени коефициентите  $a$  и  $b$ . След като те бъдат намерени се счита, че е намерен прогнозен модел за множеството  $x$ . Новото множество  $y\_pred$ , получено по формулата  $y\_pred = ax + b$ , са прогнозните стойности, получени от модела за известното множество  $x$ . Разликата  $y - y\_pred$  показва близостта на прогнозните стойности до истинските [2]. Линейната зависимост е и най-голямото предимство на този модел, когато той се прилага в областта на изследване на индивидуалността на потребителите в интернет, защото това прави интерпретацията на процедурата по-лесна.

Така в най-простия си вариант линейната регресия се изразява с формула 3.5,

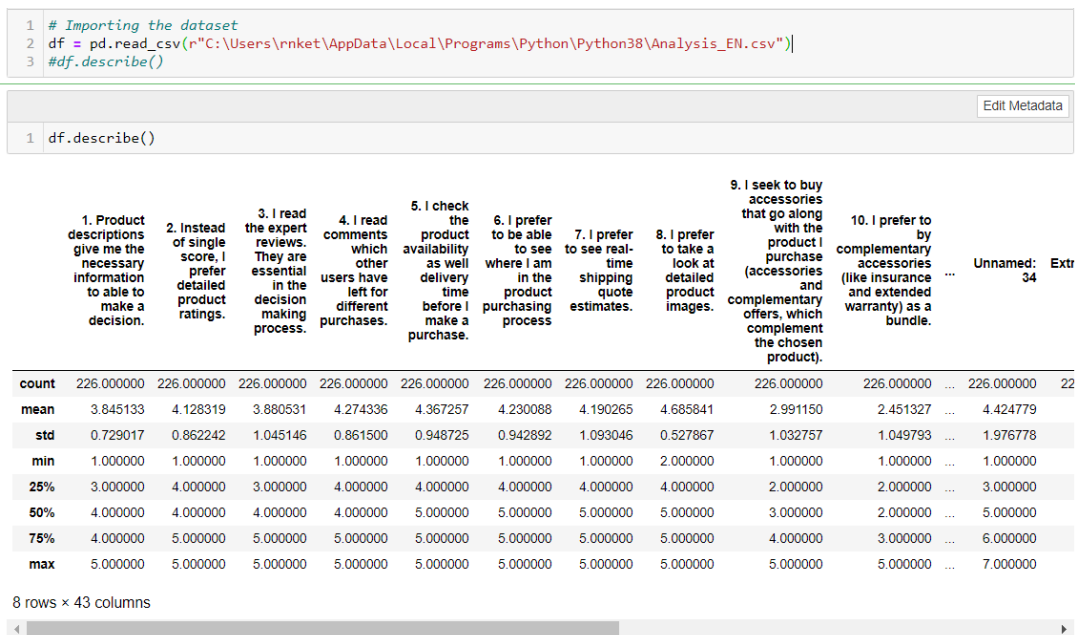
$$y = ax + b + \epsilon \quad (3.5)$$

където  $y$  е зависимата променлива,  $x$  независимата, а  $\epsilon$  е остатъчната грешка (residual error), която е нормално разпределена със средна стойност 0. Коефициентът  $a$  има смисъла на наклон на правата и се изчислява по формула 3.6, а коефициентът  $b$  има смисъла на срез на правата по оста  $y$  за стойност 0 по оста  $x$  и се изчислява по формула 3.7 [130], [188].

$$a = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.6)$$

$$b = \bar{y} - a\bar{x} \quad (3.7)$$

В рамките на дисертацията реализирането на линейната регресия (*linear regression*) (Приложение Б, стр. 228) стартира с импортиране на нужните библиотеки, визуализиране на заредените данни от цялата извадка с цел проверка (Фигура 3.4), след което множеството се разделя на две части - 70% тренировъчно и 30% тестово подмножество. Разделянето на наблюденията от даденото множество в двете подмножества е на случаен принцип, като тренировъчното подмножество служи, за да се построи прогнозния модел, т.е. да се намерят коефициентите на регресията, а тестовото подмножество, за да се тества построената вече линейна регресия. След като е направена прогнозата следват визуализация на резултатите, както и пресмятане на метрики за оценка на алгоритъма. Както вече беше споменато, в изчисленията влизат всички открити значими връзки ( $p < 0.05$  - Таблица 3.2) разгледани вече в глава 3.1.2 между личните детерминанти на потребителите (изчислени чрез ТІРІ теста 1.1.3.2), склонността им за поемане на риск и 19-те определени функционалности на електронните магазини.

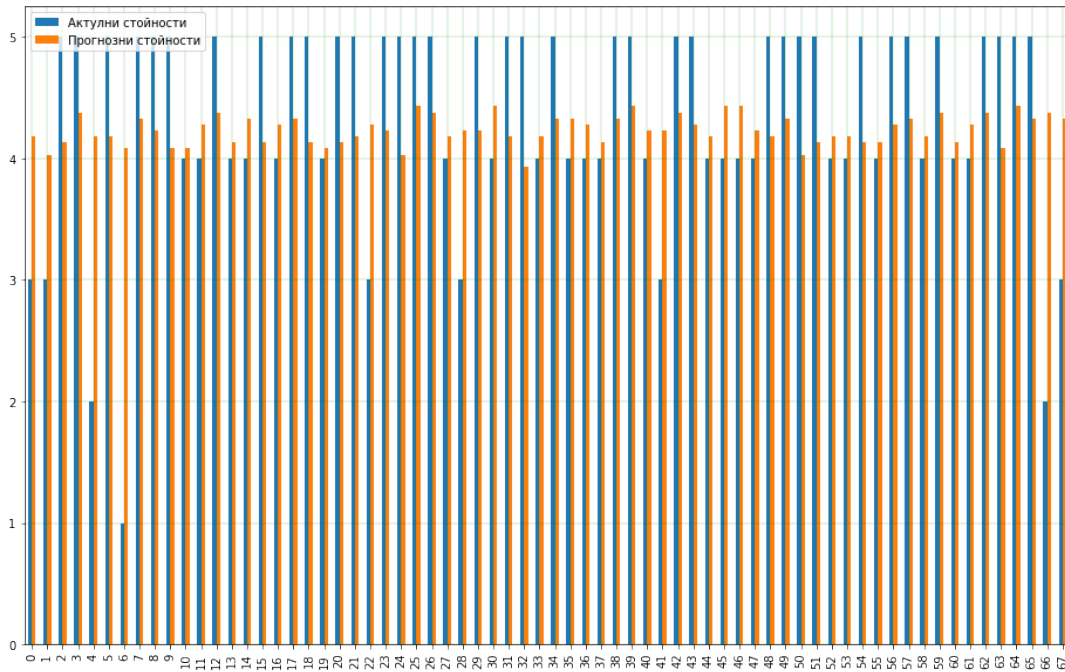


Фиг. 3.4: Линейна регресия - визуализация на заредените данни

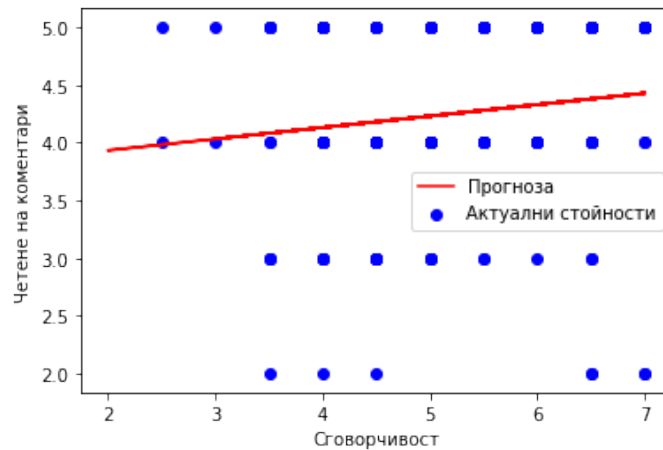
В глава 2.3.1.2 вече беше изложено, че отговорите на участниците относно 19-те избрани характеристики на електронните магазини в изследването са по скала от 1 до 5, като 1 = никога, а 5 = винаги. Оценката за личностните детерминанти е направена по 7-степенна скала, която варира от 1 = напълно несъгласен до 7 = напълно съгласен, а оценката за избягване на риска от страна на потребителите е направена по 5-степенна скала, където 1 = абсолютно несъгласен, а 5 = абсолютно съгласен. Отговорите се сумират, като най-високата оценка тук може да има стойност 15. Според тази скала потребителите, които имат висока оценка не са склонни към приемане на известен риск и предпочитат да бъдат много сигурни в това, което планират да предприемат. Докато потребителите с по-ниска оценка могат да толерират известен риск и несигурност в своите онлайн покупки (Приложение А, стр. 182).

Във формата на стълбовидна диаграма Фигура 3.5 изобразява например актуалните и прогнозните стойности на потребността на потребителите да четат оставените коментари за съответните артикули, преди да извършат покупка, в зависимост от тяхната сговорчивост, а Фигура 3.6 презентира резултатите във формата на линейна диаграма. Разпределението на актуалните стойности показва ординарната природа на скалата за измерване на зависимите променливи. Става видно, че по-сговорчивите потребители биха предпочели да четат коментари, оставени от други клиенти, преди да закупят желаните от тях продукти. За тях това е от съществено значение, защото те са по-съобразителни по природа и имат нужда от повече информираност и споделян опит с другите, когато са

в процес на вземане на решение [94], [258].



Фиг. 3.5: Линейна регресия - актуални и прогнозни стойности за четене на коментари, в зависимост от сговорчивостта на потребителя



Фиг. 3.6: Линейна регресия - сговорчивост и потребност от четене на коментари

В Таблица 3.3 са представени стойностите на метриците за оценка на алгоритъма, за чийто пресмятане са използвани функции на библиотеката *scikit-learn* [213]. Стойността на MAE е 0.62 при средна стойност от 4.27 за зависимата променлива "4. Чета коментарите на други потребители за съответните артикули", а стойността на RMSE е 0.77. Изчислената стойност за точността (*accuracy*) е

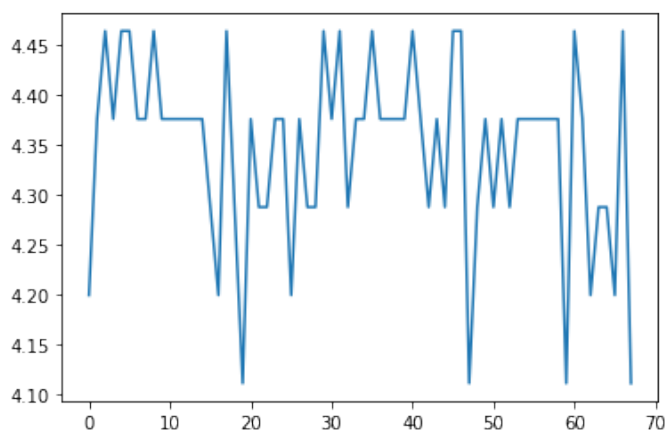


81.65% (т.е. стойността на MAPE е 18.35). Според Люис - Lewis (англ.) стойност на MAPE под 10% може да се определи като много висока точност на прогнозата, стойност между 11% и 20% за добра, а стойност между 21% и 50% за приемлива прогноза [167].

Метрики за оценка	Стойности
MAE	0.62
RMSE	0.77
Accuracy	81.65%

Таблица 3.3: Линейна регресия, метрики за оценка - сговорчивост и потребност от четене на коментари

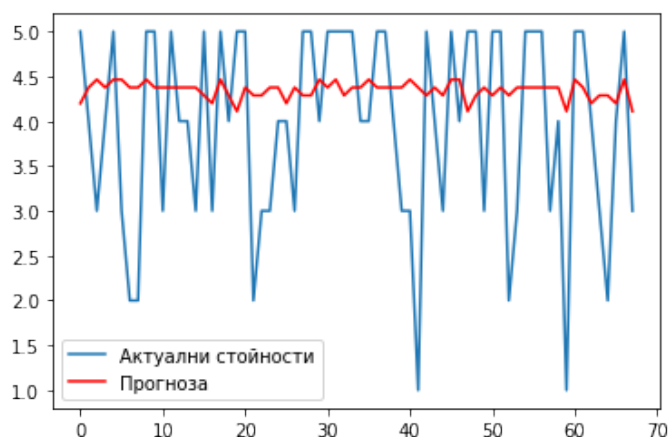
Като друг пример, Фигура 3.7 изобразява прогнозата за потребността от визуализация на процеса на покупка, като зависима променлива, в зависимост от променливата избягване на риск. Видно е, че потребители, които не са склонни да поемат риск в онлайн пазаруването, предпочитат да могат да видят къде се намират в процеса на пазаруване. Според Попчев [6] рискът може да се приеме като отрицание на увереността или чувство за опасност от нещо несигурно, като несигурността тук е лично усещане за риска. Предвид, че в онлайн пазаруването продуктът не може да бъде пипнат от потенциалния купувач, човек няма възможност директно да се увери в неговото качество, факторът „риск“ играе една от основните роли при вземане на решения от потребителите в онлайн пазаруването.



Фиг. 3.7: Линейна регресия - избягване на риска и потребност от проследяване на процеса на покупка

Друг пример за прогноза вследствие на склонността на потребителя да поема риск е прогнозата за проверка от страна на потребителя за алтернативни,

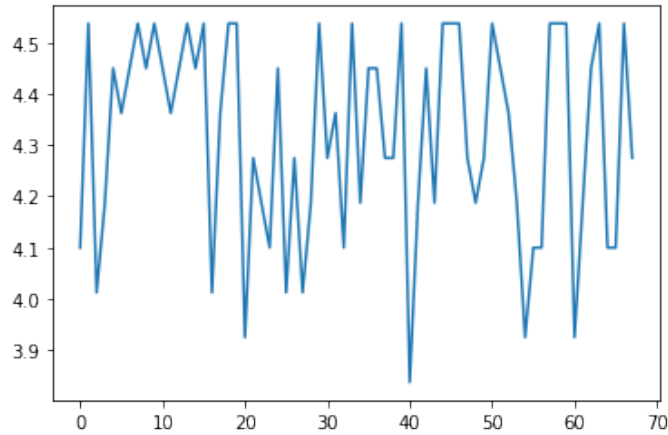
по-сигурни методи за плащане в онлайн пазаруването. Кривите на Фигура 3.8 изобразяват актуалните и прогнозните стойности на зависимата променлива. Стойността на MAE е 0.72, а на стойността на RMSE е 0.94 при средна стойност за зависимата променлива 3.96. Стойността на MAPE е 22.05 или 77.95% точност на прогнозата според тази метрика.



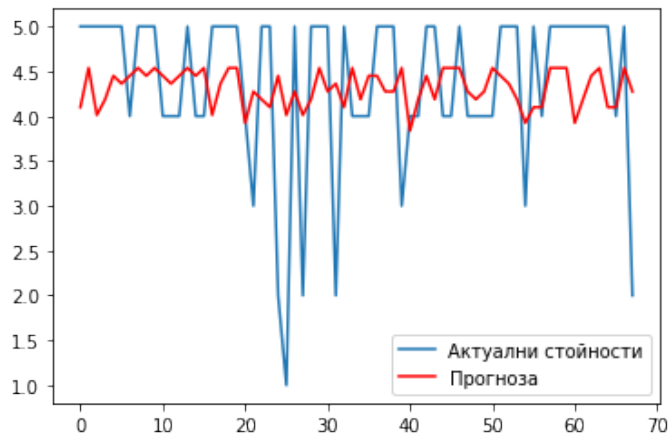
Фиг. 3.8: Линейна регресия - актуални стойности и прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане, вследствие на избягване на риска

Фигура 3.9 илюстрира прогнозата за зависимата променлива в друга значима връзка, а именно между добросъвестността, като независима променлива и вероятността потребителят да провери за актуалната наличност на продукта и времето за доставка, преди да се реши за покупка, като зависима променлива. С цел по-добра визуализация Фигура 3.10 презентира прогнозата на фона на актуалните стойности, в случая на фона на стойностите от тестовото множество. Фигура 3.11 изобразява прогнозните и актуалните стойности на същата зависима променлива във формата на стълбовидна диаграма. В този случай стойностите на метриците за оценка на алгоритъма са представени в Таблица 3.4. Стойността на MAE е 0.84 при средна стойност от 4.4 за зависимата променлива "5. Проверям актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка" може да бъде приемлива. Стойността на RMSE (1.10) не е много добра, но трябва да се има предвид, че тя по-силно се влияе от екстремните стойности в извадката. Изчислената стойност за точността (*accuracy*, по MAPE) е 68.63%.

По този начин посредством линейната регресия са направени прогнозни изчисления за всички открити значими връзки ( $p < 0.05$ ) между личностните детерминанти на потребителите и предпоченциите им относно отделните функционалности на електронните магазини. Както беше споменато, за проверка на точността на прогнозите се прилагат метриците обща абсолютна грешка (MAE, формула 3.2) (Таблица 3.5), корен от средната квадратична грешка (RMSE,



Фиг. 3.9: Линейна регресия - добросъвестност и прогноза за проверка на наличността на продукта

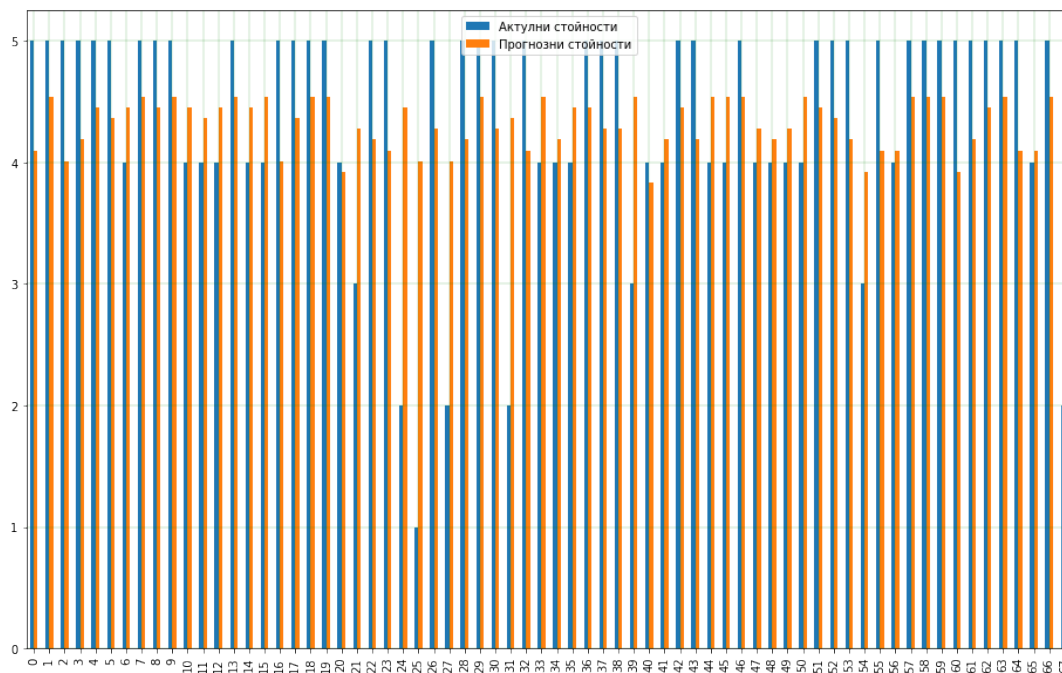


Фиг. 3.10: Линейна регресия - актуални стойности и прогноза за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността на потребителя

Метрики за оценка	Стойности
MAE	0.84
RMSE	1.10
Accuracy	68.63%

Таблица 3.4: Линейна регресия, метрики за оценка - добросъвестност и потребност от проверка за актуалната наличност на продукта

формула 3.4) (Таблица 3.6) и средната абсолютна процентна грешка (MAPE (формула 3.1) (Таблица 3.6). Всички те са отрицателно ориентирани резултати,



Фиг. 3.11: Линейна регресия - актуални и прогнозни стойности за наличност на продукта, в зависимост от добросъвестността на потребителя

т.е. по-ниските стойности са по-добри, а стойността на RMSE винаги ще бъде по-голяма или равна на стойността на MAE. Средната стойност на MAE при линейната регресия е 0.77, на RMSE 0.96, а стойността на MAPE е 27.55, т.е. средната стойност за точността (*accuracy*) по тази метрика е 72.45%.

	Екстремност	Словоричност	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Отвоженост към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	0.58				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.68			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	0.81				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	0.62				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		0.84			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		0.93			0.90
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					0.90
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.44			0.43
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.76				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		0.76			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.74	0.73		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	0.92			0.91	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.05
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.01		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		0.72	0.73		0.72
Средна стойност на общата абсолютна грешка (MAE):		0.77				

Таблица 3.5: Линейна регресия - обща абсолютна грешка (MAE)

	Екстремност	Стойност	Добростъпност	Емоционална стабилност	Отвореност към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описание на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.		0.73			
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.87			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.98			
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.		0.77			
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		1.10			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		1.15			1.17
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					1.17
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.50			0.48
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.97				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		0.99			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.93	0.93		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	1.09			1.08	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.20
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.16		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		0.91	0.94		0.94
Средна стойност на корена от средната квадратична грешка (RMSE):		0.96				

Таблица 3.6: Линеиня регресия - корен от средната квадратична грешка (RMSE)

	Екстремност	Стойност	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Откритост към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	15.61				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		20.29			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	26.34				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	18.35				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		31.37			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		35.95			37.69
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					37.69
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		9.94			9.77
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	30.57				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		24.39			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		23.30	23.01		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	46.94			45.55	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					37.97
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			37.91		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		21.44	22.36		22.05
Средна стойност на средната абсолютна процентна грешка (MAPE):		27.55				

Таблица 3.7: Линейна регресия - средна абсолютна процентна грешка (MAPE)

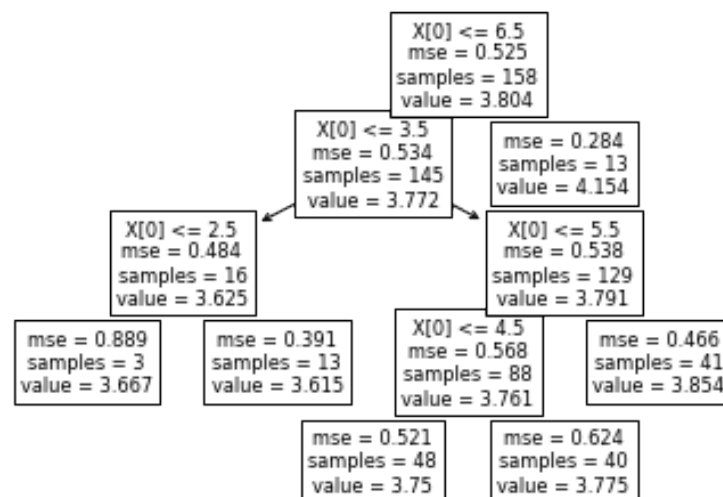
### 3.2.2 Прогноза с метода дърво на решенията

Методът дърво на решенията (*decision tree*) е конструиран в рекурсивен модел от горе надолу, т.е. за всеки атрибут в набора от данни алгоритъмът формира възел. Този процес продължава, докато се достигне листен възел, който съдържа прогнозата или търсения резултат. Формула 3.8 описва генерализирано начина, по който данните биват предоставени в записи, като  $Y$  е зависимата променлива, която алгоритъмът цели да разбере, т.е. класифицира или обобщава, а векторът  $x$  се състои от характеристиките  $x_1, x_2, x_3$  и т.н., които се използват за тази цел.

$$(x, Y) = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_k, Y) \quad (3.8)$$

От съществено значение е задаването на правилен брой листа на дървото. Ако листата са малко, има риск от недостатъчно нагаждане, а ако листата са повече от необходимото – има риск от прекомерно нагаждане (*overfitting*) [125].

Програмирането на метода дърво на решенията (Приложение Б, стр. 231) е подобен както при линейната регресия. Стартира се с импортиране на нужните библиотеки, визуализиране на заредените данни от цялата извадка с цел проверка, след което множеството на случаен принцип се разделя на две части - 70% тренировъчно и 30% тестово подмножество. За реализацията е използвана библиотеката *scikit-learn* [213], където при регресията проверката връща стойността на средната квадратична грешка (MSE), т.е. дървото избира резултата с най-малката стойност на MSE (Фигура 3.12).

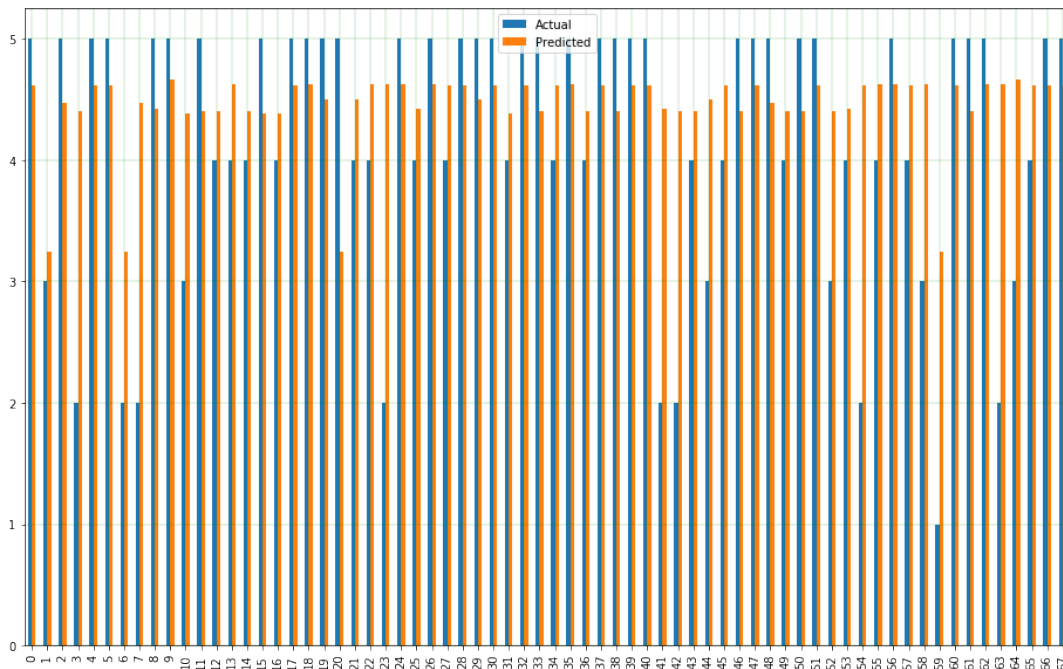


Фиг. 3.12: Дървовидна структура с дърво на решенията - важността на описанието на продуктите, вследствие на сговорчивостта



Едно от големите предимства на дървото на решения е, че може да улавя нелинейни връзки. Алгоритъмът може да обработва както количествени, така и категорийни променливи, лесен е за тълкуване и визуализиране. Един от основните му недостатъци е, че лесно се стига до прекомерно нагаждане на резултатите.

Във формата на стълбовидна диаграма Фигура 3.13 изобразява актуалните и прогнозните стойности на потребността на потребителите от проверка за наличност на продукта и срок на доставка, преди да извършат покупка, в зависимост от тяхната добросъвестност. В сравнение с тази прогноза на линейната регресия (Фигура 3.11) прави впечатление, че прогнозните стойности на дървото на решения са по-завишени, което е по-ясно изобразено на Фигура 3.14.



Фиг. 3.13: Дърво на решенията, прогнозни и актуални стойности за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността на потребителя

В Таблица 3.8 са представени метриците за оценка на регресионния модел за тази взаимовръзка. Стойността на MAE е 0.81 при средна стойност от 4.4 за зависимата променлива ”5. Проверям актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка”. Стойността е подобна на постигнатата с линейната регресия (0.84). Стойността на RMSE е 1.07, отново близо до тази на линейната регресия (1.10) (Таблица 3.4). Точността (*accuracy*) по MAPE е 70.71%, а тази на линейната регресия (68.63%). В този случай резултатите могат да бъдат интерпретирани като приемливи за целта, като дървото на решения постига незначимо по-добра точност на прогнозата от



Фиг. 3.14: Дърво на решенията - актуални стойности и прогноза за проверка на наличността на продукта и времето за доставка, вследствие на добросъвестността

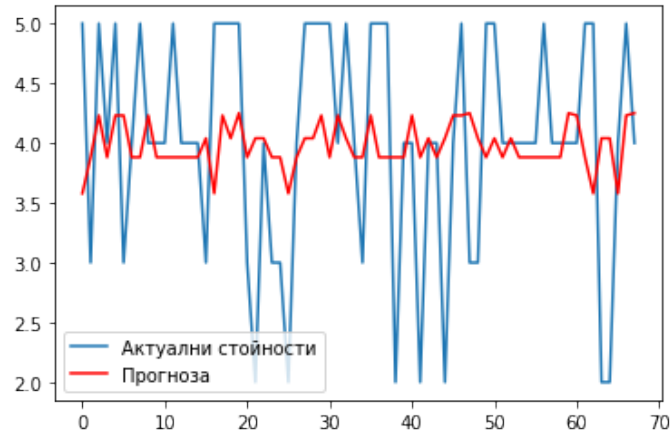
тази на линейната регресия.

Метрики за оценка	Стойности
MAE	0.81
RMSE	1.10
Accuracy	70.71%

Таблица 3.8: Дърво на решенията, метрики за оценка - добросъвестност и необходимост за проверка на актуалната наличност на продукта

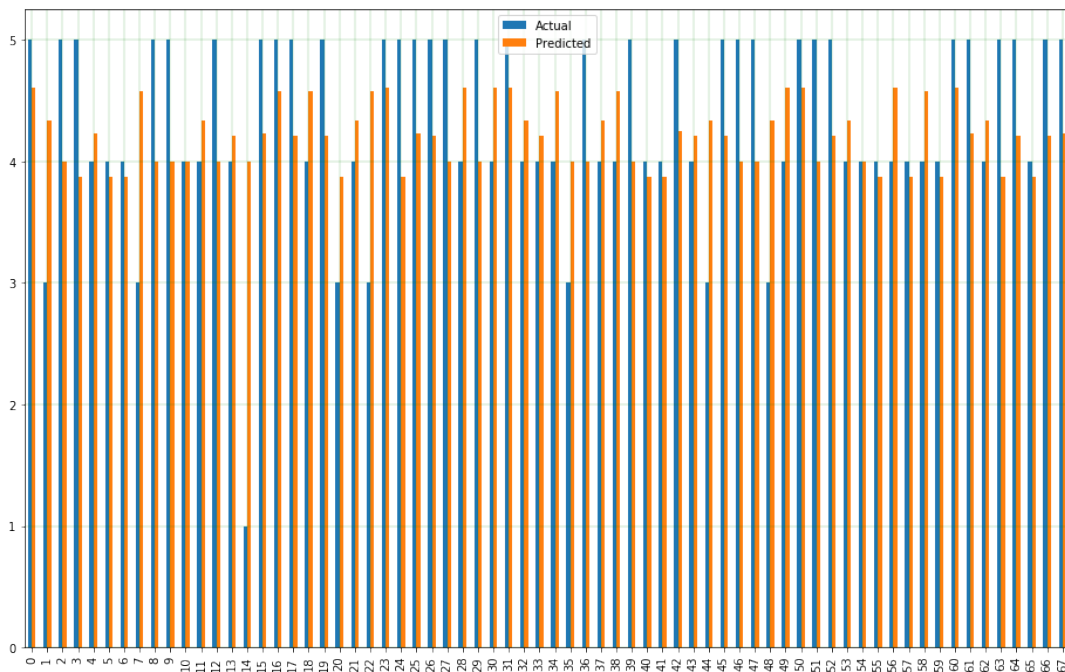
Фигура 3.15 презентира актуалните и прогнозни стойности за склонността на потребителя да използва по-сигурни методи за плащане, вследствие на избягването на риск в онлайн пазаруването, което също беше представено с линейната регресия. Стойността на MAE е 0.75, а стойността на RMSE е 0.95 при средна стойност за зависимата променлива 3.96. Стойността на MAPE е 22.98, т.е. точност на прогнозата според тази метрика от 77.02%. Стойностите на трите метрики за оценка са близки с тези на линейната регресия и могат да бъдат интерпретирани като приемливи.

С цел сравнение на прогнозните резултати с тези на линейната регресия за друга значима взаимовръзка между независимите и зависимите променливи, на Фигура 3.16 са презентирани актуалните и прогнозните стойности на необходимостта на потребителите да четат оставените коментари за съответните артикули, преди да извършат покупка, в зависимост от тяхната сговорчивост, а Таблица 3.9 показва стойностите на метриците за оценка. Стойността на MAE



Фиг. 3.15: Линейна регресия - актуални стойности и прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане, вследствие на избягване на риска

е 0.69, а на RMSE 0.84 при съответно 0.62 и 0.77 на линеината регресия (Таблица 3.3). Според тези две метрики линеината регресия постига съвсем малко по-точна прогноза за зависимата променлива при тази взаимовръзка, която в случая е незначителна. Стойността на MAPE при дървото на решения е 19.96, а при линеината регресия 18.35.

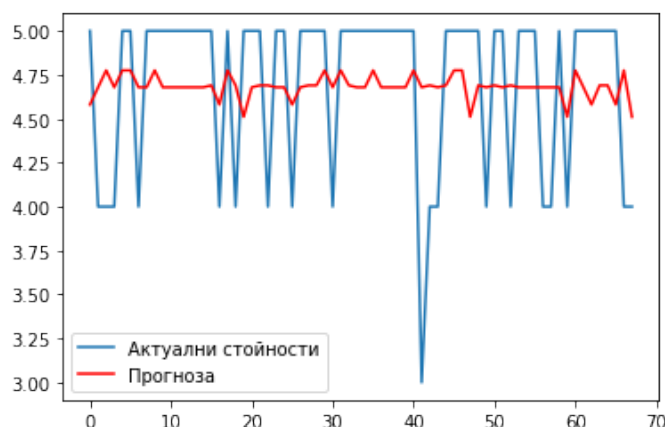


Фиг. 3.16: Дърво на решенията - актуални и прогнозни стойности за четене на коментари, в зависимост от сговорчивостта на потребителя

Метрики за оценка	Стойности
MAE	0.69
RMSE	0.84
Accuracy	80.31%

Таблица 3.9: Дърво на решенията, метрики за оценка - сговорчивост и потребност от четене на коментари

Един пример, където дървото на решенията постига много висока стойност на прогноза според MAPE е за зависимата променлива "8. Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продукта, преди да пристъпя към покупка", в зависимост от склонността на потребителя за поемане на риск в онлайн пазаруването. Стойността на MAPE за тази прогноза е 9.71 или 90.29% точност. Стойността на MAE е 0.43, а тази на RMSE е 0.48 при средна стойност на зависимата променлива от 4.69. На Фигура 3.17 са презентирани актуалните и прогнозните стойности за тази взаимовръзка.



Фиг. 3.17: Дърво на решенията - актуални стойности и прогноза за предпочитане за детайлни снимки на продуктите, в зависимост избягване на риска

В Таблица 3.10 са представени отделните стойности на общата абсолютна грешка (MAE) за дървото на решенията, в Таблица 3.11 на средната стойност на корена от средната квадратична грешка (RMSE), а в Таблица 3.12 на средната абсолютна процентна грешка (MAPE) за всички открити значими връзки ( $p < 0.05$ ) между личностните детерминанти на потребителите и преференциите им относно отделните функционалности на електронните магазини. Средната стойност на MAE при дървото на решенията е 0.80, на RMSE 0.98, а на MAPE е 27.96, т.е. средната стойност за точността (*accuracy*) по тази метрика за всички значими връзки е 72.04%.

	Екстремност	Сторичност	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Отвоженост към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	0.61				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.74			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	0.86				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	0.69				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		0.81			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		0.93			0.95
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					0.94
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.44			0.43
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.76				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категорията на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		0.84			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.74	0.69		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	0.94			0.95	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.08
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.01		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		0.74	0.83		0.75
Средна стойност на общата абсолютна грешка (MAE):		0.80				

Таблица 3.10: Дърво на решенията - обща абсолютна грешка (MAE)

	Екстремност	Сговорност	Добресъвестност	Емоционална стабилност	Отвореност към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описание на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	0.77				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.92			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	1.04				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	0.84				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		1.07			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		1.16			1.16
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					1.20
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.53			0.48
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.94				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		1.09			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.92	0.87		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	1.14			1.11	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.24
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.19		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal др.) и проверявам за наличието на такива.		0.92	1.05		0.95
Средна стойност на корена от средната квадратична грешка (RMSE):		0.98				

Таблица 3.11: Дърво на решенията - корен от средната квадратична грешка (RMSE)

	Екстремност	Сторичност	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Отвореност към нов опит	Склонност към посегане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	16.16				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		21.46			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	27.14				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	19.69				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		29.29			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		35.79			36.34
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					38.24
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		10.11			9.71
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	29.51				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		26.32			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		22.60	21.16		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	47.72			47.56	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					38.97
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			38.74		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		22.36	25.32		22.98
Средна стойност на средната абсолютна процентна грешка (MAPE):		27.96				

Таблица 3.12: Дърво на решенията - средна абсолютна процентна грешка (MAPE)

### 3.2.3 Прогноза с метода случайни гори

Методът случайни гори (*random forest*) също е кратко представен в глава 1.3.1, като той много често е посочван като един от най-точните алгоритми за обучение, който може да работи много ефективно с големи бази данни. Алгоритъмът е подходящ както за класификация, така и за регресия. При този метод всяко дърво взема произволна извадка от оригиналния набор от данни и генерира своите разделяния, като този елемент на случайност намалява вероятността от фалшиви прогнози. Броят на променливите, които могат да бъдат разделени на всеки възел, е ограничен до определен процент от общия брой. По този начин моделът на ансамбъла не разчита много на всяка една от характеристиките и прави справедливо използване на всички потенциално предсказуеми такива. Отделните дървета в случайни гори се управляват паралелно (*bagging technique*), като по време на изграждането на дърветата няма взаимодействие между тези дървета [213].

След като обучението е извършено, прогнозните проби  $x'$  могат да бъдат направени чрез осредняване на прогнозите от всички отделни регресионни дървета на  $x'$  и това е изразено с формула 3.9, където  $B$  е брой дървета, а  $b$  принадлежи на интервала  $\{1, \dots, B\}$ .

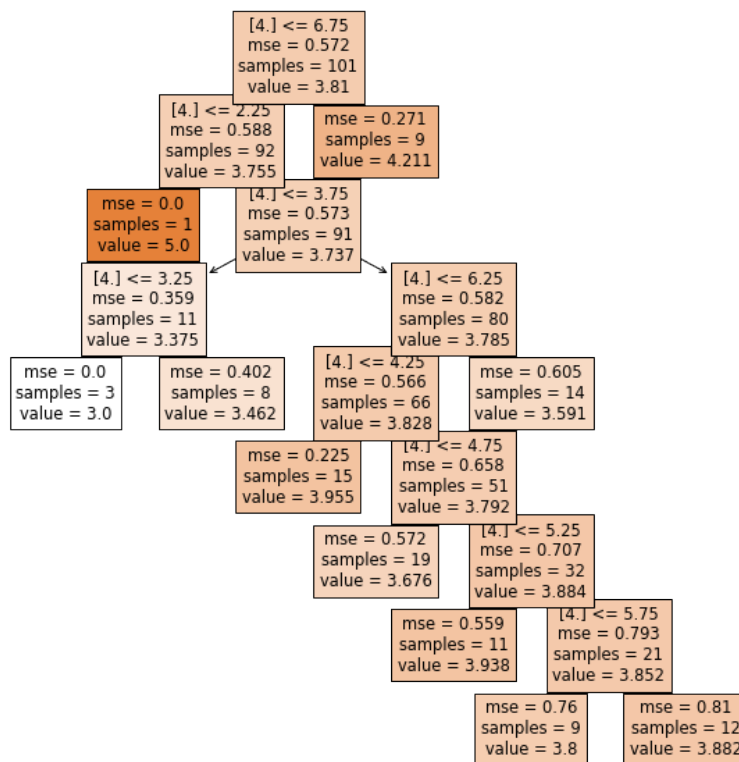
$$\hat{f} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B f_b(x') \quad (3.9)$$

По този начин моделът става по-производителен, тъй като намалява дисперсията (отклонението от математическото очакване), без да увеличава пристрастията. При условие, че дърветата не са свързани, изчислената средна стойност от много дървета в гората не е или е по-малко чувствителна към шума в тренировъчния набор от данни. Както вече беше споменато, при него няма нужда от трансформация на данните. Поради природата си алгоритъмът работи добре с количествени и категорийни характеристики на данните, дори когато те имат липсващи стойности. Основните му недостатъци са това, че е труден за интерпретация и се нуждае от повече изчислителни ресурси, поради големия брой дървета за вземане на решения, обединени заедно [158], [169], [46].

Процесът на програмиране на случайните гори в рамките на тази дисертация (Приложение Б, стр. 235) е подобен както при другите два метода. Стартира се с импортиране на нужните библиотеки, визуализиране на заредените данни от цялата извадка с цел проверка, след което множеството на случаен принцип се разделя на две части - 70% тренировъчно и 30% тестово подмножество. За реализация е използвана библиотеката *scikit-learn*, като зададеният брой на дърветата в гората е 150 ( $n\_estimators = 150$ ), а по подразбиране това число е 100. Подобно на дървото на решения, за да се измери качеството на функци-



ята на разделяне алгоритъмът използва средната квадратична грешка (MSE) (Фигура 3.18) [213].

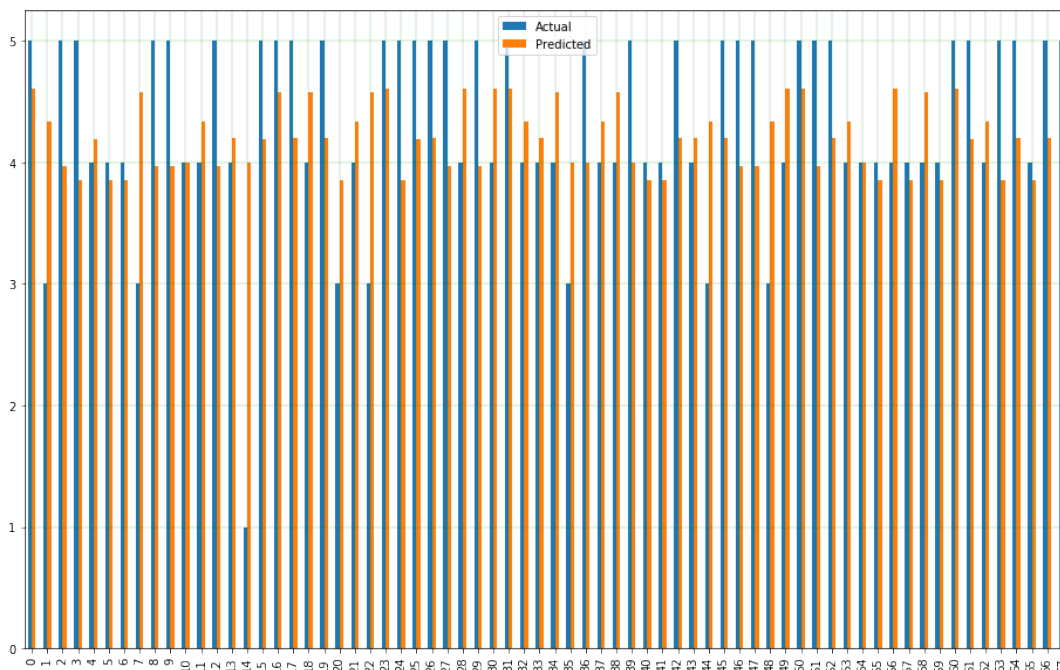


Фиг. 3.18: Дървовидна структура със случайни гори - описание на продуктите, вследствие на сговорчивостта

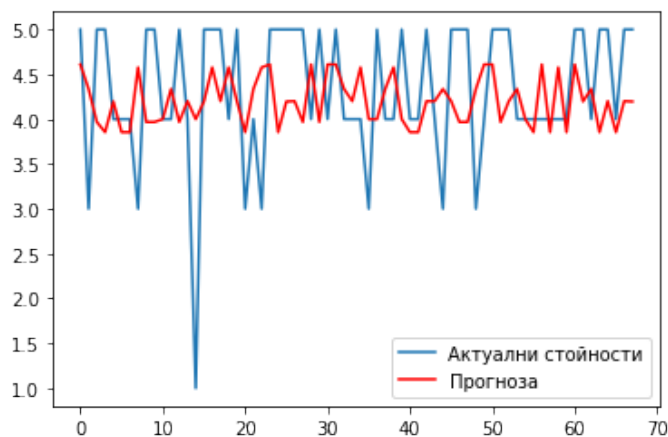
При другите два метода на машинно самообучение като пример беше разглеждана прогнозата за четене на коментари от страна на потребителите, преди да извършат покупка онлайн, в зависимост от тяхната сговорчивост, като независима променлива. За тази прогноза на случайните гори Фигура 3.19 презентира актуалните и прогнозните стойности във формата на стълбовидна диаграма, а Фигура 3.20 с две отделни криви.

В Таблица 3.13 са представени метриците за оценка за тази прогноза на регресията на случайни гори. Стойността на MAE е 0.70 при средна стойност от 4.27 на зависимата променлива "4. Чета коментарите на други потребители за съответните артикули", стойността на RMSE е 0.85, а тази на MAPE е 19.89 или 80.11% точност по тази метрика, което може да бъде интерпретирано като добра прогноза.

Друга значима връзка, за която прогнозата беше демонстрирана с другите два модела е между добросъвестността, като независима променлива и "5. Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка,



Фиг. 3.19: Случайни гори - актуални и прогнозни стойности за четене на коментари, в зависимост от сговорчивостта на потребител

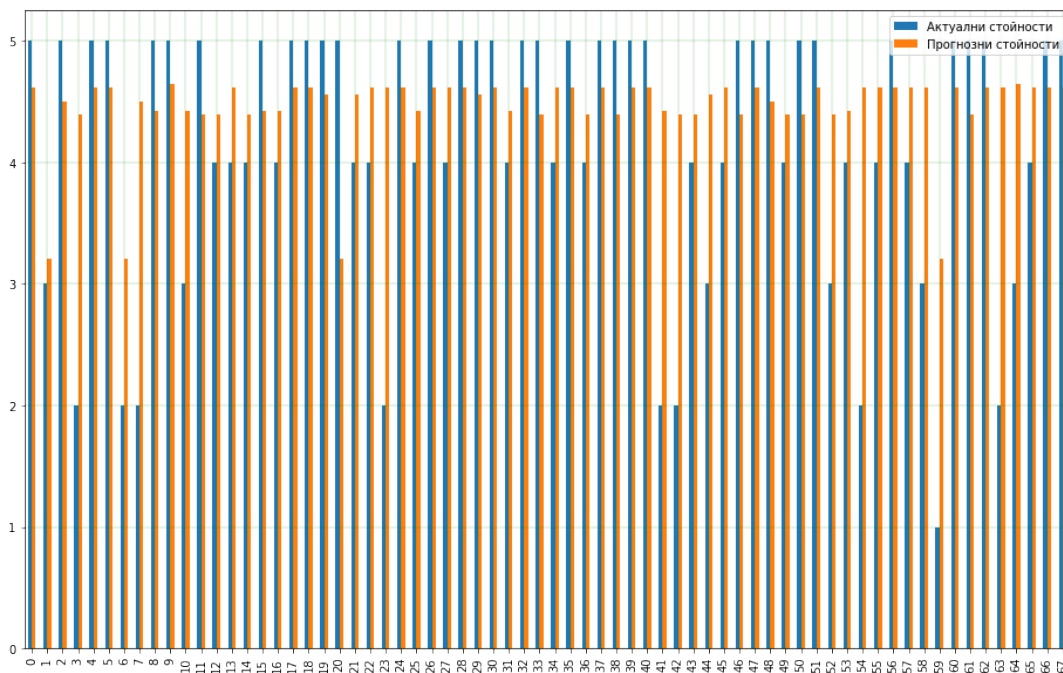


Фиг. 3.20: Случайни гори - актуални стойности и прогноза за четене на коментари, вследствие на сговорчивостта на потребителя

преди да направя покупка”, като зависи променлива. На фигурите 3.21 и 3.23 са изобразени актуалните и прогнозните стойности за потребността от проверка на наличността на продукта в онлайн пазаруването като зависимост от добросъвестността на потребителя от различна перспектива, а на Фигура 3.22 тези данни са визуализирани с две криви, където са съпоставени прогнозните стойности към актуалните стойности от тестовото множество.

Метрики за оценка	Стойности
MAE	0.70
RMSE	0.85
Accuracy	80.11%

Таблица 3.13: Случайни гори, метрики за оценка - сговорчивост и потребност от четене на коментари



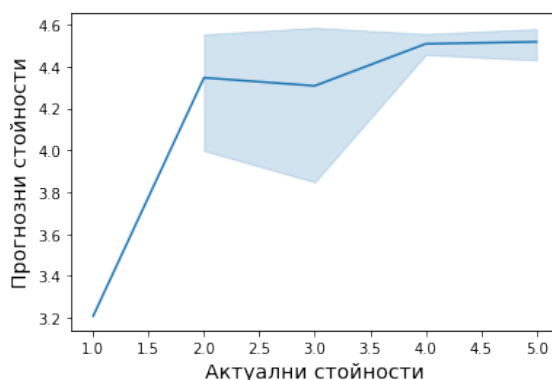
Фиг. 3.21: Случайни гори - актуални и прогнозни стойности за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността на потребителя

Таблица 3.14 презентира стойностите на метриците за оценка на прогнозата. Стойността на MAE е 0.81 при средна стойност от 4.37 на зависимата променлива, а стойността на RMSE е 1.07. Измерената точност по MAPE е 70.77%. За тази прогноза стойностите на линейната регресия са съответно 0.84, 1.10 и 68.63% (Таблица 3.4), а за прогнозата на дървото на решение 0.81, 1.07 и 70.71% (Таблица 3.8). Прогнозата на случайни гори е много малко по-добра от тази на линейната регресия, подобна на тази на дървото на решения и може да бъде интерпретирана като приемлива за целта.

Желанието на потребителя да използва по-сигурни методи за плащане, вследствие на неговата склонност за избягване на риска в онлайн пазаруването (Фигура 3.24) беше също разгледано с другите два модела. Тук стойността на



Фиг. 3.22: Случайни гори - актуални стойности и прогноза за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността

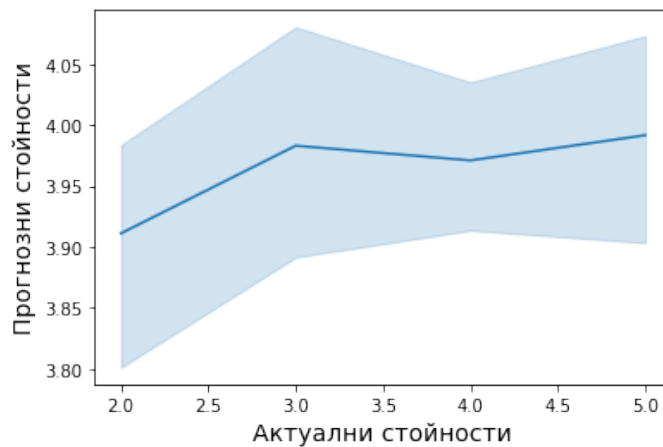


Фиг. 3.23: Случайни гори - прогноза за проверка на наличността на продукта, вследствие на добросъвестността на потребителя

Метрики за оценка	Стойности
MAE	0.81
RMSE	1.07
Accuracy	70.77%

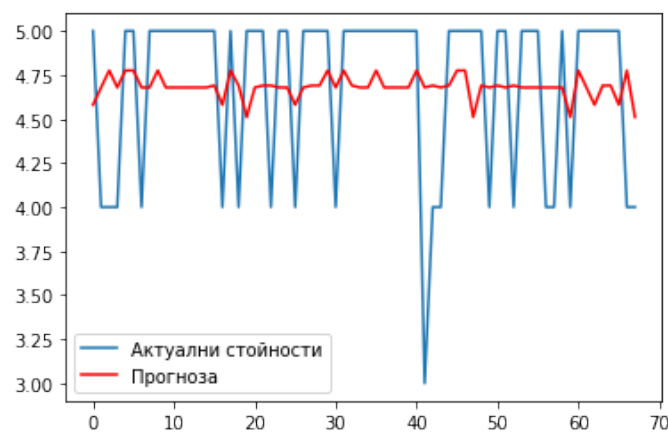
Таблица 3.14: Случайни гори, метрики за оценка - добросъвестност и потребност от проверка за наличността на продукта

MAE е 0.74, на RMSE е 0.95, а на MAPE 22.80. Прогнозата е незначително по-точна от тази на линейната регресия и идентична с тази на дървото на решения и може да бъде интерпретирана като приемливо добра прогноза за целта си.



Фиг. 3.24: Случайни гори - прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане, вследствие избягване на риска

С дървото на решения беше разгледана прогнозата за променливата "8. Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продукта, преди да пристъпя към покупка", в зависимост от склонността на потребителя за поемане на риск в онлайн пазаруването, където според MAPE (90.29% точност) алгоритъмът постига много добра прогноза. За същата взаимовръзка стойността на MAE при случайни гори е 0.43, на RMSE 0.48, а тази на MAPE 9.67 или 90.33% точност по тази метрика. Стойностите на трите метрики са идентични с тези на дървото на решения и могат да бъдат интерпретирани като много добра прогноза. На Фигура 3.25 са презентирани актуалните и прогнозните стойности със случайни гори за тази взаимовръзка.



Фиг. 3.25: Случайни гори - актуални стойности и прогноза за предпочитание за детайлни снимки на продуктите, в зависимост избягване на риска

От разгледаните примери може да се заключи, че алгоритъмът случайни

гори се справя приемливо добре с прогнозата за предпочените на потребителите в онлайн пазаруването в зависимост от техните личностни детерминанти. В Таблица 3.15 са презентирани стойностите на общата абсолютна грешка (MAE, формула 3.2), в Таблица 3.16 стойностите на корена от средната квадратична грешка (RMSE, формула 3.4), а в Таблица 3.17 са презентирани стойностите на средната абсолютна процентна грешка (MAPE). Средната стойност на MAE при случайните гори е 0.79, на RMSE 0.98, а на MAPE 27.92, т.е. средната стойност на точността по MAPE е 72.08%.

	Екстремност	Створчивост	Добростъпност	Емоционална стъбчност	Отвореност към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описание на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	0.56				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.73			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	0.86				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	0.70				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		0.81			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		0.93			0.95
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					0.93
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.42			0.43
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.76				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		0.84			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.73	0.69		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	0.94			0.95	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.08
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.00		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличното на такива.		0.74	0.84		0.74
Средна стойност на общата абсолютна грешка (MAE):		0.79				

Таблица 3.15: Случайни гори - обща абсолютна грешка (MAE)

	Екстремност	Стойрчивост	Добростъпност	Емоционална стабилност	Отвореност към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описание на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.		0.76			
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.91			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		1.04			
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.		0.85			
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		1.07			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		1.16			1.16
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					1.19
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.48			0.48
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.94				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		1.08			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.91	0.87		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	1.13			1.11	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.24
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.19		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		0.92	1.05		0.95
Средна стойност на корена от средната квадратична грешка (RMSE):		0.98				

Таблица 3.16: Случайни гори - корен от средната квадратична грешка (RMSE)

	Екстремност	Степенност	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Откритост към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	16.03				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		21.28			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	27.34				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	19.89				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		29.23			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		35.77			36.38
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					38.14
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		10.15			9.67
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	29.37				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		26.22			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		22.54	21.20		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	47.70			47.41	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					38.94
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			38.71		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		22.21	25.35		22.80
Средна стойност на средната абсолютна процентна грешка (MAPE):		27.92				

Таблица 3.17: Случайни гори - средна абсолютна процентна грешка (MAPE)



### 3.2.4 Сравнение на резултатите от различните методи

От презентиранияте прогнозни резултати за предпочитанията на потребителите в онлайн пазаруването, в зависимост от техните личностни детерминанти, може да се заключи, че трите алгоритъма постигат много близки средни стойности, измерени от приложените метрики за оценка на точността на прогнозата. Прави впечатление, че стойностите на метриците за оценка при дървото на решения и случайните гори са много идентични при отделните прогнози, което може да се обясни с тяхната идентична природа, а именно с дървовидната структура на алгоритмите. В Таблица 3.18 в обобщен вид са представени средните стойности на метриците за оценка за трите модела.

Средната стойност на общата абсолютна грешка (MAE, формула 3.2) е най-добра при линейната регресия (0.77), въпреки че разликата с другите два алгоритъма е абсолютно незначителна предвид средните стойности на зависимите променливи. Средната стойност за корена от средната квадратична грешка RMSE, формула 3.4), която показва стандартното отклонение на грешките при прогнозирането, т.е. стойността отразява отдалечеността на данните от регресионната линия, също е почти еднаква за трите модела. А получената стойност за точността по средната абсолютна процентна грешка (MAPE (формула 3.1) ( $Accuracy = 100\% - MAPE$ )) е най-висока при линейната регресия (72.45%), като разликата със стойностите на другите два модела отново е незначителна.

Метрики за оценка	Модел	Средна стойност
MAE	Линейна регресия	0.77
	Дърво на решенията	0.80
	Случайни гори	0.79
RMSE	Линейна регресия	0.96
	Дърво на решенията	0.98
	Случайни гори	0.98
Accuracy	Линейна регресия	72.45 %
	Дърво на решенията	72.04 %
	Случайни гори	72.08 %

Таблица 3.18: Средни стойности на метриците за оценка

Както вече беше споменато, при реализирането на всичките три метода от машинното самообучение 70% от множеството е използвано за обучение на алгоритъма и 30% за тестване. Всички експерименти са извършени на еднопроцесорна настолна машина - Intel Core i5, 2.5 GHz, 2 ядра, 8 GB RAM и Windows 10 Pro. Както беше разгледано в глава 1.3.1, в литературата има добри примери с приложение на всеки от трите модела в сферата на изучаването на личността. В рамките на тази дисертация трите модела постигат еднакви резултати според

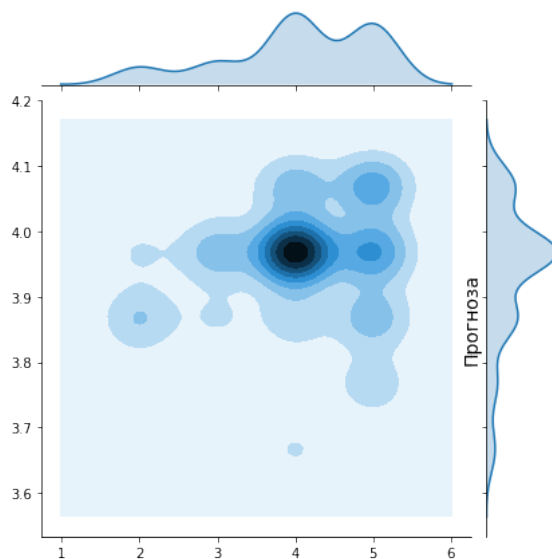
метриките за оценка, но съществуват редица техники за оптимизиране на стойностите на тези метрики, с които те могат да бъдат подобрили, като например обучение с по-голям обем от данни, оптимизация с кръстосано валидиране, с генетично програмиране и други [34].

Преди да бъде избран определен модел е важно той да бъде оценен с различни метрики за оценка, но изборът на правилния модел зависи и от целта, която е поставена, от актуалния и очаквания обем на данните, както и от техния генезис. При извършване на сравнение, т.е. при избор на модел за машинно обучение, има смисъл освен да се направи оценка на точността чрез метриките за оценка, да се провери чрез визуализация например дали определени измервания се различават съществено от други, къде и каква е плътността на разпределението в прогнозата, както и на актуалните стойности и как например алгоритъмът се справя със силно отличаващи се стойности (*outliers*) [264], [104]. Така според Кун и Джонсон - Kuhn & Johnson (англ.) [159] преди да се пристъпи към практическото прилагане на даден модел, ефективността му трябва да се провери от една страна чрез метриките за оценка (т.е. количествена оценка) и от друга страна чрез визуализации на модела, като например визуализиране на наблюдаваните и прогнозните стойности, с цел откриване области на данните, където моделът прави особено добри или лоши резултати. Тази качествена оценка е от съществено значение при избора на подходящ за дадената цел модел, но често бива пренебрегвана.

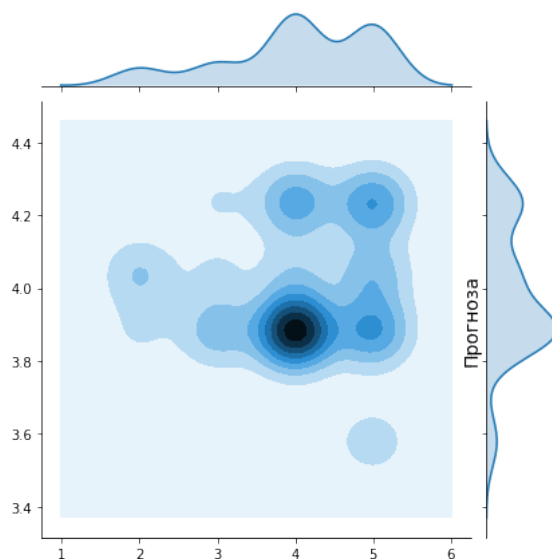
За разгледаните примерни прогнози на отделните алгоритми вече бяха презентирани подходящи графики, но в допълнение към тях с цел получаване на по-добра представа за качеството на прогнозата е подходящо да се визуализира каква е плътността в разпределението на данните и как алгоритмите се справят с отличаващите стойности, особено в случаите, където алгоритмите не се справят особено добре според метриките за оценка.

Вече беше разгледана прогнозата за използване на алтернативни методи за плащане (като PayPal и др.) преди потребителят да реши да пазарува онлайн, в зависимост от това, до колко той е склонен да поема риск. За добиване на по-добра представа за качеството на прогнозите, на фигурите 3.26, 3.27 и 3.28 са изобразени разпределението и плътността на разпределението на данните в прогнозите на трите алгоритъма.

От тези графики, освен плътността на разпределението в прогнозата може да бъде разчетена и природата на алгоритмите. Линеината регресия например търси да намери линейна зависимост в данните и след като тя бъде открита се прави прогноза за новата стойност по отношение на взаимовръзката. На Фигура 3.26 се наблюдава концентриране на данните около едно "ядро" за разлика от другите два модела. При случайни гори отделните дървета се управляват паралелно (*bagging technique*), като по време на изграждането на дърветата няма взаимодействие между тези дървета. По този начин моделът става по-



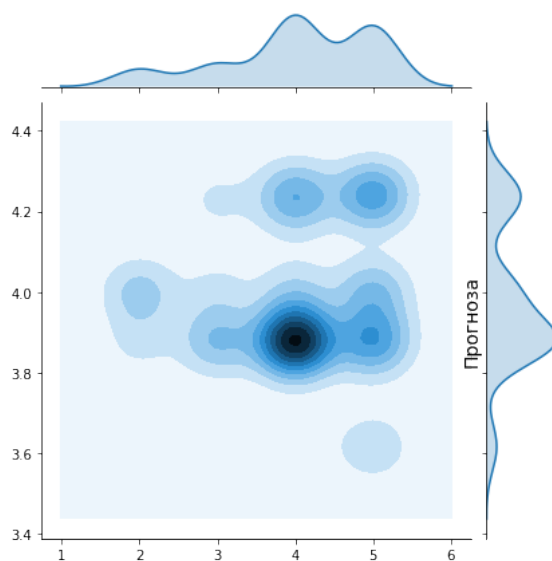
Фиг. 3.26: Линейна регресия - прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане и склонност за поемане на риск, плътност на разпределението



Фиг. 3.27: Дърво на решенията - прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане и склонност за поемане на риск, плътност на разпределението

производителен, тъй като намалява дисперсията, без да увеличава пристрастията, което води до по-малка чувствителност към шума в тренировъчния набор от данни. При по-голям набор от данни този факт може да играе важна роля в качеството на прогнозата.

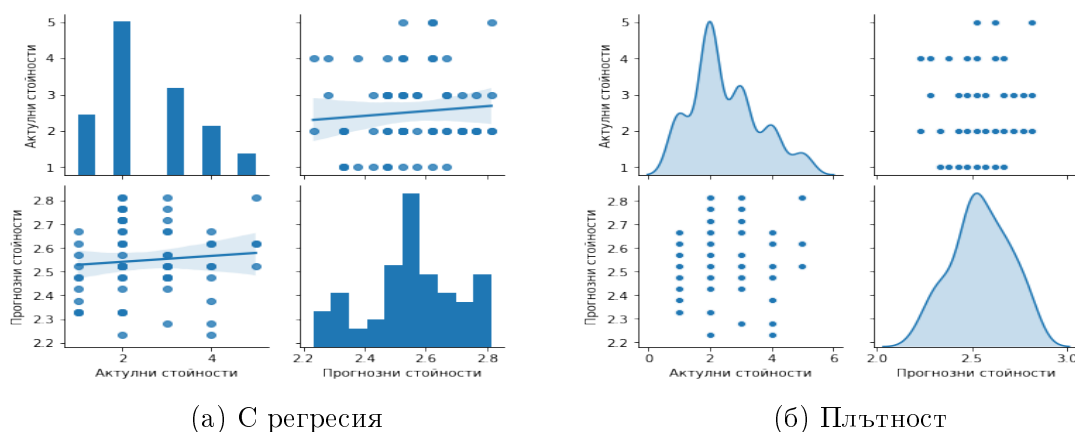
Една от значимите взаимовръзки между личностните детерминанти и пре-



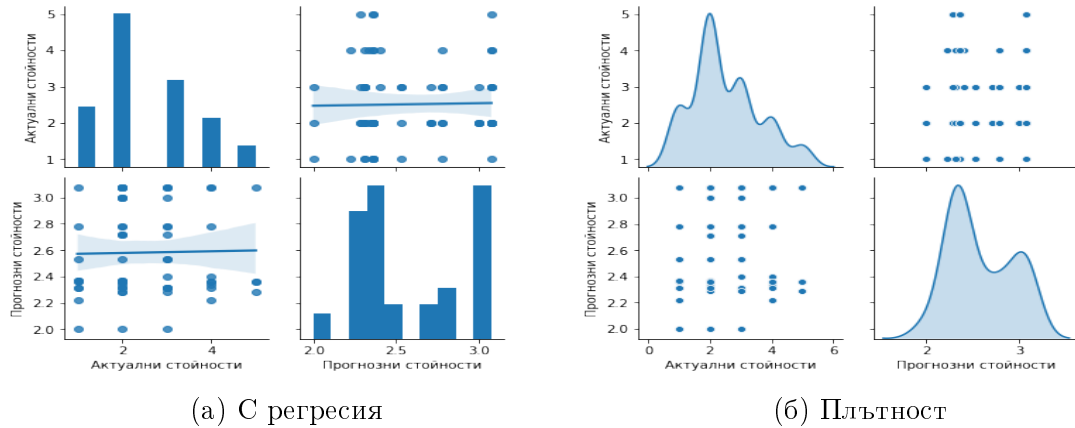
Фиг. 3.28: Случайни гори - прогноза за проверка на алтернативни методи за плащане и склонност за поемане на риск, плътност на разпределението

ференциите на потребителите в онлайн пазаруването, където алгоритмите постигат най-високи стойности на метриците за оценка, т.е. не се справят особено добре, е между екстровертността и ”16. Пиша и коментирам отзиви за продуктите, те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите”. Линейната регресия постига точност на прогнозата според MAPE от 54.50%, а дървото на решения и случайните гори едва 52.30%.

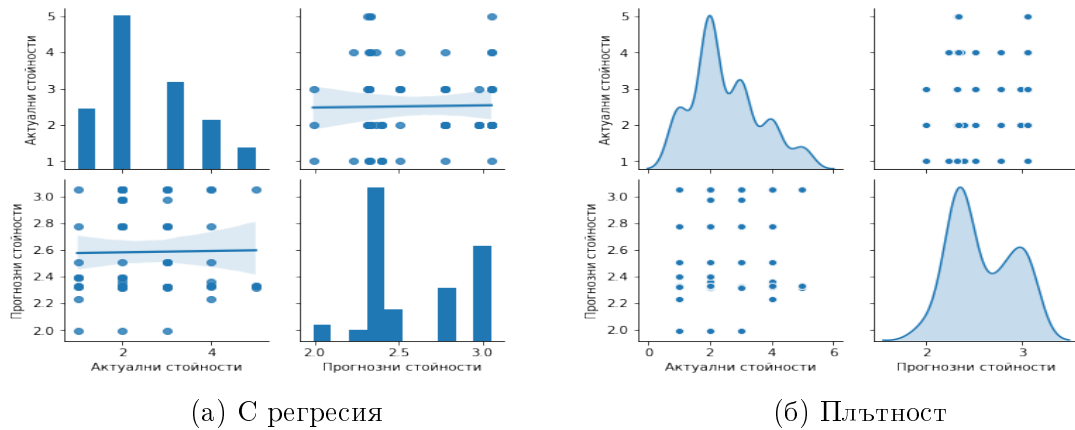
На фигурите 3.29, 3.30 и 3.31 е представено разпределението на данните за трите модела.



Фиг. 3.29: Линейна регресия - екстровертност и коментиране на продуктите, разпределение на данните



Фиг. 3.30: Дърво на решенията - екстровеитност и коментиране на продуктите, разпределение на данните

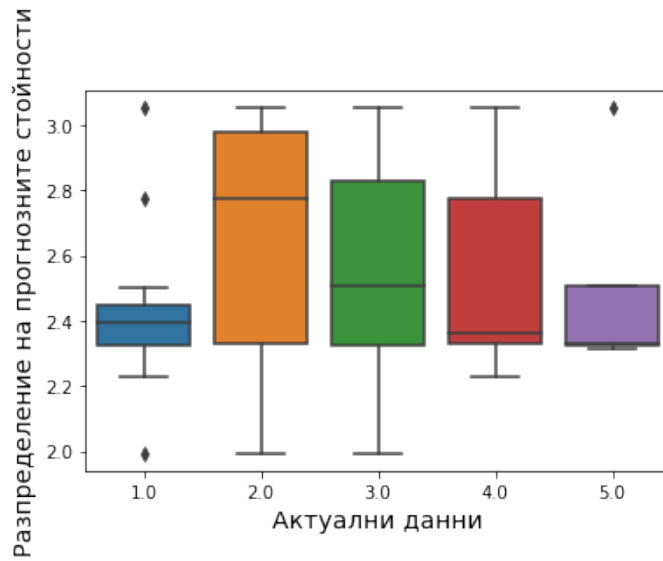


Фиг. 3.31: Случайни гори - екстровеитност и коментиране на продуктите, разпределение на данните

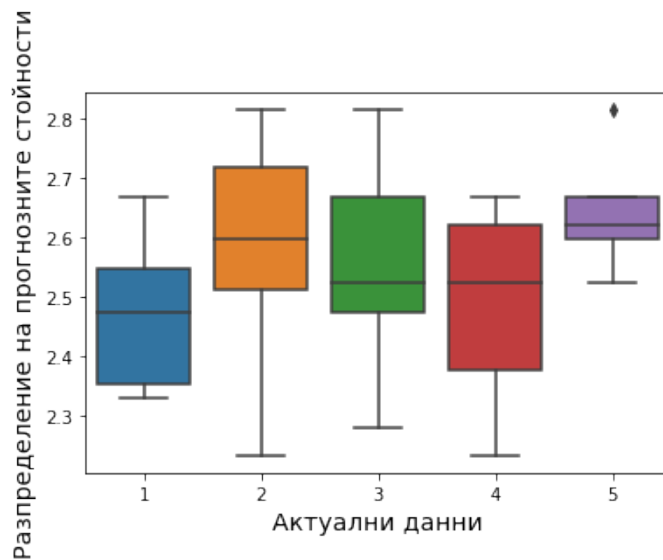
Разпределението на актуалните стойности, разбира се, е еднакво разпределено и при трите модела, но разпределението на прогнозните стойности при линейната регресия е по-равномерно около медиана, в сравнение с другите два модела.

Тези наблюдения се потвърждават и от фигури 3.32 и 3.33, където във формата на диаграма тип бокс плот (наричана също кутия с мустаци) е презентирано разпределението на прогнозните стойности за линейната регресия и случайните гори. Прави впечатление например, че 50% от разпределението на данните, които са между 1-ви и 3-ти квантил (т.е. вътре в бокса), е в по-малък диапазон и по-равномерно разпределено около медиана при линейната регресия.

Както вече беше споменато, въпреки че при някои от откритите значими



Фиг. 3.32: Случайни гори - екстровеерност и коментиране на продуктите, бокс плот



Фиг. 3.33: Линейна регресия - екстровеерност и коментиране на продуктите, бокс плот

връзки отделните алгоритми постигат малко по-добра прогноза от другите, може да се заключи, че прогнозите им са сравнително еднакво точни според средните им стойности на метриците за оценка. И въпреки че според тези стойности прогнозите им не могат да бъдат определени като изключително точни, те биха могли да бъдат приемливо добри за целта. Всъщност само при някои значими

връзки прогнозните стойности не са толкова точни и се отличават значително от точността на прогнозите за другите значими връзки.

Човешката индивидуалност и произтичащите от това предпочитания са сложна взаимовръзка. На процеса на вземане на решение в интернет и по-конкретно в онлайн търговията често се гледа като на последователен процес, който включва необходимост от разпознаване, търсене на информация, проверка на алтернативи, покупка и евентуални активности след покупката, но актуални научни трудове показват, че този процес съдържа цикли и природата му не е напълно последователна в този ред (*non-linear nature*) [137]. И въпреки че и трите модела в това изследване се оказват подходящи за тази цел, което се потвърждава и в разгледаната литература, и че стойностите на метриците за оценка за прогнозите на всички три модела биха могли да бъдат подобрени чрез различни техники, в следващата глава е предложена оптимизация на модела случайни гори, с цел да се провери до каква степен прогнозата на този модел може да бъде подобрена чрез подходящи техники за оптимизация.

Както вече беше споменато, алгоритъмът е устойчив на прекомерно нагаждане (*overfitting*), поради природата му, при него няма нужда от трансформация на данните, той работи добре с количествени и категорични характеристики на данните. Дори ако се въведат нови параметри в набора от данни, общият алгоритъм не е засегнат много, тъй като новите данни могат да повлияят на едно дърво, но е много трудно за него да повлияе на всички дървета [158], [169], [46], което го прави много подходящ за изследване на индивидуалността в интернет, предвид динамиката на активността на потребителите в мрежата.

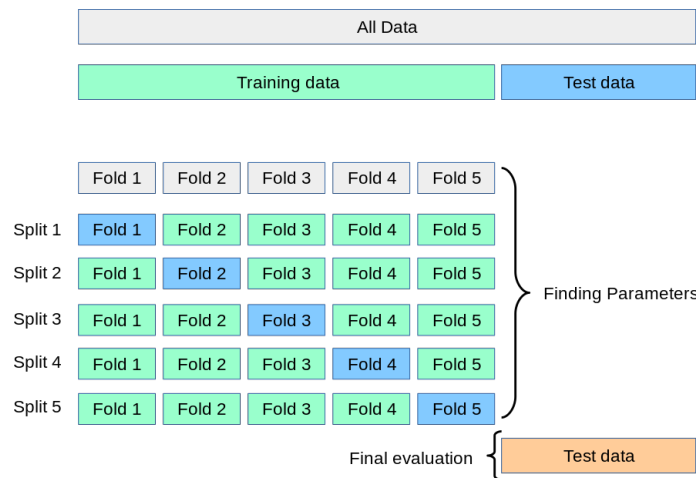
### 3.2.5 Оптимизация на метода случайни гори

Оптимизирането на избрания модел е една от важните стъпки при решаване на цялостната задача чрез средствата на машинното обучение, като отделните алгоритми имат различни параметри, които могат да се настроят така, че да се подобри работата на модела. Този процес е широкообхватна тема и различните инструменти, които могат да бъдат приложени са много. В началото обикновено се започва с ръчни настройки, с цел да се добие представа как работи алгоритъмът, който стои зад модела [34]. Съществуват обаче и автоматични средства за оптимизация, които предоставят системен подход в избора на стойности на параметрите.

Една от техниките, които предоставя тази възможност е кръстосаното валидиране (*cross – validation*) (Фигура 3.34 <sup>2</sup>), където оригиналната извадка се разделя на две множества - тренировъчно и тестово, а тренировъчното множество се разпределя в подмножества  $k$  с еднакъв размер. От пробите  $k$  се запазва

<sup>2</sup>Scikit-learn, Cross-validation - [https://scikit-learn.org/stable/modules/cross\\_validation.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/cross_validation.html)

една подпроба като данни за валидиране и тестване на модела, а останалите  $k - 1$  подпроби се използват като данни за обучение, като този процес на кръстосано валидиране се повтаря  $k$  пъти и всяко  $k$  се прилага само веднъж като данни за валидиране. Крайният резултат  $k$  може да бъде осреднен или изчислен по друг начин, за да се получи единична оценка. Целта на кръстосаното валидиране е да се провери способността на модела да прогнозира нови данни, които не са били използвани при оценката му, за да се отбележи проблем като прекомерно нагаждане (*over fitting*) и да се изследва как моделът ще се обобщава към независим набор от данни [1], [213], [159]. Кръстосаното валидиране е подходящо както за регресия, така и за класификация.



Фиг. 3.34: Кръстосано валидиране (Pedregosa et al., 2011 [213])

За *Python* съществуват множество библиотеки, които съдържат методи за оптимизация на моделите, съответно и такива, които използват кръстосано валидиране. Например библиотеката *scikit-learn* предлага решения за решетъчно и рандомизирано търсене (*grid search and random search*), които използват кръстосано валидиране и са лесни за прилагане методи за оптимизация на модел. Броят на отделните части за кръстосаното валидиране може да бъде зададено, а по подразбиране стойността му е 5 ( $cv = 5$ ). Решетъчното търсене преминава през всяка една комбинация от предварително зададените параметри и техните стойности и накрая като резултат се получават тези, при които моделът е получил най-добрите стойности според определена метрика за оценка. Рандомизирано търсене работи по подобен начин, само че преминава през част от комбинациите, като те се определят на случаен принцип, което го прави по-бърз [213]. Двата класа имат почти еднакви параметри и позволяват да бъдат задавани различни ограничения върху процеса на оптимизация.

Друг начин за подобряване е минимизирането на характеристиките чрез регуляризация. Регуляризирането в машинното обучение е метод за добавяне на някои допълнителни ограничения към условие, за да се реши некоректно



поставен проблем или да се предотврати прекомерното нагаждане. Това е много подходящ начин да се направи баланс между *bias* (показва колко сме далеч от целта) и *variance* (показва колко близо сме до целта). Едно такова решение за *Python* предлага например *ElasticNet*<sup>3</sup>, което е комбинация от два типа регуларизация – *L1* и *L2*, чрез които се определя каква норма (мярка за разстояние) ще бъде приложена [213], [1].

Ефективно решение за оптимизация предлагат и генетичните алгоритми, чиито идеи са заимствани от теорията за естествената еволюция [143]. Те са евристичен инструмент за глобална оптимизация, който не гарантира достигането на абсолютния оптимум, но в повечето от случаите води до намиране на субоптимални решения [28], [272]. Обикновено първата популация се създава на случаен принцип, а всяко следващо поколение бива създадено чрез комбинация на индивидите от предходното поколение, като преминава през три основни операции - селекция, кръстосване и мутация [144]. Тези основни операции се прилагат върху набор от точки (индивиди в популацията) и тъй като популацията от решения се разглежда като вектори в многомерното пространство на решенията, операцията по кръстосване се осъществява чрез размяна на фрагменти от два или повече вектори, които са избрани след селекцията. Тази размяна на фрагменти води до появата на два нови вектора, като операцията по кръстосване служи за изследване на многомерното пространство в ширина. За да бъде изследвано многомерното пространство в детайлите на малката околност, върху вече кръстосаните индивиди се прилага операция по мутация, като случайно избран компонент на вектора се модифицира с малка числена стойност. Целта е по-жизнените индивиди в популацията да участват в генерирането на следващите поколения, така ако бъде приложено правило за елита, то една малка част от индивидите в популацията гарантирано оцеляват до края на оптимизационния процес [4]. Едни от най-важните параметри в генетичните алгоритми са размерът на популацията и вероятността за кръстосване, като кръстосването може да бъде в една точка, в две точки, в много точки или пермутационно [214].

Един подходящ инструмент за автоматично оптимизиране на модели в машинното обучение с *Python*, който използва генетично програмиране (Genetic Programming (*GP*)), е TPOT (Tree-based Pipeline Optimization Tool)<sup>4</sup>. Генетичното програмиране е вариант на генетичните алгоритми, където генетичната програма е представена като дървовидна структура от действия и стойности. TPOT е подходящ инструмент както за класификация, така и за регресия. Така например *TPOTRegressor* извършва интелигентно търсене в параметрите на всички обекти в конвейера (*pipeline*) [203].

<sup>3</sup>Scikit-learn, ElasticNet - [https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear\\_model.ElasticNet.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.ElasticNet.html)

<sup>4</sup>TPOT - A Python Automated Machine Learning Tool Using Genetic Programming - <http://epistasislab.github.io/tpot/>

За целите в тази дисертация е предложено оптимизиране на случайни гори с кръстосано валидиране, като се използва решетъчно търсене, прилагайки класа *GridSearchCV*<sup>5</sup> на библиотеката *scikit – learn*, както и оптимизиране чрез ТРОТ, който използва генетично програмиране (Приложение А, стр. 235). Желателно е преди оптимизация на модел да бъдат премахнати екстремните стойности в извадката, но това може да доведе до загуба на информация, която може да е от съществено значение за дадената област на изследване. Изследването за вземане на решение в интернет като следствие на личността на потребителя е сложен и комплексен процес предвид сложността на човешката психология, както и промяната на човешкото поведение в интернет като следствие на динамичното развитие на технологиите, затова загубата на данни не се препоръчва [242].

Както вече беше изложено, решетъчното търсене преминава през всяка една комбинация от предварително зададените параметри и техните стойности, за да получи най-добрите стойности според метриката за оценка. Едни от най-важните параметри на *GridSearchCV* са описани в Таблица 3.19 [213].

Параметри	Кратко описание
estimator	моделът, който е изграден
param_grid	речник с параметрите и техните стойности
cv	брой части при кръстосано валидиране; по подразбиране cv = 5
n_jobs	колко броя ядра на процесора да се използват
verbose	контролира информацията относно процеса (1, 2, 3)

Таблица 3.19: Някои важни параметри в *GridSearchCV* на библиотеката *scikit – learn*

В предложената оптимизация *GridSearchCV* преминава през всяка една комбинация 10 пъти, тъй като на параметъра за кръстосана валидация е зададена стойност 10 (cv = 10). В този случай се получават общо 120 комбинации (Приложение А, стр. 235).

При 5 от всички 21 значими връзки между личностните детерминанти и предпочитанията на потребителите в онлайн пазаруването методът не води до подобрение в точността според MAPE с тези параметри, но с увеличаване на

<sup>5</sup>Scikit-learn, GridSearchCV - [https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model\\_selection.GridSearchCV.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.GridSearchCV.html)

стойността на параметъра за кръстосана валидация  $cv$  резултатът се подобрява и при тях. В останалите 16 значими връзки стойностите на точността според MAPE са различно подобрени, като най-високото подобрение е 2.58% при склонността за проверка за алтернативни и по-сигурни начини за заплащане в зависимост от емоционалната стабилност на потребителя. Подобрението на средната стойност на точността за всички 21 значими връзки според MAPE е 0.53% или от 72.08% на 72.46%. Според метриците MAE и RMSE също се наблюдава незначително подобрение, което при отделните взаимовръзки е различно. В Таблици 3.20 и 3.21 са представени стойностите на MAE и съответно на RMSE за всички 21 значими взаимовръзки между зависимите и независимите променливи.

TPOT е изграден върху библиотеката *scikit-learn* и с добре документиран отворен код, който е в активна разработка. Проектът е бил под ръководството на учени от Университета Пенсилвания (University of Pennsylvania) и има специални разработки за медицински изследвания. TPOT базира на алгоритъм за генетично търсене, за да намери най-добрите параметри и ансамбли на модела. TPOT е сравнително бавен, което се обяснява с неговата природа [213]. Така например с настройките по подразбиране (100 генерации и 100 популации (100 generations with 100 population size)) алгоритъмът ще трябва да оцени 10 000 конфигурации на конвейера (pipeline configurations) преди да завърши. Едни от най-важните за TPOT параметри са презентирани в Таблица 3.22.

В предложената оптимизация с TPOT броят на генерациите е 10, а броя на индивидите за всяка генерация е 100, като така алгоритъмът трябва да оцени 1100 конфигурации (population\_size + (generations x offspring\_size)) (Приложение А, стр. 235). Така конфигуриран, алгоритъмът води до подобрение на стойностите на точността според MAPE при 19 от всичките 21 значими взаимовръзки. Подобрението на средната стойност на точността за всички 21 значими връзки според MAPE е 0.69% или от 72.08% на 72.58% точност. Точността според метриците MAE и RMSE също е подобрена, но незначително като стойност. В Таблици 3.23 и 3.24 са представени стойностите на общата абсолютна грешка (MAE) и съответно на корена от средната квадратична грешка (RMSE) за всички 21 значими взаимовръзки между зависимите и независимите променливи.

Като един пример на Фигура 3.35 са изобразени актуалните стойности и прогнозата на случайни гори за зависимата променлива "17. Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация" вследствие на избягването на риск в онлайн пазаруването, както и оптимизацията с *GridSearchCV*, а на Фигура 3.36 оптимизацията с TPOT. За тази взаимовръзка между независимата и зависимата променлива точността на случайни гори според MAPE 77.20%, оптимизацията с кръстосано валидиране постига точност от 77.71%, а оптимизацията с TPOT

	Екстремност	Сговорчивост	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Отвождеост към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	0.59				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.67			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	0.81				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	0.64				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		0.85			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		0.92			0.94
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					0.93
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.46			0.43
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.73				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категорията на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		0.77			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.72	0.69		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	0.91			0.93	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.06
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.01		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		0.72	0.78		0.72
Средна стойност на общата абсолютна грешка (MAE):		0.78				

Таблица 3.20: Оптимизация с GridSearchCV - обща абсолютна грешка (MAE)

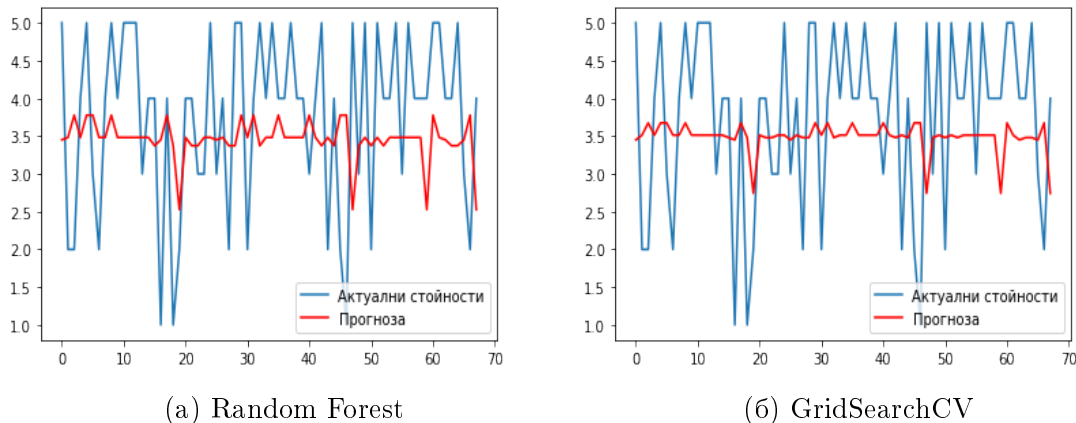
	Експертност	Сговорчивост	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Отвореност към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	0.74				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.86			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	1.00				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	0.79				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		1.11			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		1.14			1.16
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					1.19
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.52			0.48
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.94				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		0.99			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.90	0.87		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	1.08			1.09	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.22
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.18		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		0.90	0.96		0.94
Средна стойност на корена от средната квадратична грешка (RMSE):		0.96				

Таблица 3.21: Оптимизация с GridSearchCV - корен от средната квадратична грешка (RMSE)

Параметри	Кратко описание
generations	брой на итерациите за процеса на оптимизация; по подразбиране generations = 100
population_size	брой на индивидите за всяка генерация; по подразбиране population_size = 100
offspring_size	брой на потомството за репродукция във всяка генерация на генетичното програмиране; по подразбиране offspring_size = population_size
cv	генератор за кръстосано валидиране; по подразбиране cv = 5

Таблица 3.22: Някои важни параметри в ТРОТ

подобрява точността на 78.23%, което се наблюдава и на кривите за прогнозните стойности.



Фиг. 3.35: Склонност за запазване на лични данни вследствие на избягване на риска - актуални стойности и прогноза с метода случайни гори и оптимизация с GridSearchCV

Във формата на кратко обобщение може да се каже, че и двата алгоритъма водят до подобрение на резултатите на случайни гори според метриците за оценка на точността на прогнозата, като резултатите постигнати с ТРОТ са незначително по-добри. В приложената конфигурация времето за изчисление и на двата алгоритъма е приемливо, въпреки че поради естеството си и двата алгоритъма имат голяма консумация на изчислително време.

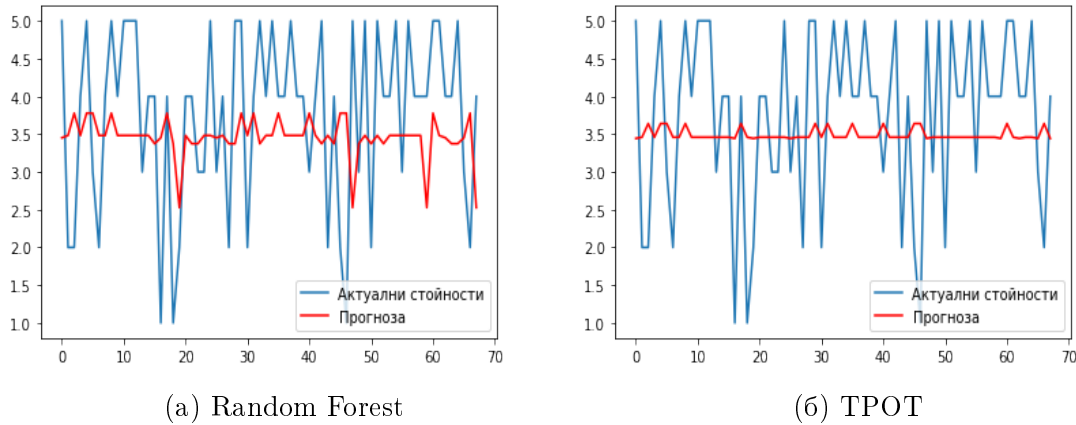
	Екстремност	Сговорчивост	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Отвореност към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	0.58				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.68			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	0.85				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	0.69				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		0.80			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		0.92			0.93
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					0.90
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.44			0.43
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.74				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		0.80			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.72	0.67		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	0.91			0.93	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.08
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.00		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		0.73	0.82		0.69
Средна стойност на общата абсолютна грешка (MAE):		0.78				

Таблица 3.23: Оптимизация с ТРОТ - обща абсолютна грешка (MAE)

	Експертност	Сговорчивост	Добросъвестност	Емоционална стабилност	Отвореност към нов опит	Склонност към поемане на риск
1	Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение.	0.73				
2	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.		0.87			
3	Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии.	1.03				
4	Чета коментарите на други потребители за съответните артикули.	0.84				
5	Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка.		1.05			
6	Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка.		1.15			1.14
7	Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули.					1.17
8	Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите.		0.50			0.48
9	Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт.	0.94				
10	Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт.					
11	За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите.					
12	За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им.		1.05			
13	Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена.					
14	Проверявам различните опции за доставка.		0.90	0.86		
15	Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване.					
16	Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите.	1.08			1.09	
17	Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация.					1.23
18	Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение.			1.17		
19	Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива.		0.92	1.01		0.95
Средна стойност на корена от средната квадратична грешка (RMSE):		0.96				

Таблица 3.24: Оптимизация с TROT - корен от средната квадратична грешка (RMSE)





Фиг. 3.36: Склонност за запазване на лични данни вследствие на избягване на риска - актуални стойности и прогноза с метода случайни гори и оптимизация с TROT

TROT е създаден за оптимизация на задачи от сложно естество [213], но все пак при по-малко комплексни задачи с по-малък обем от данни, алгоритъмът може да постигне добри резултати за сравнително малко време. *GridSearchCV* преминава през всяка една комбинация от предварително зададените параметри, което е причината той да се нуждае от по-голям времеви изчислителен ресурс. Едно алтернативно решение например би било приложена комбинация от решетъчно и рандомизирано търсене при по-голяма база от данни, като се направят няколко итерации с рандомизирано търсене, след което върху получените резултати да се използва *GridSearchCV*. Недостатък в този случай би било, че времето за изпълнение също няма да бъде много по-кратко и че предишни итерации няма да бъдат взети под внимание при определяне на стойностите на параметрите.

### 3.3 Модели на поведение при вземане на решение в онлайн търговията в зависимост от индивидуалността на потребителя

Личността бива определяна като организация от динамични системи, които влияят на автентичното поведение и стил на мислене на човека [35]. В тази връзка, както и въз основа на проведеното проучване в литературата и получените резултати от настоящето изследване, може да бъде обобщено, че индивидуалността играе важна роля в процеса на предприемане на онлайн покупки, тъй като отделните потребители притежават различни специфични особености, които се отразяват върху тяхното поведение на подсъзнателно ниво. Резултатите от това проучване показват, че с помощта на методите за машинно обучение, е възможно това поведение на потребителите да бъде надеждно прогнозирано. Така например след оптимизация с ТРОТ, който се основава на алгоритъм за генетично търсене, методът случайни гори постига средна точност на прогнозата от 73% за всички открити значими взаимовръзки. Така с оглед на тези резултати могат да бъдат установени модели на поведение при вземане на решение в онлайн търговията, които са резюмирани по-долу.

Според резултатите от проведеното изследване **по-екстрoвертните** личности биха реагирали положително при наличие на предложение за покупка на други допълнителни продукти и аксесоари, свързани с разглеждания от тях продукт, където чрез оптимизация случайни гори постигат 71% точност на прогнозата по средната абсолютна процентна грешка (МАРЕ). Тези личности също така активно участват както в писането, така и в четенето на коментари и това според тях играе значима роля при вземането на решение за покупка. По-екстрoвертните личности са по-активни, ентузиазирани, приказливи, енергични и доминиращи. При тях е установена тенденция към по-висока честота и интензивност на взаимоотношения и желание за изява и лидерство [258], докато интровертите са склонни да бъдат по-резервирани и често изискват период на уединение и тишина.

**По-сговорчивите** потребители предпочитат да четат коментари, оставени от други клиенти, преди да закупят желанието от тях продукт. Чрез прилагане на метода случайни гори според настоящето изследване това предпочитание на по-сговорчивите потребители може да бъде добре прогнозирано (81% точност по МАРЕ). За тях това е от съществено значение, защото те са по-съобразителни по природа и имат нужда от повече информираност и споделен опит с другите, когато са в процес на вземане на решение [94], [258]. Тези потребители отделят също особено внимание на описанието на разглежданите продукти, на неговата детайлност и информативност (84% точност на прогнозата по МАРЕ), както и на експертните оценки относно разглежданите продукти (74% точност). По-

сговорчивите личности имат нужда от повече информираност и споделен опит с другите, когато са в процес на вземане на решение в интернет.

**По-добросъвестните** хора проявяват особено внимание и старание към детайла, предпочитат да имат възможност за избор между различни, но подобни продукти и да могат да сравнят техните детайли. Това е така, защото добросъвестните хора са добре организирани, подредени и целенасочени [61], като методът случайни гори тук постига точност на прогнозата от 76% по МАРЕ. При тези потребители процесът на вземане на решение бива улеснен и чрез предоставяне на детайлни снимки на продуктите (90% точност на прогнозата по МАРЕ), както и чрез налична подробна оценка по отделните критерии на артикулите (80% точност). Добросъвестните хора също се характеризират със стремежа си към постижения, те се стремят към завършване на поставените задачи до край [27], което обяснява защо за тях е от важно значение предоставянето на възможност за проверка на актуалната наличност на артикулите и времето за доставка (70% точност на прогнозата), както и различните опции за това (78% точност) преди да се решат да направят покупка онлайн. Логично продължение на поведението на хората с висок фактор на добросъвестност е тяхното предпочитание да могат ясно да проследят статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка, както и да имат възможност за заплащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане, където оптимизиран алгоритъмът случайни гори постига 79% прогнозна точност по МАРЕ.

**Емоционално стабилните** хора са склонни да проявяват уверено и спокойно поведение, както и да прилагат рационален подход към решаването на проблемите [27]. Оказва се, че за тях е важно предлагането на различни опции за доставка, както и наличието на алтернативни и по-сигурни методи за заплащане, където алгоритъмът случайни гори постига над 75% точност на прогнозата по МАРЕ. Полярната противоположност на емоционалната стабилност е невротизмът, като невротичните хора се характеризират с трудност да контролират своите емоции и да овладяват състоянието си на стрес [254]. Това се потвърждава и от резултатите на изследването, според които за по-невротичните потребители е изключително важно предоставянето на възможност за безплатно връщане на стоката.

**Отвореността към нов опит** се определя като тенденция към активно въображение, интелектуално любопитство, както и готовност да се обмислят нови идеи и да се опитат нови неща [61]. Онлайн потребители, които са по-отворени, обикновено са по-креативни и за тях споделянето на опит, както и приемането на такъв от другите, е особено важно за изясняването на въпроси, свързани с избраните продукти и услуги, преди вземането на решение за реализиране на покупката [72], [254]. Според резултатите на изследването хората с високи стойности при тази личностна детерминанта предпочитат да коментират и задават въпроси относно продуктите, защото за тях това е начин да се уверят

в качеството на дадения продукт. Методът случайни гори тук постига една от най-ниските прогнозни стойности по MAPE (53%), което според Люис - Lewis (англ.) все пак може да бъде прието като една приемлива за целта прогноза [167].

Вземайки предвид степента на дигитализиране на съвременния живот и съответно нарастващия потенциал за измами и злоупотреби с лични данни в интернет, съвсем логично в проведеното проучване се потвърждава и силната зависимост между **склонността към поемане на риск** на потребителите като личностна детерминанта и споделянето на лични данни в интернет, както и предоставянето на алтернативни и по-сигурни методи за заплащане (62% и 78% точност на прогнозата със случайни гори по MAPE). Според Сита - Sita (англ.) [238] склонността към поемане на риск тенденциозно се превръща в един от най-важните фактори, влияещ на поведението на потребителите в онлайн пазаруването. Освен това възприемането на риска е положително свързан с предпочитанията на потребителите да имат възможността да проследят статуса на закупените от тях продукти, както и да имат предоставена своевременно калкулираната цена за доставка. За тези потребители, също така се оказва особено важно и предоставянето на детайлни снимки на разглежданите продукти, за да се намали вероятността от разочарование от артикулите след доставката им, където алгоритъмът случайни гори постига 90% точност на прогнозата по MAPE.

### 3.4 Изводи от Глава 3

В глава трета са представени резултатите от изследването, като в началото са изложени тези от емпиричното проучване, което служи за събиране на данни. Презентирани са откритите значими взаимовръзки между личността на потребителите и индивидуалната им склонност за поемане на риск в онлайн пазаруването и предпочитанията им към отделните функционалности на електронните магазини, като същите са подкрепени с удостоверени в научната литература аргументи.

На следващ етап от изследването са презентирани резултатите от приложението на избраните три модела за машинно обучение за прогноза на потребителските предпочитания като резултат от тяхната индивидуалност. Трите модела постигат приблизително еднакви средни стойности на прогнозите според избраните метрики за оценка, като според тях и трите модела могат да бъдат подходящи за подобни изследвания. Моделът случайни гори е избран за оптимизация на следващ етап, тъй като той позволява гъвкаво нагласяване на параметрите и е устойчив на прекомерно нагаждане. При него няма нужда от трансформация на данните, той работи добре с количествени и категорийни

характеристики на данните, което го прави подходящ за изследване на индивидуалността в интернет, където процесите и активността на потребителите са динамични. Предложената оптимизация с кръстосано валидиране, прилагайки класа *GridSearchCV* на библиотеката *scikit – learn*, както и с ТРОТ, който се базира на алгоритъм за генетично търсене, демонстрира, че и двата метода водят до подобряване на прогнозните стойности според метриците за оценка.

Базирайки се на резултатите от цялостното изследване, в края на трета глава са резюмирани модели на поведение при вземане на решение в онлайн търговията.

Използването на интернет не е рекурсивен процес. Преференциите и поведението на човек в интернет са динамични, те се влияят от личността на човека, но и се променят малко или повече във времето. Така в зависимост преди всичко от своята индивидуалност, но и от своя опит, човек си изгражда модели на поведение и вземане на решения в интернет. Но въпреки че във времето технологиите и навиците на потребителите се променят, личностните детерминанти на човек остават стабилни във времето. Затова и според Нилсън и Норман - Nielsen Norman Group (англ.) [191] основни аспекти в уеб дизайна остават валидни във времето.

## Заключение - резюме на получените резултати

Дисертационният труд изследва взаимовръзките между вземането на решение в онлайн търговията и личностните детерминанти на потребителя, като за тази цел в началото на дисертацията са изследвани и на кратко изложени различни теории и проучвания на личностната психология, както и връзката между индивидуалността и процеса на вземане на решение. В глава 1.2 по-конкретно е разгледано влиянието на личността върху поведението и предпочитанията на потребителя в интернет, а в глава 1.3 приложението на методите на машинното обучение в изучаването на индивидуалността, както и прогнозирането на поведението и очакванията на потребителите в зависимост от тяхната индивидуалност.

За постигане на целта на дисертационния труд, като подходящ психометричен инструмент за измерване на персоналността на потребителите е избран ТІРІ тестът. Дефинирани са 19 функционалности на електронните магазини, които са характерни и приложими за по-голяма част от онлайн търговията и са подходящи за изследване на предпочитанията на потребителите в зависимост от техните личностни детерминанти. Подготвен е дизайн на три езика - български, английски и немски и е проведено емпирично изследване, в което участие вземат хора, живеещи в повече от 10 различни държави. Научни изследвания, като това на Университета Базел и Института Макс Планк (Universität Basel & Max-Planck-Institut), проведено през 2017, показват, че готовността за поемане на риск е една стабилна във времето детерминанта на личността [174]. Поради това, тенденцията за избягване или поемане на риск от потребителите в онлайн търговията, и съответно подходящ инструмент за измерването на тази детерминанта на човешката личност са включени в настоящото изследване. Методологията, изследователският подход и ограниченията, свързани с тях са описани в глава 2.

В глава 3.1 следва анализ на резултатите от емпиричното изследване, където са изложени откритите значими връзки между отделните личностни детерминанти и предпочитанията на потребителите в онлайн пазаруването, а глава 3.2 разглежда приложението на методи от машинното обучение за прогноза на

потребителското поведение в интернет. От теоретична перспектива са предложени три метода за машинно обучение, а именно линейна регресия, дърво на решенията и случайни гори, които вземат личностните детерминанти на потребителите като вход и дават прогнозна стойност, показваща колко вероятно е съответната функционалност да бъде предпочетена от потребителите. В изчисленията влизат само откритите значими връзки между индивидуалността и отделните функционалности на електронните магазини, като за всички от тях са направени прогнозни изчисления с всеки един от предложените алгоритми. Според осреднените резултати на трите алгоритъма по определените 3 метрики за оценка, а именно общата абсолютна грешка (MAE), коренът от средната квадратична грешка (RMSE) и средната абсолютна процентна грешка (MAPE), трите метода постигат приблизително еднакви стойности за точността на прогнозите. Методът дърво на решенията се оказва особено подходящ за тази цел и за него е предложена оптимизация с кръстосано валидиране и с автоматично оптимизиране, което използва генетично програмиране (GP) (глава 3.2.5). Значението на алгоритмите се крие в способността им да предвиждат как нови потребители, чийто индивидуалност е известна, вероятно ще се държат и вземат решение в онлайн пазаруването, като по този начин става възможно създаването на модели на поведение при вземане на решение в онлайн търговията, при условие, че индивидуалността на потребителя е известна. Вследствие на получените резултати от цялостното изследване са компилирани модели за поведение на потребителите при вземане на решения в онлайн търговията според тяхната индивидуалност.

С оглед на извършената работа в различните етапи на този дисертационен труд и на резултатите, получени в хода на проведените изследвания, авторът счита, че поставените задачи са изпълнени и целта на дисертационния труд е постигната.

Познаването на личността на индивида, както и техниките за прогнозиране на предпочитанията му като следствие на неговата индивидуалност открива много хоризонти. Предвид, че човешкият фактор играе решаваща роля в социалните и икономически процеси, темата за индивидуалността е приложима в различни научни области на съвременния свят. Само някои от тези сфери и дисциплини са например управлението на проекти, стратегическото управление, управлението на човешки ресурси и подборът на кадри, управлението на взаимоотношенията с клиентите (Customer Relationship Management (CRM)), също и чрез социалните медии (CRM 2.0), управлението и оценка на риска, маркетингът и рекламата, управлението на знанието (Knowledge Management), експертните системи, социалната търговия, подобряването на лоялността на клиентите и електронната търговия. Предвид също факта, че съвременният свят и съответно икономическите модели са потребителски ориентирани, всички тези области могат да се допълват и/или да намират приложение в онлайн търговията, един сегмент, който бележи устойчиво развитие през последните

години [256]. В глава 1.3.1.2 също бяха изложени факти и доказателства за това, че чрез правилното прилагане на модели за машинно обучение, наличността на тази информация прави възможно прогнозирането на вземане на решения от потребителите в интернет и по-конкретно в електронната търговия.

Като заключение, но не и на последно място, трябва да се подчертае, че е от изключително важно значение проучванията в тази област да спазват правните и етични норми, а резултатите да бъдат използвани единствено и само в услуга на човека.

## Ограничения на изследването

Както вече беше споменато, всяко научно изследване има своите **ограничения**, особено, когато в центъра на проучването стои човекът. Така освен ограниченията относно емпиричното изследване, изложени в глава 2.3.5, страница 85, може да бъде допълнено, че резултатите на научното проучване не могат да бъдат общовалидни. Въпреки че извадката на проучването се състои от 226 участника от над 10 държави, те са главно представители на европейската култура, което ограничава приложението на резултатите в рамките на този културен кръг. Така според някои учени в тази област е важно да се има предвид, че резултатите от изучаването на личностните характеристики са приложими само за съответните културни среди с близки политически и идеологически системи и тези резултати не биха били валидни в други културни общества [96]. Но според други учени установените разлики в различните културни среди биха могли да се отнесат по-скоро към разликите в превода на инструмента за измерване, както и в генетичната разлика на участниците [99].

Друго ограничение остава въпросът до колко отговорите на участниците в изследването отговарят на истинността, както относно оценката на техните личностни детерминанти, така и до техните предпочитания към отделните функционалности. И въпреки че извадката е достатъчно голяма, за да могат резултатите да бъдат сметнати за валидни, авторът препоръчва проверка на същите чрез други методи, преди приложението им в практиката.

## Насоки за бъдещи изследвания

Темата за изучаване на личността на човека и приложението ѝ в различни области на съвременния живот, особено чрез приложението на модерните технологии, се радва на все по-засилен интерес в научните среди и в бизнеса. Но е изключително важно в това приложение да бъдат спазвани етичните норми и да не се злоупотребява, а постигнатите резултати да бъдат използвани в услуга



на потребителя.

Така, като една от основните насоки за бъдещи изследвания върху тематиката на дисертацията се препоръчва да бъде проучено дали чрез персонализация, изхождайки от индивидуалността на потребителя и неговите преференции, ползваемостта на електронните магазини бива значително подобрена.

Вече беше изложен фактът, че ТІРІ тестът се оказва изключително подходящ за ревизиране или допълване на резултатите от имплицитни оценки на персоналността на потребителите в интернет. Имплицитните методи за оценка на личността в интернет имат потенциал за доста по-широко приложение, но по принцип страдат от недостатъчна точност. В този аспект е желателно, с цел по-добра и прецизна оценка, имплицитните методи за оценка на личностните детерминанти на потребителите в интернет в бъдеще да бъдат допълвани и контролирани чрез експлицитни, като ТІРІ тестът, поради своя обем, предоставя една такава възможност.

Преди широко прилагане на резултатите в практиката е препоръчително подобни изследвания да бъдат повторно проверявани чрез провеждане на допълнително изследване например или при възможност с по-голяма извадка. Един друг начин, позволяващ получените резултати да бъдат проверявани, е проследяването на погледа на участниците чрез Eye Tracking. Когато човешкото око се движи по екрана, то прави скокове - така наречените сакади. Това са внезапни и бързи движения, с които окото (*fovea centralis*) се фокусира върху определена позиция. Между тези скокове окото се застоява върху определен обект на екрана, което обикновено трае между 200 и 600 милисекунди, което се нарича фиксация и което е от особен интерес за изследователите, защото човешкото око поема информация само по време на тези фиксации [40]. Така чрез проследяване на движението на очите става възможно да се провери дали дадена област, например определена функционалност, в това число опция или меню на даден уеб сайт, е от голям интерес за дадения потребител.

Резултатите от научния труд показват, че определени функционалности в електронните магазини са по-предпочитани от определени групи потребители. Така познавайки индивидуалността на потребителите е възможно чрез методите за машинно обучение да се прогнозира какви биха били техните преференции в онлайн търговията и така да бъдат компилирани модели на поведение при вземане на решение в онлайн търговията. Това би направило например персонализирането на потребителския интерфейс възможно, така че той да отговаря по-добре на очакванията на потребителите и така те да бъдат улеснени в процеса на вземане на решение.

## Публикации

1. Кетипов, Р., Колев, К., Севова, Ж., Благоев, И., Петров, П., Костадинов, Г., Занкински, И. Предварителна обработка на тренда и сезонността във времеви редове с генетични алгоритми. // *XXVII Международен симпозиум „Управление на енергийни, индустриални и екологични системи“*, 16-17 май 2019 г., Баня, България, 65-68.
2. Кетипов, Р., Колев, К., Севова, Ж., Благоев, И., Петров, П., Костадинов, Г., Занкински, И. Премахване на линеен компонент и синусоидални хармоници от времеви редове с еволюция на разликите. // *В: Сборник доклади от Годишна университетска научна конференция на НВУ „В- Левски“*, 27 – 28 юни 2019, В. Търново, том 10, Научно направление „Технически науки“, 1586-1594, ISSN: 2367-7481.
3. Balabanov, T., Zankinski, I., Ketipov, R. Weights Permutation in Multilayer Perceptron. // *Proceedings of International Conference on Big Data, Knowledge and Control Systems Engineering, “John Atanasoff” Union on Automatics and Informatics*, Bulgaria, 2018, 23-27, ISSN: 2367-6450.
4. Balabanov, T., Ketipov, R., Atanassova, Z. MLP with Stochastic Manipulated Hidden Layer. // *Proc. of the International Scientific Conference - UNITECH 2018*, 2, University Publishing House Vasil Aprilov - Gabrovo, 2018, 324-328, ISSN: 1313-230X.
5. Balabanov, T., Ivanov, S., Ketipov, R. Solving Combinatorial Puzzles with Parallel Evolutionary Algorithms. // *Lecture Notes in Computer Science, Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics*, 2020, 11958 LNCS, 493-500, DOI: 10.1007/978-3-030-41032-2\_56, SJR 2019 – 0.427 (Q3).
6. Ketipov, R., Kostadinov, G., Petrov, P., Zankinski, I., Balabanov, T. Human-Computer Mobile Distributed Computing for Time Series Forecasting. // *Communications in Computer and Information Science (CCIS)*, Springer, 2019, 1141 CCIS, 508-509, DOI: 10.1007/978-3-030-36625-4\_40, SJR 2019 – 0.188 (Q2).

*Дисертационен труд за присъждане на ОНС „доктор“, 2021*

7. Ketipov, R., Kostadinov, G., Petrov, P., Zankinski, I. Genetic Algorithm Based Formula Generation for Curve Fitting in Time Series Forecasting Implemented as Mobile Distributed Computing. // *High-Performance Computing (HPC)*, Borovets, Bulgaria, 2019. *Studies in Computational Intelligence*, 2021, 902 SCI, 40-47, DOI: 10.1007/978-3-030-55347-0\_4, SJR 2019 - 0.215 (Q4).
8. Ketipov, R., Kolev, K., Sevova, J., Blagoev, I., Petrov, P., Kostadinov, G., Zankinski, I. Trend and Seasonality Removal with Differential Evolution. // *Information technologies and control*, 4, 2018, 17-22, ISSN: 1312-2262.
9. Zankinski, I., Keremedchiev, D., Blagoev, I., Ketipov, R., Kolev, K., Kostadinov, G., Petrov, P. Recursive brute-force selection operator in genetic algorithms. // *International Scientific Conference UNITECH*, 15 – 16.11.2019, Gabrovo, 227-232, ISSN:1313-230X.

## Научно-приложни резултати

С оглед на извършената работа в този дисертационен труд и на резултатите, получени в хода на проведените изследвания, авторът счита, че поставените задачи са изпълнени и целта на дисертационния труд е постигната. Като следствие на това могат да бъдат формулирани следните **научно-приложни резултати**:

1. Избран е ТІРІ тестът като подходящ психометричен модел за оценка на личността на потребителите според петфакторния модел Големите пет (Big Five).

След направения обстоен литературен обзор за изучаване на различните теории и модели за измерване на личността и тяхното прилагане, петфакторният модел Големите пет се оказва особено подходящ за подобни изследвания. ТІРІ тестът е доста кратък, което прави неговото приложение за директно запитване на потребителите в интернет възможно. В комбинация той би бил мощен инструмент за ревизиране или допълване на резултатите от имплицитните методи за оценка на личността на потребителите. В рамките на изучената литература този психометричен инструмент не е използван до сега за оценка на личността на потребителите с цел прогноза на техните предпочитания в електронната търговия.

2. Конкретизиран е набор от 19 основни функционалности на електронните магазини.

Наборът от 19 основни функционалности на електронните магазини са категоризирани в 3 подгрупи – съдържание и външен вид, инструменти от потребителския интерфейс и фактори, влияещи върху избягването на риска, така че да обхванат ключови функционалности, които са характерни за повечето съвременни онлайн магазини. Този набор от функционалности е подходящ инструмент за изследване на предпочитанията на потребителите в онлайн търговията в зависимост от техните личностни детерминанти.

3. Създадена е стратегия и дизайн на емпиричното изследване на три езика с добавена "6-та" личностна детерминанта "избягване на риска".

Създадената стратегия и дизайн на емпиричното изследване на три езика е съобразено с основните стандарти за етичност и неутралност. След

провеждане на проучването е направен анализ на резултатите като са открити значими корелации между отделните личностни детерминанти и предпочитанията на потребителите в онлайн пазаруването. Получените резултати от проучването съвпадат в по-голямата си част с тези в изучената литература, но добавянето на индивидуалната склонност към риска като "6-та" личностна детерминанта (6-та независима променлива) е новост.

4. Разработени са три модела за машинно обучение: линейна регресия, дърво на решенията и случайни гори. Реализирана е оптимизация за метода случайни гори.

С разработените три модела експериментално е направена прогноза за предпочитанията на потребителите към определени функционалности на електронните магазини в зависимост от тяхната индивидуалност, като в изчисленията влизат само откритите значими връзки между отделните личностни детерминанти и функционалности. След направения сравнителен анализ на резултатите според приложими метрики за оценка на прогнозата на отделните модели за машинно обучение е предложена и реализирана оптимизация за един от тях, а именно за метода случайни гори, който се оказва подходящ в изследваната област.

5. Компилирани са модели за поведение на потребителите при вземане на решения в онлайн търговията според тяхната индивидуалност.

Вследствие на получените резултати от цялостното изследване са компилирани модели за поведение на потребителите при вземане на решения в онлайн търговията според тяхната индивидуалност, където предпочитанията на потребителите могат успешно да бъдат прогнозирани чрез приложение на методите за машинно обучение. Поради факта, че компилираните модели са следствие на резултатите от емпиричното изследване и получените резултати от експеримента с моделите за машинно обучение, те нямат аналог в този вид в изучената литература.

Постигнатите резултати може да бъдат използвани като изходна позиция при персонализация в онлайн търговията, като резултатите могат да бъдат приложени към нови потребители, с цел да бъдат прогнозирани техните предпочитания, като се знае тяхната индивидуалност и по този начин необходимостта от изрично запитване за предпочитание да отпадне.


## Декларация за оригиналност на резултатите

Декларирам, че настоящата дисертация съдържа оригинални резултати, получени при проведени от мен научни изследвания (с подкрепата и съдействието на научния ми ръководител). Резултатите, които са получени, описани и/или публикувани от други учени, са надлежно и подробно цитирани в библиографията.

Настоящата дисертация не е прилагана за придобиване на научна степен в друго висше училище, университет или научен институт.

София, 07.05.2021 г.

Подпис:

  
/Румен Кетинев/

## Библиография

- [1] ДИНЕВА, К. Интегриране на хетерогенни данни от разпределени IoT устройства. Дисертация. Българска Академия на Науките, 2020.
- [2] ИВАНОВ, И., ТАНОВ, В. Алгоритми за анализ на големи данни и приложения. Machine Learning. 2-ро преработено издание. София, Авангард Прима, 2019.
- [3] ЙОРДАНОВА, Т. Личностни детерминанти на иновационното потребителско поведение. Автореферат на дисертационен труд. Софийски университет „Св. Климент Охридски“, 2018.
- [4] КЕТИПОВ, Р., КОЛЕВ, К., СЕВОВА, Ж., БЛАГОЕВ, И, ПЕТРОВ, П., КОСТАДИНОВ, Г., ЗАКИНСКИ, И. Предварителна обработка на тренда и сезонността във времеви редове с генетични алгоритми. // *XXVII Международен симпозиум „Управление на енергийни, индустриални и екологични системи“*, 16 - 17.05.2019, Баня, България, 65-68.
- [5] КЕХАЙОВА-СТОЙЧЕВА, М. Социално-психологически аспекти на потребителското поведение. Библиотека “Проф. Ц. Калянджиев”, Икономически университет – Варна, 2008 г.
- [6] ПОПЧЕВ, И. Стратегии за управление на риска (записки на лектора). Издателство на НБУ-ЦДО, София, 2004.
- [7] ADAJI, I., OYIBO, K., VASSILEVA, J. Influence of Personality, Shopper type and Social Support on the Consumers’ Need for Status and Continuance Intention in E-commerce. // *Proceedings of the 32nd International BCS Human Computer Interaction Conference, HCI 2018*, 2018.
- [8] ADAJI, I., VASSILEVA, J. Perceived Effectiveness, Credibility and Continuance Intention in E-commerce. A Study of Amazon. // *Proceedings of 12th International Conference on Persuasive Technology*, 2017.
- [9] ADOMAVICIUS, G., TUZHILIN, A. Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-art and Possible

- Extensions. // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 17(6), 2005, p. 734 – 749.
- [10] AHMED, S., AHMED, A., SALAHUDDIN, T. How RIASEC Personality Traits Crystallizes Occupational Preferences among Adolescents: Match or Mismatch. // *Information Communication and Society*, Vol. 13(4), 2019, p. 976–996.
- [11] AHRLEY, A. Trustworthiness in Web Design: 4 Credibility Factors. NN/g Nielsen Norman Group. 2016. 10.09.2020 <<https://www.nngroup.com/articles/trustworthy-design/>>
- [12] AICHNER, T., COLETTI, P. Customers Online Shopping Preferences in Mass Customization. // *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice*, Vol. 15, 2013, p. 20–35.
- [13] AJZEN, I., FISHBEIN, M. Understanding Attitudes and Predicting Social Behaviour. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1st edition, 1980.
- [14] AKMAN, I., REHAN, M. Online Purchase Behaviour Among Professionals: A Socio-demographic Perspective for Turkey. // *Economic Research-Ekonomiska Istraživanja*, Vol. 27(1), 2014, p. 689–699.
- [15] AL-SAMARRAIE, H., ELDENFRIA, A., DAWOUD, H. The Impact of Personality Traits on Users' Information-seeking Behavior. // *Information Processing & Management*, Vol. 18, 2016, p. 17–18.
- [16] ALLPORT, G. W., ODBERT, H. S. A Psycholexical Study. // *Psychological Monographs*, Vol. 47, 1936.
- [17] ALLWOOD, C. M., SALO, I. Decision-making Styles and Stress. // *International Journal of Stress Management*, Vol. 19(1), 2012.
- [18] ALVES, T., NATÁLIOA, J., HENRIQUES-CALADOB, J., GAMA, S., INCORPORATING, S. Personality in User Interface Design: A review. // *Personality and Individual Differences*, Vol. 155, 2019.
- [19] AMIRHOSSEINI, M. A., KAZEMIAN, H. Machine Learning Approach to Personality Type Prediction Based on the Myers–Briggs Type Indicator. // *Multimodal Technologies and Interaction*, Vol. 4(9), 2020.
- [20] ANGELOVA, V. Investigations in the Area of Soft Computing Targeted State of the Art Report. // *Cybernetics and Information Technologies*, Vol. 9 (1), 2009, p. 18 –24.
- [21] ARMSTRONG, P. I., DAY, S. X., MCVAY, J. P., ROUNDS, J. Holland's RIASEC Model as an Integrative Framework for Individual Differences. // *Journal of Counseling Psychology*, Vol. 55(1), 2008, p. 1–18.



- [22] ASCHEDE, A. Decision Making in the Ecommerce Shopping Cart: 4 Tips for Supporting Users. 2014. 10.11.2020 <<https://www.nngroup.com/articles/shopping-cart/?lm=ecommerce-product-pages&pt=article>>
- [23] ASHTON, M. C. Individual Differences and Personality. Academic Press, 3rd edition, 2018.
- [24] ASHTON, M. C., LEE, K. The Prediction of Honesty-Humility-Related Criteria by the HEXACO and Five-factor Models of Personality. // *Journal of Research in Personality*, Vol. 42(5), 2008, p. 1216–1228.
- [25] AZZADINA, I., HUDA, A. N., SIANIPAR, C. P. M. Understanding Relationship between Personality Types, Marketing-mix Factors, and Purchasing Decisions. // *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Vol. 65, 2012, p. 352–357.
- [26] BAJWA, R. S., BATOOL, I., ASMA, M., ALI, H., AJMAL, A. Personality Traits and Decision-making Styles Among University Students (Pakistan). // *Pakistan Journal of Life and Social Sciences*, Vol. 14(1), 2016, p. 38–41.
- [27] BAKKER, A. B., VAN DER ZEE, K. I., LEWIG, K. A., DOLLARD, M. F. The Relationship Between the Big Five Personality Factors And Burnout: A Study Among Volunteer Counselors. // *The Journal of Social Psychology*, Vol. 146(1), 2006, p. 31–50.
- [28] BALABANOV, T, ZANKINSKI, I., BAROVA, M. Strategy for Individuals Distribution by Incident Nodes Participation in Star Topology of Distributed Evolutionary Algorithms. // *Cybernetics and Information Technologies*, Vol. 16 (1), 2016, p. 80 – 88.
- [29] BALABANOV, T., KETIPOV, R., ATANASSOVA, Z. MLP with Stochastic Manipulated Hidden Layer. // *Proc. of the International Scientific Conference - UNITECH 2018*, 2, University Publishing House Vasil Aprilov - Gabrovo, 2018.
- [30] BALZERT, H. Webdesign & Web-Ergonomie: Websites professionell gestalten. Dortmund: W3L, 2004.
- [31] BARBIER, G., LIU, H. Social network data analytics. US: Springer, 2011, p. 327–352.
- [32] BARKHI, L., WALLACE, L. The Impact of personality Type on Purchasing Decisions in Virtual Stores. // *Information Technology Management*, Vol. 8, 2007, p. 313–330.
- [33] BARRICK, M., MOUNT, M. The Big Five Personality Dimensions and Job Performance: A Meta-Analysis. // *Personnel Psychology*, Vol. 44, 1991.

- [34] BAYLEY, S., FALESSI, D. Optimizing Prediction Intervals by Tuning Random Forest via Meta-Validation, 2018.
- [35] BAYRAM, N., AYDEMIR, M. Decision-making Styles and Personality Traits. // *International Journal of Recent Advances in Organizational Behaviour and Decision Sciences*, Vol. 3, 2017.
- [36] BAUER, R. A. Consumer Behavior as Risk Taking. In: Hancock, R.S. (Ed.), *Dynamic Marketing for a Changing World*. American Marketing Association, Chicago, 1960, p. 389–398.
- [37] BHATNAGAR, A., GHOSE, S. Online Information Search Termination Patterns Across Product Categories and Consumer Demographics. // *Journal of Retailing*, Vol. 80, 2004, p. 221–228.
- [38] BEINS, B. *Research Methods: A Tool for Life*. 2nd edition, Ithaca College, Pearson, 2009.
- [39] BELLENGER, D. N., KARGOANKAR, P. K. Profiling the Recreational Shopper. // *Journal of Retailing*, Vol. 56(3), 1980, p. 77–92.
- [40] BENTE, B. Erfassung und Analyse des Blickverhaltens. *Lehrbuch der Medienpsychologie*. Göttingen, 2004, 298 - 321.
- [41] BIGHIU, G., MANOLICĂ, A., ROMAN, CR., T. Compulsive Buying Behavior on the Internet. // *Procedia Econom-ics and Finance*, Vol. 20, 2015, p. 72–79.
- [42] BLAXTER, L., HUGHES, CH., TIGHT, M. *How to Research*. New York: McGraw-Hill, 1st edition, 2006.
- [43] BLYTHE, J. *Consumer Behaviour*. London: Sage Publications Inc., 2nd edition, 2013.
- [44] BRANDSTATTER, H. Sechzehn Persönlichkeits-Adjektivskalen (16PA) als Forschungsinstrument Anstelle des 16 PF. // *Zeitschrift für Experimentelle und Angewandte Psychologie*, Vol. 35, 1988, 370–391.
- [45] BRASHEAR, T. G., KASHYAP, V., MUSANTE, M. D., DONTU, N. A Six-country Comparison of the Internet Shopper Profile. // *Revista de Ciências da Administração*, Vol. 10 (21), 2008, p. 54–75.
- [46] BREIMAN, L. Random Forests. // *Machine Learning*, Vol. 45, 2001, p. 5–32.
- [47] BREIMAN, L. Statistical Modeling: The Two Cultures (with Comments and a Rejoinder by the Author). // *Statistical Science*, Vol. 16, 2001, p. 199–231.
- [48] BRYMAN, A., BELL, E. *Business Research Method*. Oxford, Oxford University Press, 2nd edition, 2007.

- [49] BROCKHAUS, R. H. Risk Taking Propensity of Entrepreneurs. // *Academy of Management Journal*, Vol. 23(3), 1980, p. 509–520.
- [50] BROWN, MARK, POPE, NIGEL, VOGES, KEVIN. Buying or Browsing? An Exploration of Shopping Orientations and Online Purchase Intention. // *European Journal of Marketing*, Vol. 37(11/12), 2003, p. 1666–1684.
- [51] BOLOGNA, C., DE ROSA, A. C., DE VIVO, A., GAETA, M., SANSONETTI, G., VISERTA, V. Personality-Based Recommendation in E-Commerce. // *Conference: EMPIRE 2013 workshop, 1st Workshop on Emotions and Personality in Personalized Services*, 2018.
- [52] BOLTON, R. N., KANNAN, P. K., BRAMLETT, M. D. Implications of Loyalty Program Membership and Service Experiences for Customer Retention and Value. // *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 28(1), 2000, 95–108.
- [53] BORTZ, J. Statistik für Sozialwissenschaftler. Auflage 5, Berlin, Springer, 1999.
- [54] BOSNJAK, M., GALESIC, M., TUTEN, T. Personality Determinants of Online Shopping: Explaining Online Purchase Intentions Using a Hierarchical Approach. // *Journal of Business Research*, Vol. 60, 2007, p. 597–605.
- [55] BUCHANAN, T., JOHNSON, J. A., GOLDBERG, L. R. Implementing a Five-Factor Personality Inventory for Use on the Internet. // *European Journal of Psychological Assessment*, Vol. 21(2), 2005. p. 115–127.
- [56] BUDIU, R. How Users Decide Where to Go Next. 2020. 10.10.2020 <<https://www.nngroup.com/articles/information-scent/>>
- [57] BÜHL, A. SPSS 14: Einführung in die moderne Datenanalyse. Auflage 10, München, Pearson Studium, 2006.
- [58] BUETTNER, R. Predicting User Behavior in Electronic Markets Based on Personality-mining in Large Online Social Networks. // *Electronic Markets*, Vol. 27(3), 2017, p. 247–265.
- [59] BUTTNER, R. Prädiktive Algorithmen zur Persönlichkeitsprognose auf Basis von Social-Media-Daten, // *PERSONAL quarterly*, 2017, 22–27.
- [60] BURISCH, M. Approaches to Inventory Construction. // *American Psychologist*, Vol. 39, 1984, p. 214–227.
- [61] CAMPS, J., STOUTEN, J., EUWEMA, M. The Relation Between Supervisors' Big Five Personality Traits and Employees' Experiences of Abusive Supervision. // *Frontiers in Psychology*, Vol. 7(112), 2016, p. 1–11.

- [62] CAPUANO, N., D'ANIELLO, G., GAETA, A., MIRANDA, S. A Personality Based Adaptive Approach for Information Systems. // *Computers in Human Behavior*, Vol. 44, 2015, p. 156–165.
- [63] CARDUCCI, G., RIZZO, G., MONTI, D., PALUMBO, E., MORISIO, M. TwitPersonality: Computing Personality Traits from Tweets Using Word Embeddings and Supervised Learning. // *Information*, Vol. 9, 2018.
- [64] CASPI, A., ROBERTS, B. W., SHINER, R. L. Personality Development: Stability and Change. // *Annual Reviews of Psychology*, Vol. 56, 2005, p. 453–484.
- [65] CATTELL, R. B. *The Scientific Analysis of Personality*, Baltimore: Penguin Books, 1965.
- [66] CHAKRABORTY, G., LALA, V., WARREN, D. An Empirical Investigation of Antecedents of B2B Websites Effectiveness. // *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 16, 2002, p. 51–72.
- [67] CHAN, W. Y. Y. *Consumers Repurchase Intention of Luxury Goods: Examining the Relationship Among Status Consumption, Need for Uniqueness, Materialism and Affective Response*. The Hong Kong Polytechnic University, 2015.
- [68] CHAPMAN, C. 15 Common Mistakes in E-Commerce Design. 2009. 10.11.2020 <<https://www.smashingmagazine.com/2009/10/15-common-mistakes-in-e-commerce-design-and-how-to-avoid-them/>>
- [69] CHEUNG, C. M. K., CHAN, G. W. W., LIMAYEM, M. A., CHERRY, K. Critical Review of Online Consumer Behavior: Empirical research. // *Journal of Electronic Commerce in Organizations*, Vol. 3(1), 2005, p. 1–19.
- [70] CLEMENT, J. E-commerce worldwide - Statistics and Facts, Statista, 2020. 10.10.2020 <<https://www.statista.com/topics/871/online-shopping>>
- [71] CONDENÇO, J., GAMA, S., GONÇALVES, D. *ColorCode: Exploring Social and Psychological Dimensions of Color*. MSc dissertation, Universidade de Lisboa - Instituto Superior Técnico, Lisbon, 2018.
- [72] COSTA P. T., MCCRAE, R. R. JR. *Revised NEO Personality Inventory and New Five-Factor Inventory: Professional Manual*. Odessa, Florida: Psychological Assessment Resources, 1992.
- [73] COSTA, P. T., JR., MCCRAE, R. R. *Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI) professional manual*. Odessa, FL: Psychological Assessment Resources, 1992.

- [74] CUMMINGS, J. A., SANDERS, L. Introduction to Psychology. Saskatoon, SK: University of Saskatchewan Open Press, 2019.
- [75] CUNNINGHAM, D., THACH, L., THOMPSON, K. Innovative E-Commerce Site Design: A Conceptual Model to Match Consumer MBTI Dimensions to Website Design. // *Journal of Internet Commerce*, Vol. 6(3), 2008, p. 1–27.
- [76] DAVIS, F. D., BAGOZZI, R. P. & WARSHAW, P. R. User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. // *Management Science*, Vol. 35, 1989, p. 982–1003.
- [77] DE BOER, A., DU TOIT, P., SCHEEPERS, D., BOTHMA, T. J. D. Whole Brain: Learning in Higher Education. Chandos Publishing, 2013.
- [78] DECARLO, M. Scientific Inquiry in Social Work. Open Social Work Education. 2018. 20.09.2020 <<https://openlibrary-repo.ecampusontario.ca/jspui/bitstream/123456789/550/8/Scientific-Inquiry-in-Social-Work-1549383798.html#chapter-62-section-1>>
- [79] DENIZ E. M. An Investigation Of Decision Making Styles and The Five-Factor Personality Traits With Respect To Attachment Styles. // *Educational Sciences: Theory & Practice*, Vol. 11(1), 2011, p. 105–113.
- [80] DERI, L., ARMENSKI, T., TESANOVIC, D., BRADIĆ, M., VUKOSAV, S. Consumer Behaviour: Influence of Place of Residence on the Decision-making Process When Choosing a Tourist Destination. // *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, Vol. 27(1), 2014, p. 267–279.
- [81] DOBRE, C., MILOVAN-CIUTA, A.-M. Personality Influences on Online Stores Customer Behavior. // *Ecoforum*, Vol. 4, 2015.
- [82] DONTU, N., GARCIA, A. The Internet shopper. // *Journal of Advertising Research*, Vol. 39(3), 1999, p. 52-58.
- [83] DONTU, N., GILLILAND, D. The Infomercial Shopper. // *Journal of Advertising Research*, Vol. 36, 1996, p. 69–76.
- [84] DURSUN, T. Process to Create a Brand Personality and a Study on Brand Personality. // *Marmara İletişim Dergisi*, Vol. 14, 2009.
- [85] ENOS, F., BENUS, S., CAUTIN, R. L., GRACIARENA, M., HIRSCHBERG, J., SHRIBERG, E. Personality Factors in Human Deception Detection: Comparing Human to Machine Performance. Interspeech, 2006.
- [86] EULER, T. Online Retail and the Attention Economy. 2017. 10.11.2020 <<https://attentionecono.me/online-retail-and-the-attention-economy-5ef050451e1>>

- [87] EYSENCK, H.J. A Model for Personality. New York: Springer Verlag, 1981.
- [88] EYSENCK, H. J. Dimensions of Personality. London: Methuen, 1947.
- [89] FAN, H., POOLE, M. S. What is Personalization? Perspectives on the Design and Implementation of Personalization in Information Systems. // *Journal of Organizing, Computing and Electronic Commerce*, Vol. 16(3/4), 2006, p. 179–202.
- [90] FARAG, S., KRIZEK, K. J., DIJST, M. Exploring the Use of E-shopping and Its Impact on Personal Travel Behaviour in the Netherlands. // *Transportation Research Record*, Vol.18, 2003, p. 47–54.
- [91] FARKAS, D., OROSZ, G. The Link between Ego-resiliency and Changes in Big Five Traits after Decision-making: The Case of Extraversion. // *Personality and Individual Differences*, Vol. 55(4), 2013, p. 440–445.
- [92] FERWERDA, B., YANG, E., SCHEDL, M., TKALCIC, M. Personality Traits Predict Music Taxonomy Preferences. // *33rd Annual ACM Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 2015.
- [93] FERWERDA, B., TKALCIC, M. Predicting Users' Personality from Instagram Pictures: Using Visual and/or Content Features? // *Conference UMAP*, 2018.
- [94] FLANAGIN, A. J., METZGER, M. J., PURE, R., MARKOV, A. Mitigating Risk in Ecommerce Transactions: Perceptions of Information Credibility and the Role of User-generated Ratings in Product Quality and Purchase Intention. // *Electronic Commerce Research*, Vol. 14, 2014, p. 1–23.
- [95] FREUD, S. Three Essays on the Theory of Sexuality. 1905. 24.08.2020 //< [https : //www.sas.upenn.edu/ cavitch/pdf - library/FreudsEThreeEssayscomplete.pdf](https://www.sas.upenn.edu/cavitch/pdf-library/FreudsEThreeEssayscomplete.pdf)>
- [96] FRIEDMAN, H., SCHUSTACK, M. Personality: Classic Theories and Modern Research. 6th ed., Pearson Education Inc., 2016. ISBN 978-0-205-99793-0.
- [97] FOGEL, J., ZACHARIAH, S. Intentions to Use the Yelp Review Website and Purchase Behavior After Reading Reviews. // *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, Vol. 12, 2017, p. 53–67.
- [98] FORNELL, C. A National Satisfaction Barometer: The Swedish Experience. // *Journal of Marketing*, Vol. 56, 1992. p. 6–21.
- [99] FUNDER, D. The Personality Puzzle. WW Norton & Company, New York, 2010.

- [100] GAJOS, K. Z., CHAUNCEY, K. The Influence of Personality Traits and Cognitive Load on the Use of Adaptive User Interfaces. // *Proceedings of the 22nd International Conference on Intelligent User Interfaces IUI'17*, 2017.
- [101] GASSER, C. E., LARSON, L. M., BORGES, F. H. Contributions of Personality and Interests to Explaining the Educational Aspirations of College Students. // *Journal of Career Assessment*, Vol. 12, 2004, p. 347–365.
- [102] GIBLER, K. M., NELSON, S. L. Consumer Behaviour Applications to Real Estate Education. // *Journal of Real Estate Practice and Education*, Vol. 6(1), 2003, p. 63–89.
- [103] GIBNEY, E. The Scant Science Behind Cambridge Analytica's Controversial Marketing Techniques. 2018. 15.08.2020 <<https://www.nature.com/articles/d41586-018-03880-4>>
- [104] HALL, P., GILL, N. An Introduction to Machine Learning Interpretability. An Applied Perspective on Fairness, Accountability, Transparency, and Explainable AI. 2nd ed., Sebastopo, O'Reilly Media, 2019.
- [105] GOLBECK, J., ROBLES, C., TURNER, K. Predicting Personality with Social Media. // *ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2011, p. 253–262.
- [106] GOLDBERG, L. R. A Scientific Collaboratory for the Development of Advanced Measures of Personality Traits and Other Individual Differences, In L. R. Goldberg (Chair). The International Personality Item Pool and the Future of Public-Domain Personality Measures. // *Presidential Symposium at the sixth annual meeting of the Association for Research in Personality*, 2005.
- [107] GOLDBERG, L. R. Language and Individual Differences: The Search for Universals in Personality Lexicons, In L. Wheeler (Ed.), Beverly Hills, CA: Sage. // *Review of Personality and Social Psychology*, Vol. 2, 1981, p. 141–165.
- [108] GOLDBERG, L. The Structure of Phenotypic Personality Traits. // *American Psychologist*, Vol. 48(1), 1993, p. 26–34.
- [109] GOLDBERG, L. R., JOHNSON, J. A., EBER, H. W., HOGAN, R., ASHTON, M. C., CLONINGER, C. R., GOUGH, H. C. The International Personality Item Pool and the Future of Public-Domain Personality Measures. // *Journal of Research in Personality*, Vol. 40, 2006, p. 84–96.
- [110] GOLDSMITH, R., FLYNN, AND KIM, D. Status Consumption and Price Sensitivity. // *The Journal of Marketing Theory and Practice*, Vol. 18(4), 2010, p. 323–338.

- [111] GORDON, K. Principles of Visual Design in UX, NN/g Nielsen Norman Group. 2020. 10.09.2020 < <https://www.nngroup.com/articles/principles-visual-design/>>
- [112] GOSLING, S. D., MASON, W. Internet research in psychology. // *Annual Review of Psychology*, Vol. 66(1), 2015, p. 877–902.
- [113] GOSLING, S. D., RENTFROW, P. J., SWANN, W. B. A Very Brief Measure of the Big-five Personality Domains. // *Journal of Research in Personality*, Vol. 37(6), 2003, p. 504–528.
- [114] GOSLING, S. D., AUGUSTINE, A. A., VAZIRE, S., HOLTZMAN, N., GADDIS, S. Manifestations of Personality in Online Social Networks: Self-reported Facebook-related Behaviors and Observable Profile Information. // *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, Vol. 14(9), 2011, p. 483–488.
- [115] GRAY, D., *Doing Research in the Real World*, Thousand Oaks, CA: SAGE Publications, 3rd edition, 2014.
- [116] GREENBERG, S., WITTEN, I. H. Adaptive Personalized Interfaces'a Question of Viability. // *Behaviour & Information Technology*, Vol. 4, 1985, p. 31–45.
- [117] GUIDO, G., CAPESTRO, M., & PELUSO, A. M. Experimental Analysis of Consumer Stimulation and Motivational States in Shopping Experiences. // *International Journal of Market Research*, Vol. 49(3), 2007, p. 365–386.
- [118] GOHARY, A., HANZAEI, K. H. Personality Traits as Predictors of Shopping Motivations and Behaviors-A Canonical Correlation Analysis. // *Arab Economics and Business Journal*, Vol. 9, 2014, p. 166–174.
- [119] GOVERS, P. C., SCHOORMANS, J. P. Product Personality and Its Influence on Consumer Preference. // *Journal of Consumer Marketing*, Vol. 22(4), 2005, p. 189–197.
- [120] HASE, H. D., GOLDBERG, L. R. Comparative Validity of Different Strategies of Constructing Personality Inventory Scales. // *Psychological Bulletin*, Vol. 67, 1967, p. 231–248.
- [121] HASTIE, R., DAWES, R. M. Hastie, R., Dawes, R. M., *Rational Choice in an Uncertain World: The Psychology of Judgment and Decision Making*, Thousand Oaks, CA: Sage, 2nd edition, 2010.
- [122] HO, C., WU, W. Antecedents of Customer Satisfaction on the Internet: An Empirical Study of Online Shopping. // *Proceedings of the 32nd Hawaii International Conference on System Sciences*, 1999.



- [123] HOLLAND, J. L. Making Vocational Choices: A theory of Vocational Personalities and Work Environments. Odessa, FL: Psychological Assessment Resources, 3rd edition, 1997.
- [124] HUANG, M.-H. Information Load: Its Relationship to Online Exploratory and Shopping Behavior. // *International Journal of Information Management*, Vol. 20, 2000, p. 337–347.
- [125] HURWITZ, J., KIRSCH, D. Machine Learning For Dummies. IBM Limited edition. Hoboken, John Wiley & Sons, Inc, 2018.
- [126] IBM. Personality Insights. 2020. 12.11.2020 <<https://www.ibm.com/watson/services/personality-insights/>>
- [127] IOANNIDIS, J. P., TARONE, R., MCLAUGHLIN, J. K. The False-positive to False-negative Ratio in Epidemiologic Studies. // *Epidemiology*, Vol. 24, 2011, p. 450–456.
- [128] ISO. ISO 9241-11:2018. Ergonomics of human-system interaction — Part 11: Usability: Definitions and concepts. 20.09.2020 <<https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:9241:-11:ed-2:v1:en>>
- [129] JACKSON, L. Persönlichkeit und Nutzung von Informations- und Kommunikationsmöglichkeiten im Internet: Ergebnisse aus dem HomeNetToo Projekt. // *Internet und Persönlichkeit: Differentiell-psychologische und diagnostische Aspekte der Internetnutzung*. Göttingen, Hogrefe, 2005, 93–105.
- [130] JUDGE, A. The Complete Guide to Linear Regression Analysis. 2020. 10.12.2020 <<https://towardsdatascience.com/the-complete-guide-to-linear-regression-analysis-38a421a89dc2>>
- [131] JOHN, O. P., DONAHUE, E. M., KENTLE, R. L. The Big-Five Inventory-Version 4a and 54. Berkeley, CA: Berkeley Institute of Personality and Social Research, University of California, 1991.
- [132] JOHN, O. P., SRIVASTAVA, S. The Big-Five Trait Taxonomy: History, Measurement, and Theoretical Perspectives. // *Handbook of Personality: Theory and Research*, New York: Guilford Press, Vol. 2, 1999, p. 102–138.
- [133] JUDE, N., HARTIG, J., RAUCH, W. Erfassung von Persönlichkeitsmerkmalen im Internet und deren Bedeutung bei computer-vermittelter Kommunikation. // *Internet und Persönlichkeit: Differentiell-psychologische und diagnostische Aspekte der Internetnutzung*. Göttingen, Hofrege, 2005, 119–133.
- [134] KAHNEMAN D., TVERSKY A. Subjective Probability: A Judgment of Representativeness. // *Cognitive Psychology*, Vol. 3, 1972, p. 430–454.

- [135] KALBACH, J. Von Usability überzeugen. // *Usability praktisch umsetzen*), München, Hanser, 2003, 8–25.
- [136] KAPTEIN, M., MARKOPOULOS, P., DE RUYTER, B., AARTS, E. Personalised Persuasion in Ambient Intelligence. // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, Vol. 1(1), 2010, p. 43–56.
- [137] KARIMI, K., PAPAMICHAIL, N., HOLLAND C. P. The effect of prior knowledge and decision-making style on the online purchase decision-making process: A typology of consumer shopping behaviour. // *Decision Support Systems*, Vol. 77, 2015, p. 137-147.
- [138] KARL, K., PELUCHETTE, J., HALL, L. Give Them Something to Smile about: A Marketing-oriented Approach to Volunteer Recruitment and Retention. // *Proceedings of the Association of Collegiate Marketing Educators*, San Diego, CA, 2007.
- [139] KARSVALL, A. Personality Preferences in Graphical Interface Design. // *Conference: Proceedings of the Second Nordic Conference on Human-Computer Interaction 2002*, Aarhus, Denmark, 2002, p. 217–218.
- [140] KASSARJIAN, H. H. Personality and Consumer Behavior: A review. // *Journal of Marketing Research*, Vol. 8(4), 1971, p. 409–418.
- [141] KATAWETAWARAKS, C., WANG, WANG, C. L. Online Shopper Behavior: Influences of Online Shopping Decision. // *Asian Journal of Business Research*, Vol. 1(2), 2011.
- [142] KAZEMINIA, A., KAEDI, M., GANJI, B. Personality-based personalization of online store features using genetic programming: Analysis and experiment. // *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, Vol. 14(1), 2019, p. 16-29.
- [143] КЕТИРОВ, Р., КОСТАДИНОВ, Г., ПЕТРОВ, П., ЗАНКИНСКИ, И. Genetic Algorithm Based Formula Generation for Curve Fitting in Time Series Forecasting Implemented as Mobile Distributed Computing. // *High-Performance Computing (HPC)*, Borovets, Bulgaria, 2019. Published in: *Studies in Computational Intelligence*, 2021. DOI : 10.1007/978 – 3 – 030 – 55347 – 04.
- [144] КЕТИРОВ, Р., КОСТАДИНОВ, Г., ПЕТРОВ, П., ЗАНКИНСКИ, И., БАЛАБАНОВ, Т. Human-Computer Mobile Distributed Computing for Time Series Forecasting. // *Communications in Computer and Information Science (CCIS)*, Springer, 2019, p. 508–509. DOI : 10.1007/978 – 3 – 030 – 36625 – 440.

- [145] KHAN, I. A., BRINKMAN, W.-P., FINE, N., HIERONS, R. M. Measuring Personality from Keyboard and Mouse Use. // *15th European Conference on Cognitive Ergonomics: The Ergonomics of Cool Interaction*, 2008.
- [146] KJELL, J., KUHN, M. Applied Predictive Modeling. New York, Springer, 2016.
- [147] KOKLIC, M., VIDA, I. A Strategic Household Purchase: Consumer House Buying Behaviour. // *Managing Global Transitions*, Vol. 7(1), 2009, p. 75–96.
- [148] KOMISIN, M., GUINN, C. Identifying personality types using document classification methods. // *In Proceedings of the 25th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, Marco Island, FL, USA*, 23–25 May 2012, p. 232–237.
- [149] KOSINSKI, M., BACHRACH, Y., KOHLI, P., STILLWELL, D., GRAEPEL, T. Manifestations of User Personality in Website Choice and Behaviour on Online Social Networks. // *Machine Learning*, Vol. 95, 2014, p. 357–380.
- [150] KOSINSKI, M., STILLWELLA, D., GRAEPEL, T. Private Traits and Attributes are Predictable from Digital Records of Human Behavior. // *PNAS*, Vol. 110(15), 2013.
- [151] KOSINSKI, M., BACHRACH, Y., KOHLI, P., STILLWELL, D., GRAEPEL, T. Manifestations of User Personality in Website Choice and Behavior on Online Social Networks. // *Machine Learning*, Vol. 95, 2014, p. 357–380.
- [152] KOTHARI, C. Research Methodology. Methods and Techniques. New-Delhi: New Age International Publishers, 2nd edition, 2004.
- [153] KÖTLER, P. Marketing Management. New Jersey, Prentice Hall, 1995.
- [154] KÖTLER, P., ARMSTRONG, G. Principles of Marketing. New Jersey, Prentice Hall, 9th edition, 2010.
- [155] KÖTLER, P., KELLER, K. Marketing Management. New Delhi: Prentice-Hall, 12th edition, 2006.
- [156] KWON, K., KIM, C. How to Design Personalization in a Context of Customer Retention: Who Personalizes What and to What Extent? // *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol. 11, 2012, p. 101–116.
- [157] KPMG. The Truth about Online Consumers, Global Online Consumer Report. 2017. 13.10.2020 <<https://home.kpmg/xx/en/home/insights/2017/01/the-truth-about-online-consumers.html>>
- [158] KUBAT, M. An Introduction to Machine Learning. eBook, Springer, 2017.

- [159] KUHN, M., JOHNSON, K. Applied Predictive Modeling. eBook, Springer, 5th edition, 2016.
- [160] KUMAR, N., LANG, K., PENG, Q. Consumer Search Behavior in Online Shopping Environments. // *38th Hawaii International Conference on System Sciences*, 2005.
- [161] KWON, K., KIM, C. How to Design Personalization in a Context of Customer Retention: Who Personalizes What and to What Extent? // *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol. 11, 2012, p. 101–116.
- [162] LANGTANGEN, H. P. A Primer on Scientific Programming with Python. Springer, 5th edition, 2016.
- [163] LAUDON, K. C., TRAVER, C. G. E-Commerce Business. Prentice Hall, New Jersey, 5th edition, 2009.
- [164] LAWRENCE, D. L. A., CHARLES SELVARAJ, J. User Interface Design for Effective E-learning Based on Personality Traits, *International Journal of Computer Applications*, Vol. 61, 2013, p. 28–32.
- [165] LEE, K. D., HUBBARD, S. Data Structures and Algorithms with Python. Springer, Decorah, IA, 2015.
- [166] LENT, R. W., BROWN, S. D., HACKETT, G. Toward a Unifying Social Cognitive Theory of Career and Academic Interest, Choice, and Performance. // *Journal of Vocational Behavior*, Vol. 45, 1994, p. 79–122.
- [167] LEWIS, C. D. Industrial and Business Forecasting Methods : A Practical Guide to Exponential Smoothing and Curve Fitting. Butterworth Scientific, London, 1982.
- [168] LIMA, ANA CAROLINA E. S., DE CASTRO, L. N. A Multi-label, Semi-supervised Classification Approach Applied to Personality Prediction in Social Media. // *Neural Networks*, Vol. 58, 2014, p. 122–130.
- [169] LOUPPE, G. Understanding Random Forest. From Theory to Practice. Phd Dissertation, University of Liège, Faculty of Applied Sciences, Liège, 2015.
- [170] MAHLKE, S. Studying User Experience with Digital Audio Players. // *Conference: Entertainment Computing - ICEC 2006, 5th International Conference*, Cambridge, UK, September 20–22, 2006.
- [171] MAŁECKI, K., WĄTRÓBSKI, J. The Classification of Internet Shop Customers based on the Cluster Analysis and Graph Cellular Automata. // *Procedia Computer Science*, Vol. 112, 2017, p. 2280–2289.

- [172] MANN, L., RADFORD, M., BURNETT, P., FORD, S., BOND, M., LEUNG, K., NAKAMURA, H., VAUGHAN, G., YANG, K. Cross-Cultural Differences in Self-reported Decision-Making Style and Confidence. // *International Journal of Psychology*, Vol. 33(5), 1998, p. 325–335.
- [173] MATTHEWS, G., DEARY, I. J., WHITEMAN, M. C. *Personality Traits*. Cambridge University Press, 2nd ed., 2003.
- [174] MAX-PLANCK-GESELLSCHAFT. Risikobereitschaft ist ein relativ stabiles Persönlichkeitsmerkmal. 2017. 18.12.2020 <<https://www.mpg.de/11679764/risikoquotient>>
- [175] MBTI FOUNDATION MBTI Basics. 2020. 10.08.2020 <<https://www.myersbriggs.org/my-mbti-personality-type/mbti-basics/home.htm?bhcp=1>>
- [176] MCCLELLAND, D. C., KOESTNER, R., WEINBERGER, J. How do Self-attributed and Implicit Motives Differ? // *Psychological Review*, Vol. 96, 1989, p. 690–702.
- [177] MCCRAE, R. R., & JOHN, O. P. An introduction to the five-factor model and its applications. // *Journal of Personality*, 60(2), 175–215, 1992.
- [178] MCCRAE, R. R., & JOHN, O. P. Validation of the Five-Factor Model of Personality Across Instruments and Observers. // *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 52(1), 1987, p. 81–90.
- [179] MCCRAE, R. R., COSTA, P. T. More Reasons to Adopt the Five-Factor Model. // *American Psychologist*, Vol. 44(2), 1989, p. 451–452.
- [180] MCGREGOR, I., MCADAMS, D. P., LITTLE, B. R. Personal Projects, Life Stories, and Happiness: On Being True to Traits. // *Journal of Research in Personality*, Vol. 40, 2006, p. 551–572.
- [181] MCKINLEY, J. C., HATHAWAY, S. R. A multiphasic personality schedule (Minnesota): V. Hysteria, Hypomania, and Psychopathic Deviate. // *Journal of Applied Psychology*, Vol. 28, 1944, p. 153–174.
- [182] MCKNIGHT, D., CHAUDHURY, V., KACMAR, C. The Impact of Initial Consumer Trust on Intentions to Transact with a Web Site: A Trust Building Model. // *Journal of Strategic Information Systems*, Vol. 11(3/4), 2002, p. 297–323.
- [183] MCLEOD, S. Theories of Personality, Simply Psychology. 2017. 31.10.2020 <<https://www.simplypsychology.org/personality-theories.html>>

- [184] MEYER, G. J., KURTZ, J. E. Advancing Personality Assessment Terminology: Time to retire “Objective” and “Projective” as Personality Test Descriptors. // *Journal of Personality Assessment*, Vol. 87, 2006, p. 223–225.
- [185] MIYAZAKI, A., FERNANDEZ, A. Consumer perceptions of privacy and security risks for online Shopping. // *Journal of Consumer Affairs*, Vol. 35, 2001, p. 27–44.
- [186] MISRA, M., KATIYAR, G., DEY, A. K. Consumer Perception and Buyer Behavior for Purchase of Residential Apartments in NCR. // *Int. J. Indian Culture and Business Management*, Vol. 6(1), 2013.
- [187] MOE, W., BUYING. Searching or Browsing: Differentiating Between Online Shoppers Using In-store Navigational Clickstream. // *Journal of consumer psychology*, 2003.
- [188] MOLNAR, CH. Interpretable Machine Learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable. 2021. 09.01.2021. <<https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/>>
- [189] MONSTED, B., MOLLGAARD, A., & MATHIESEN, J. Phonebased metric as a predictor for basic personality traits. // *Journal of Research in Personality*, Vol. 74, 2018, p. 16–22.
- [190] MOORE, K. 7 Best Practices for Effective Ecommerce Customer Service. 2020. 10.11.2020 <<https://www.helpscout.com/blog/ecommerce-customer-service/>>
- [191] MORAN, K. How People Read Online: New and Old Findings. NN/g Nielsen Norman Group. 2020. 12.10.2020 <<https://www.nngroup.com/articles/how-people-read-online/>>
- [192] MOWEN, J. C., SPEARS, N. Understanding Compulsive Buying Among College Students: A Hierarchical Approach. // *Journal of Consumer Psychology*, Vol. 8(4), 1999, p. 407–430.
- [193] MULLINS, J. L. Management and Organisational Behaviour. Prentice Hall Financial Times, New York, 9th edition, 2010.
- [194] MURAT, A. Predicting Consumers’ Behavioral Intentions with Perceptions of Brand Personality: A Study in Cell Phone Markets International. // *Journal of Business and Management*, Vol. 6(6), 2011, p. 102–113.
- [195] MYERS, I., MCCAULLEY, M. Manual: A Guide to the Development and Use of the Myers-Briggs Type Indicator. Palo Alto, CA: Consulting Psychologists, 1985.

- [196] MYERS, I. B., MYERS, P. B. *Gifts Differing: Understanding Personality Type*. Mountain View, CA, Davies-Black Publishing, 1980.
- [197] NAROOI, Z. S., KARAZEE, F. Investigating the Relationship Among Personality Traits, Decision-making Styles, and Attitude to Life (Zahedan Branch of Islamic Azad University as Case study in Iran). // *Mediterranean Journal of Social Sciences*, Vol. 6, 2015.
- [198] NGAI, E. W. T., MOON, K.-L. K., LAM, S. S., CHIN, E. S. K., TAO, S. S. C. Social Media Models, Technologies, and Applications: An Academic Review and Case Study. // *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 115(5), 2015, p. 769–802.
- [199] NIELSEN, J. *Designing Web Usability: The Practice of Simplicity*. New Riders Publishing, Indianapolis, 1999.
- [200] NIELSEN, J. *Designing Web Usability: The Practice of Simplicity*. Thousand Oaks, CA: New Riders, 2000.
- [201] NIELSEN, J. Top 10 Mistakes in Web Design. N NN/g Nielsen Norman Group. 2011. 10.09.2020 <<https://www.nngroup.com/articles/top-10-mistakes-web-design/>>
- [202] NORMAN, D. A. *Emotional Design: Why We Love (or Hate) Everyday Things*. Basic Civitas Books, 2004.
- [203] OLSON, R., NATHAN, B., URBANOWICZ, R. J., MOORE, J. H. Evaluation of a Tree-based Pipeline Optimization Tool for Automating Data Science. // *Proceedings of GECCO 2016, ACM*, New York, 2016, p. 485–492.
- [204] ONU, A. J. C. Assessing the Relationship between Personality Factors and Consumer Buying Behavior in South Eastern Nigeria. // *International Journal of Business and Social Science*, Vol. 5, 2014.
- [205] ORACLE. ATG Personalization Guide for Business Users. How to Win Online: Advanced Personalization in E-Commerce. An Oracle white paper. 2011. 24.10.2020 <<https://www.yumpu.com/en/document/read/3365044/advanced-personalization-in-e-commerce-how-to-win-oracle>>
- [206] ORLIKOWSKI, J., BAROUDI, J. Studying Information Technology in Organizations: Research Approaches and Assumptions. // *Information Systems Research*, Vol. 2, 1991, p. 1–28.
- [207] ORRU, G., MONARO, M., CONVERSANO, C., GEMIGNANI, A., SERTORI, G. Machine Learning in Psychometrics and Psychological Research. // *Front. Psychol.*, Vol. 10, 2020. DOI: 10.3389/fpsyg.2019.02970.

- [208] OTHMAN, R. EL., HALLIT, R., OBEID, S., HALLIT, S. Personality Traits, Emotional Intelligence and Decision-making Styles in Lebanese Universities Medical Students. // *BMC Psychology*, Vol. 8, 2020.
- [209] OYIBO, K., ORJI, R., VASSILEVA, J. The Influence of Personality on Mobile Web Credibility. // *Conference: User Modelling, Adaptation and Personalization*, Bratislava, 2017.
- [210] PARK, G., SCHWARTZ, A., JOHANNES C., EICHSTAEDT, J. C. ET AL. Automatic Personality Assessment Through Social Media Language. // *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 108(6), 2014.
- [211] PAPATLA, P. Do Online Shopping Styles Affect Preferred Site Attributes? An Empirical Investigation and Retailing Implications. // *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 18, 2011, p. 362–369.
- [212] PAUNONEN, S. V., ASHTON, M. S. Big Five Factors and Facets and the Prediction of Behavior. // *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 81, 2001, p. 524–539.
- [213] PEDREGOSA, F., VAROQUAUX, G., GRAMFORT, A., MICHEL, V., THIRION, B., GRISEL, O. ET AL. Scikit-learn: Machine Learning in Python. // *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 12, 2011, p. 2825–2830.
- [214] PETROV, P., KOSTADINOV, G., ZHIVKOV, P., VELICHKOVA, V., BALABANOV, T. Approximated Sequences Reconstruction with Genetic Algorithm. // *International Scientific Conference UNITECH*, Gabrovo, 20-21.11.2020.
- [215] POCHIRAJU, B., KOLLIPARA, H. S. S. Essentials of Business Analytics. An Introduction to the Methodology and its Applications. Chapter 7 - Statistical Methods: Regression Analysis. // *International Series in Operations Research & Management Science*, Vol. 264, Springer, 2019.
- [216] POWER, R. A., PLUESS, M. Heritability Estimates of the Big Five Personality Traits Based on Common Genetic Variants. // *Translational Psychiatry*, Vol. 5(7), 2015.
- [217] SAIDUR RAHAMAN, H. M. Personality And Decision Making Styles Of University Students. // *Journal of the Indian Academy of Applied Psychology*, Vol. 40(1), 2014, p. 138–144.
- [218] REHADI, A., WIRYONOA, S., KOESRINDERTOTOA, SYAMWILB, I. Relationship between Consumer Preferences and Value Propositions: A Study of Residential Product. // *Social and Behavioural Sciences*, Vol. 50, 2012, p. 865–874.



- [219] REILLY, F. K., BROWN, K. C. Influence of Personality, Shopper type and Social Support on the Consumers' Need for Status and Continuance Intention in E-commerce. South-Western College Publications, 7th edition, 2002.
- [220] RENNER, K. -H., SCHÜTZ, A., MACHILEK, F. Internet und Persönlichkeit: Differentiell-psychologische und diagnostische Aspekte der Internetnutzung. Göttingen, Hogrefe, 2005.
- [221] RIAZ, M. N., RIAZ, M. A., BATOOL, N. Personality Types as Predictors of Decision Making Styles. // *Journal of Behavioural Sciences*, Vol. 22(2), 2012, p. 100–114.
- [222] RIEMANN, R., ANGLEITNER, A., STRELAU, J. Genetic and Environmental Influences on Personality: A Study of Twins Reared Together Using the Self- and Peer Report NEO-FFI Scales. // *Journal of Personality*, Vol. 65(3), 1997, p. 449–475.
- [223] ROBERTS, B. W., KUNCEL, N. R., SHINER, R., CASPI A., GOLDBERG, L. R. The Power of Personality: The Comparative Validity of Personality Traits, Socioeconomic Status, and Cognitive Ability for Predicting Important Life Outcomes. // *Perspectives on Psychological Science*, Vol. 2, 2007, p. 313–345.
- [224] ROHM, A. J., SWAMINATHAN, V. A Typology of Online Shoppers Based on Shopping Motivations. // *Journal of Business Research*, Vol. 57(7), 2004, p. 748–757.
- [225] ROTHKOPF, B. Die Persönlichkeit als Erklärungsansatz interindividueller Unterschiede im Anlegerverhalten an der Börse. Dissertaion, Technischen Hochschule Aachen, 2003.
- [226] SALAZAR, K. How to Display Taxes, Fees, and Shipping Charges on Ecommerce Sites. 2018. 10.11.2020 <<https://www.nngroup.com/articles/ecommerce-taxes-fees/>>
- [227] SANAYEI, A., BAZARGAN, N. A., ANSARI, A. The Impact of Introversion/Extroversion on Online Shopping Intention (Case Study: Computer and Cell Phone Accessories). // *10th International Conference on eCommerce in Developing Countries: with Focus on e-Tourism (ECDC)*, Tehran, Iran, 2016, p. 1–7.
- [228] SARKER, S., BOSE, T. K., PALIT, M., HAQUE, E. Influence of Personality in Buying Consumer Goods-a Comparative Study Between Neo-Freudian Theories and Trait Theory Based on Khulna Region. // *International Journal of Business and Economics Research*, Vol. 2(3), 2013, p. 41–58.

- [229] SAUNDERS, M., LEWIS, P., THORNHILL, A. Research Methods for Business Students. Harlow: FT/ Prentice Hall, 5th edition, 2009.
- [230] SCALEFAST. How eCommerce Has Changed Customer Behavior. 2020. 10.11.2020 <<https://www.scalefast.com/blog/customer-behavior/>>
- [231] SCHMITT, D., P., ALLIK, J., MCCRAE, R., R., BENET-MARTÍNEZ, V. The Geographic Distribution of Big Five Personality Traits: Patterns and Profiles of Human Self-Description Across 56 Nations. // *Journal of Cross-Cultural Psychology*, Vol. 38(2), 2007, p. 173–212.
- [232] SCHNEEWIND, K. A., SCHRÖDER, G., CATTELL, R. B. Der 16-Persönlichkeits-Faktoren-Test (16 PF). Bern: Huber, 1983.
- [233] SCHOEDEL, R., PARGENT, F., AU, Q., VÖLKEL, S. T., SCHUWERK, T., BÜHNER, M., & STACHL, C. To Challenge the Morning Lark and the Night Owl: Using Smartphone Sensing Data to Investigate Day–Night Behaviour Patterns. // *European Journal of Personality*, Vol. 34(2), 2020.
- [234] SCOTT, S. G., BRUCE, R. A. Decision-making Style: The Development and Assessment of a New Measure. // *Educational and Psychological Measurement*, Vol. 55(5), 1995, p. 818–831.
- [235] SEGMENT. The 2017 State of Personalization Report. 2017. 12.11.2020 <<http://grow.segment.com/Segment-2017-Personalization-Report.pdf>>
- [236] SHERWIN, K. UX Guidelines for Ecommerce Product Pages. 2019. 10.11.2020 <<https://www.nngroup.com/articles/ecommerce-product-pages/>>
- [237] SMIGIEL, D. Theories of Personalities: Everything you need to know, CogniFit. Mental, physical health and neuroscience. 2018. 15.10.2020 <<https://blog.cognifit.com/theories-of-personalities/>>
- [238] SITA, M. Consumer Attitude Towards Online Shopping for Clothing. // *The ICFAI Journal of Marketing Management*, Vol. 6 (1), 2007, p. 32–40.
- [239] SMARTINSIGHTS. Are you using all the different types of online personalisation? 2015. 10.11.2020 <<https://www.smartinsights.com/ecommerce/web-personalisation/types-ecommerce-personalisation/>>
- [240] SOURI, AL., HOSSEINPOUR, SH., RAHMANI, A., M. Personality Classification based on Profiles of Social Networks Users and the Five Factor Model of Personality. // *Human Centric Computing and Information Sciences*, 2018.

- [241] SPICER, D. P., SADLER-SMITH, E. An Examination Of The General Decision-Making Style Questionnaire in Two UK Samples. // *Journal of Managerial Psychology*, Vol. 20(2), 2005, p. 137–149.
- [242] STACHL, C., PARGENT, F., HILBERT, S., HARARI, G., SCHOEDEL, R., VAID, S., GOSLING, S., BÜHNER, M. Personality Research and Assessment in the Era of Machine Learning. // *European Journal of Personality*, Vol. 34, 2020, p. 613–631.
- [243] STANGL, W. Eigenschaften - Situationen - Verhaltensweisen - ESV: Eine Ökonomische Ratingsform des 16PF. // *Zeitschrift für Experimentelle und Angewandte Psychologie*, Vol. 36, 1989, p. 665–671.
- [244] STANGL, W. Personality and the Structure of Resource Preferences. // *Journal of Economic Psychology*, Vol. 14(1), 1993, p. 1–15.
- [245] STATISTA. Eurostat Statistics Explained, E-commerce statistics for individuals. 2020. 12.11.2020 <[https : //ec.europa.eu/eurostat/statistics – explained/index.php/E – commerce\\_statistics\\_for\\_individuals](https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/E-commerce_statistics_for_individuals)>
- [246] STATISTA. Eurostat Statistics Explained, Retail E-commerce sales worldwide from 2014 to 2023. 2020. 02.11.2020 <[https : //www.statista.com/statistics/379046/worldwide – retail – e – commerce – sales/](https://www.statista.com/statistics/379046/worldwide-retail-e-commerce-sales/)>
- [247] STONE, G. P. City Shoppers and Urban Identification: Observations on the Social Psychology of City Life. // *American Journal of Sociology*, Vol. 60, 1954, p. 36–45.
- [248] SOLOMON, M., BAMOSSY, G., ASKEGAARD, S., HOGG, M. Consumer Behaviour: A European Perspective. New Jersey: Prentice Hall, 4th edition, 2010.
- [249] SOTO, C. J., JOHN, O. P. Development of Big Five Domains and Facets in Adulthood: Mean-Level Age Trends and Broadly Versus Narrowly Acting Mechanisms. // *Journal of Personality*, Vol. 80(4), 2012, p. 881–914.
- [250] SU, K.-W., CHEN, C.-J., SHUE, L. Y. Implication of Cognitive Style in Designing Computer-based Procedure Interface. // *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries*, Vol. 23, 2013, p. 230–242.
- [251] TAMA, B., A., RHEE, K.-H. Detailed Analysis of Classifier Ensembles for Intrusion Detection in Wireless Network. // *Journal of Information Processing Systems*, Vol. 13(5), 2017, p. 1203–1212.

- [252] TATAR, A. Translation of Big-Five Personality Questionnaire into Turkish and Comparing it with Five Factor Personality Inventory Short Form. // *Anatolian Journal of Psychiatry*, Vol. 18(1), 2017, p. 51–61.
- [253] TAYLOR, S., TODD, P. A. Understanding Information Technology Usage: A Test of Competing Models. // *Information Systems Research*, Vol. 6(2), 1995, p. 144–176.
- [254] TSAO, W.-C., CHANG, H.-R. Exploring the Impact of Personality Traits on Online Shopping Behavior. // *African Journal of Business Management*, Vol. 4(9), 2010, p. 1800–1812.
- [255] TOGNAZZINI, B. TOG On Interface. Addison-Wesley Longman Publishing Co., 1992.
- [256] TURBAN, E, OUTLAND, J., KING, D. ET AL. Electronic Commerce 2018. A Managerial and Social Networks Perspective. eBook, Springer, 2018.
- [257] TURKYILMAZA, C. A., ERDEMA, S., USLU, A. The Effects of Personality Traits and Website Quality on Online Impulse Buying. // *Social and Behavioral Sciences*, Vol. 175, 2015, p. 98–105.
- [258] USAKLI, H. A Study on Personality Traits and Shopping Online. // *Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Przyrodniczo-Humanistycznego w Siedlcach*, Vol. 121, Seria: Administracja i Zarządzanie, Vol. 48, 2019.
- [259] VINCIARELLI, A., MOHAMMADI, G. A Survey of Personality Computing. // *IEEE Transactions on Affective Computing*, Vol. 5(3), 2014, p. 273–291.
- [260] VOLLRATH, M., TORGERSEN, S. Who Takes Health Risks? A Probe into Eight Personality Types. // *Personality and Individual Differences*, Vol. 32(7), 2002, p. 1185–1197.
- [261] WAN, D., ZHANG, C., WU, M., AN, Z. Personality prediction based on all characters of user social media information. // *Proceedings of the Chinese National Conference on Social Media Processing, Beijing, China, 1–2 November 2014*, p. 220–230.
- [262] WANG, C. M., XU, B. B., ZHANG. S. J., CHEN, Y. Q. Influence of personality and risk propensity on risk perception of Chinese construction project managers. // *International Journal of Project Management*, Vol. 34, 2016, p.1294–1304.
- [263] WANG, W., HARARI, G. M., WANG, R., MÜLLER, S. R., MIRJAFARI, S., MASABA, K., & CAMPBELL, A. T. Sensing behavioral change over time: Using within-person variability features from mobile sensing to predict

- personality traits. // *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 2(3), 2018.
- [264] WASKOM, M. Seaborn: statistical data visualization. 2015. 11.12.2020 <<https://seaborn.pydata.org/index.html>>
- [265] WELLER, J., CESCHI, A., HIRSCH, L., SARTORI, R., COSTANTIN, A. Accounting for Individual Differences in Decision-Making Competence: Personality and Gender Differences. // *Front Psychol.*, Vol. 9, 2018.
- [266] WILLIAMS, S., ZAINUBA, M., JACKSON, R. Determinants of Managerial Risk Perceptions and Intentions. // *Journal of Managerial Psychology*, Vol. 8(2), 2008, p. 59–75.
- [267] WOLFINBARGER, M., GILLY, M. C. Shopping Online for Freedom, Control, and Fun. // *California Management Review*, Vol. 43, 2001, p. 34–55.
- [268] XIAO, B., BENBASAT, I. An Empirical Examination of the Influence of Biased Personalized Product Recommendations on Consumers' Decision-making Outcomes. // *Decision Support Systems*, Vol. 110, 2018, p. 46–57.
- [269] XUE, D., HONG, ZH., GUO, SH., GAO, L., WU, L., ZHENG, J. AND ZHAO, N. Personality Recognition on Social Media with label distribution learning. // *IEEE Access*, Vol. 5, 2017, p. 13478–13488.
- [270] YAMAGATA, S., SUZUKI, A., ANDO, J., ONO, Y., KIJIMA, N., YOSHIMURA, K., JANG, K. Is the Genetic Structure of Human Personality Universal? A Cross-Cultural Twin Study From North America, Europe, and Asia. // *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 90(6), 2006, p. 987–998.
- [271] YUSLIZA, M. Y., RAMAYAH, T. Explaining the Intention to Use Electronic HRM among HR Professionals: Results from a Pilot Study. // *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, Vol. 5(8), 2011, p. 489–497.
- [272] ZANKINSKI, I., KEREMEDCHIEV, D., BLAGOEV, I., KETIPOV, R., KOLEV, K., KOSTADINOV, G., PETROV, P. Recursive brute-force selection operator in genetic algorithms. // *International Scientific Conference UNITECH*, Gabrovo, 15 – 16.11.2019.
- [273] ZÜNIGA, H.G., DIEHL, T., HUBER, B. AND LIU, J. Personality Traits and Social Media Use in 20 Countries: How Personality Relates to Frequency of Social Media Use, Social Media News Use, and Social Media Use for Social Interaction. // *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, Vol. 20(9), 2017, p. 540–552.

## Приложение А - Анкета

### Българска версия

Състои се от кратко представяне на проучването и **4 части с общо 38 въпроса**:

**1-ва част** - Функционалности на електронните магазини (19 въпроса)

**2-ра част** - ТІРІ тест - десет характеристики, определящи личността на отделния индивид (ТІРІ - Ten Item Personality Inventory) (10 въпроса)

**3-та част** - Отбягване на риска (3 въпроса)

**4-та част** - Демографски раздел (6 въпроса)

## Индивидуалност и вземане на решение в интернет

Уважаеми дами и господа,  
Скъпи приятели,

в рамките на докторантурата ми към Българска академия на науките (БАН), докторска програма 'Информатика', провеждам проучване, което цели да изследва връзките между отделните характеристики на индивидуалността на даден индивид и вземането на решение в интернет. Целта е да се развият модели за персонализиране на функционалността в електронната търговия.

Отговарянето на въпросника отнема около 10 минути. Бих искал да подчертая, че личната информация ще бъде използвана само в рамките на това изследване и няма да бъде споделяна с трети страни.

Предварително благодаря за Вашето съдействие!

Румен Кетипов

\* Required

Функционалности на електронните магазини

По отношение на пазаруването в интернет, т.е. когато пазарувам онлайн:

Скала:

1 = Никога    2 = Рядко    3 = Понякога  
4 = Често    5 = Винаги

1. 1. Описанието на продукта ми дава нужната информация, за да мога да взема решение. \*

1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

2. 2. Вместо крайна оценка на продукта, предпочитам подробна такава за отделните критерии. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

3. 3. Чета експертните оценки, те помагат в процеса на вземане на решение. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

4. 4. Чета коментарите на други потребители за съответните артикули. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

5. 5. Проверявам актуалната наличност на продукта, както и времето за доставка, преди да направя покупка. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги



6. 6. Предпочитам да мога да проследя статуса на поръчката в процеса на закупуване и доставка. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

7. 7. Проверявам калкулираната цена за доставка спрямо конкретно избраните от мен артикули. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

8. 8. Предпочитам да разгледам уголемени (детайлни) снимки на продуктите. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

9. 9. Предпочитам да купувам и други подходящи продукти и аксесоари заедно с избрания продукт. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

10. 10. Предпочитам да купувам допълнителни продукти като застраховка и/или удължена гаранция в пакет с избрания продукт. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

11. 11. За да избира най-подходящия за мен продукт, използвам подробен филтър за търсене и категоризация на продуктите. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

12. 12. За да избира между различните продукти, обикновено сравнявам детайлите им. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

13. 13. Използвам различни функции в количката като бързо добавяне на продукт (с един клик) и изчисляване на крайната цена. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

14. 14. Проверявам различните опции за доставка. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

15. 15. Използвам различни възможности за контакт и консултация, за да се уверя в определени характеристики на продукта и продължа процеса на закупуване. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

16. 16. Пиша и коментирам отзиви за продуктите. Те помагат за изясняването на въпроси относно продуктите. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

17. 17. Избягвам да оставям (запазвам) лични данни в онлайн магазините и предпочитам да купувам като гост, без регистрация. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

18. 18. Предпочитам и проверявам за налично безплатно връщане на стоката. За мен това е от съществено значение. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

19. 19. Предпочитам плащане с алтернативни и по-сигурни методи на заплащане (напр. PayPal и др.) и проверявам за наличието на такива. \*

	1	2	3	4	5	
Никога	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Винаги

Десет характеристики, определящи личността на отделния индивид - (TIPI - Ten Item Personality Inventory)

По-долу са изброени някои основни черти, които определят в различна степен личността на отделния индивид.

Моля, изберете съответната оценка (\*легенда) до всяко твърдение отнасящо се до личността Ви, за да посочите степента, до която сте съгласни или не сте с него.

Трябва да оцените степента, до която всяка характеристика се отнася до Вас, дори в случаите, когато една от тях се прилага по-силно от друга.

Скала:

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Умерено несъгласен
- 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен
- 4 = Нито съгласен, нито несъгласен
- 5 = Частично съгласен/ от части съгласен
- 6 = Умерено съгласен
- 7 = Напълно съгласен

20. 1. Определям себе си като екстроверт, ексцентрик, ентузиаст, неспазващ условностите. \*

- 1 = Крайно несъгласен  
 2 = Умерено несъгласен  
 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен  
 4 = Нито съгласен, нито несъгласен  
 5 = Частично съгласен/ от части съгласен  
 6 = Умерено съгласен  
 7 = Напълно съгласен

21. 2. Определям себе си като критик, обичайно неодобряващ, склонен към спорове, противопоставяне и нападки. \*

- 1 = Крайно несъгласен  
 2 = Умерено несъгласен  
 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен  
 4 = Нито съгласен, нито несъгласен  
 5 = Частично съгласен/ от части съгласен  
 6 = Умерено съгласен  
 7 = Напълно съгласен

22. 3. Определям себе си като благонадежден, отговорен, самодисциплиниран. \*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Умерено несъгласен
- 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен
- 4 = Нито съгласен, нито несъгласен
- 5 = Частично съгласен/ от части съгласен
- 6 = Умерено съгласен
- 7 = Напълно съгласен

23. 4. Определям себе си като тревожен, лесно раним, обезпокоителен. \*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Умерено несъгласен
- 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен
- 4 = Нито съгласен, нито несъгласен
- 5 = Частично съгласен/ от части съгласен
- 6 = Умерено съгласен
- 7 = Напълно съгласен

24. 5. Определям себе си като отворен за нови възможности и предложения. \*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Умерено несъгласен
- 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен
- 4 = Нито съгласен, нито несъгласен
- 5 = Частично съгласен/ от части съгласен
- 6 = Умерено съгласен
- 7 = Напълно съгласен

25. 6. Определям себе си като въздържан, предпазлив, скептичен. \*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Умерено несъгласен
- 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен
- 4 = Нито съгласен, нито несъгласен
- 5 = Частично съгласен/ от части съгласен
- 6 = Умерено съгласен
- 7 = Напълно съгласен

26. 7. Определям себе си като състрадателен, съчувстващ, благоразположен.

\*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Умерено несъгласен
- 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен
- 4 = Нито съгласен, нито несъгласен
- 5 = Частично съгласен/ от части съгласен
- 6 = Умерено съгласен
- 7 = Напълно съгласен

27. 8. Определям себе си като неорганизиран, небрежен, хаотичен. \*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Умерено несъгласен
- 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен
- 4 = Нито съгласен, нито несъгласен
- 5 = Частично съгласен/ от части съгласен
- 6 = Умерено съгласен
- 7 = Напълно съгласен



28. 9. Определям себе си като спокоен, емоционално стабилен, трудно загубващ самообладание. \*

- 1 = Крайно несъгласен  
 2 = Умерено несъгласен  
 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен  
 4 = Нито съгласен, нито несъгласен  
 5 = Частично съгласен/ от части съгласен  
 6 = Умерено съгласен  
 7 = Напълно съгласен

29. 10. Определям себе си като традиционалист, конвенционален, следващ общоприетите принципи, норми и поведение. \*

- 1 = Крайно несъгласен  
 2 = Умерено несъгласен  
 3 = Частично несъгласен/ от части несъгласен  
 4 = Нито съгласен, нито несъгласен  
 5 = Частично съгласен/ от части съгласен  
 6 = Умерено съгласен  
 7 = Напълно съгласен

Отбягване  
на риска

Моля, изберете оценка (\*легенда) до всяко твърдение по-долу, за да посочите степента, до колко сте съгласни или не сте с него.

Скала:

- 1 = Крайно несъгласен  
2 = Несъгласен  
3 = Не съм сигурен/ колебая се  
4 = Съгласен  
5 = Абсолютно съгласен

30. 1. По-скоро бих избрал сигурното, отколкото после да съжалявам. \*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Несъгласен
- 3 = Не съм сигурен/ колебая се
- 4 = Съгласен
- 5 = Абсолютно съгласен

31. 2. Искам да съм сигурен преди да закупя нещо. \*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Несъгласен
- 3 = Не съм сигурен/ колебая се
- 4 = Съгласен
- 5 = Абсолютно съгласен

32. 3. Избягвам рисковите неща. \*

- 1 = Крайно несъгласен
- 2 = Несъгласен
- 3 = Не съм сигурен/ колебая се
- 4 = Съгласен
- 5 = Абсолютно съгласен

Демографска част

33. 1. Пол: \*

- Мъжки
- Женски
- Друг

34. 2. Възраст: \*

- от 18 г. до 30 г.
- от 31 г. до 45 г.
- от 46 г. до 60 г.
- от 61 г. до 75 г.
- над 75 г.

35. 3. Образование: \*

- Средно
- Висше

36. 4. Пазарувам онлайн: \*

- Никога
- Рядко
- Понякога
- Често
- Много често

37. 5. Гражданство:

---

38. 6. Държава на постоянно пребиваване за последните 5 години : \*

---

---

This content is neither created nor endorsed by Google.

Google Forms

## **Английска версия**

The english version of the survey includes a brief introduction and **4 sections with a total of 38 questions**:

**Section 1** - Online shops features (19 questions)

**Section 2** - Ten Item Personality Inventory (TIPI) (10 questions)

**Section 3** - Risk Averseness (3 questions)

**Section 4** - Demographic part (6 questions)

## Personality and decision making in internet

Dear Sir/ Madam,  
Dear friends,

as a PhD student in Computer Science at the Bulgarian Academy of Science (BAS), I am required to conduct a primary research as a part of my PhD thesis. The work aims to explore the relationship between human personality and decision making in internet in order develop intelligent models for personalization of the e-commerce website features.

I would be very grateful if you spare 10 minutes of your time and complete the next questionnaire. All information provided will be treated with strict confidence and no personal data will be released to any other party.

Thank you for your time and I look forward to hearing from you soon!

Rumen Ketipov

\* Required

Online shop  
features

In concern of the online shopping, resp. when I buy online:

Scale:

1 = Never ----- 2 = Occasionally ----- 3 = Sometimes ----- 4 =  
Often ----- 5 = Always

1. 1. Product descriptions give me the necessary information to able to make a decision. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

2. 2. Instead of single score, I prefer detailed product ratings. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

3. 3. I read the expert reviews. They are essential in the decision making process. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

4. 4. I read comments which other users have left for different purchases. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

5. 5. I check the product availability as well delivery time before I make a purchase. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

6. 6. I prefer to be able to see where I am in the product purchasing process \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

7. 7. I prefer to see real-time shipping quote estimates . \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

8. 8. I prefer to take a look at detailed product images. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

9. 9. I seek to buy accessories that go along with the product I purchase (accessories and complementary offers, which complement the chosen product). \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always



10. 10. I prefer to buy complementary accessories (like insurance and extended warranty) as a bundle. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

11. 11. In order to be able to choose the right product for me I use product categorization resp. featured product filter. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

12. 12. In order to choose among different products, I compare the product details. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

13. 13. I tend to use different features in the cart like one-click reorder, calculate end price etc. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

14. 14. I normally prefer to check different delivery options. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

15. 15. I tend to use different contact/ support possibilities, in order to ensure myself about certain product features resp. to continue the buying process. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

16. 16. I tend to write and comment product reviews. They help to clarify uncertainties about desired products. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

17. 17. I avoid saving my personal data in web stores, so I usually prefer to buy as a guest. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

18. 18. I prefer to check the free return possibility; it is essential for me. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

19. 19. I normally check for alternative (secure) payment methods like PayPal etc. \*

	1	2	3	4	5	
Never	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Always

Ten Item  
Personality  
Inventory  
(TIPI)

Here are a number of personality traits that may or may not apply to you. Please choose a number next to each statement to indicate the extent to which you agree or disagree with that statement.

You should rate the extent to which the pair of traits applies to you, even if one characteristic applies more strongly than the other. Use the following scale to rate each of the pairs of adjectives.

Scale:

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

20. 1. I see my self as extraverted, enthusiastic. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

21. 2. I see my self as critical, quarrelsome. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

22. 3. I see my self as dependable, self-disciplined. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

23. 4. I see my self as anxious, easily upset. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

24. 5. I see my self as open to new experiences, complex. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

25. 6. I see my self as reserved, quiet. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

26. 7. I see my self as sympathetic, warm \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

27. 8. I see my self as disorganized, careless. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

28. 9. I see my self as calm, emotionally stable. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

29. 10. I see my self as conventional, uncreative. \*

- 1 = Disagree strongly
- 2 = Disagree moderately
- 3 = Disagree a little
- 4 = Neither agree nor disagree
- 5 = Agree a little
- 6 = Agree moderately
- 7 = Agree strongly

Risk  
Averseness

Please choose the extent to which you agree or disagree with the statements below.

Scale:

- 1 = strongly disagree
- 2 = disagree
- 3 = undecided
- 4 = agree
- 5 = strongly agree



30. 1. I would rather be safe than sorry. \*

1 = strongly disagree

2 = disagree

3 = undecided

4 = agree

5 = strongly agree

31. 2. I want to be sure before I purchase anything. \*

1 = strongly disagree

2 = disagree

3 = undecided

4 = agree

5 = strongly agree

32. 3. I avoid risky things. \*

1 = strongly disagree

2 = disagree

3 = undecided

4 = agree

5 = strongly agree

Experience and Demographics

33. 1. Gender: \*

- Male
- Female
- Other

34. 2. Age:

- from 18 till 30
- from 31 till 45
- from 46 till 60
- from 61 till 75
- over 75

35. 3. Education:

- Secondary
- Higher

36. 4. I buy online: \*

- Never
- Seldom
- Sometimes
- Often
- Very often

37. 5. Citizenship:

---

38. 6. Residence for the last 5 years: \*

---

---

This content is neither created nor endorsed by Google.

Google Forms

## Немска версия

Die deutsche Version des Fragebogens beinhaltet eine kurze Vorstellung der Untersuchung und **4 Hauptteile mit insgesamt 38 Fragen:**

**Teil 1** - User-Präferenzen (19 Fragen)

**Teil 2** - Persönlichkeitstest TIPI (Ten Item Personality Inventory) (10 Fragen)

**Teil 3** - Risikovermeidung (3 Fragen)

**Teil 4** - Demografische Fragen (6 Fragen)

## Persönlichkeitstypen und Entscheidungstreffen im Internet

Sehr geehrte Damen und Herren,  
Liebe Freunde,

herzlich willkommen zu dieser Untersuchung, die Im Rahmen meiner Doktorarbeit im Fach Informatik an der Bulgarischen Akademie der Wissenschaften (BAS (EN)) von mir durchgeführt wird. Ziel ist es, den Zusammenhang zwischen den verschiedenen Persönlichkeitstypen und dem Entscheidungstreffen im Internet zu untersuchen, wobei der Zweck ist, diverse Modelle zur Personalisierung der Funktionen im E-Commerce-Bereich zu entwickeln.

Das Beantworten des Fragebogens dauert ca. 10 Minuten. Ich möchte betonen, dass alle persönlichen Daten nur für diese Untersuchung genutzt werden und anonym bleiben.

Vielen Dank für Ihre Unterstützung!

Rumen Ketipov

\* Required

User-  
Präferenzen

Im Bezug auf dem Online-Handel bzw. wenn ich online kaufe:

Skala:

1 = Niemals ----- 2 = Selten ----- 3 = Manchmal ----- 4 = Oft --  
----- 5 = Immer

1. Produktbeschreibungen geben mir die notwendigen Informationen, um eine Entscheidung treffen zu können. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

2. 2. Anstatt einer einfachen Einzelbewertung bevorzuge ich detaillierte Produktbewertungen. \*

1      2      3      4      5

---

Niemals      Immer

---

3. 3. Ich lese die Expertenbewertungen, sie geben mir relevante Informationen im Entscheidungsprozess. \*

1      2      3      4      5

---

Niemals      Immer

---

4. 4. Ich lese die Kommentare anderer Benutzer. \*

1      2      3      4      5

---

Niemals      Immer

---

5. 5. Normalerweise überprüfe ich die Verfügbarkeit sowie die Lieferzeit des Produktes, bevor ich einen Kauf tätige. \*

1      2      3      4      5

---

Niemals      Immer

---

6. 6. Ich bevorzuge eine Visualisierung des Produktkaufprozesses (Buying Workflow). \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

7. 7. Ich überprüfe die Versandkosten in Echtzeit. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

8. 8. Ich bevorzuge detaillierte Bilder der Produkte anzuschauen. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

9. 9. Normalerweise kaufe ich gleich Zubehör, das zum von mir ausgewählten Produkt passt. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

10. 10. Ich bevorzuge ergänzendes Zubehör (wie z.B. Produktversicherung und/ oder verlängerte Garantie) als ein Bündel zu kaufen. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

11. 11. Um das richtige Produkt für mich auswählen zu können, verwende ich eine detaillierte Produktsuche bzw. -kategorisierung. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

12. 12. Um zwischen verschiedenen Produkten auswählen zu können, vergleiche ich die Produktdetails. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer



13. 13. Um meinen Kauf sicher abzuschließen, verwende ich bestimmte Funktionen im Warenkorb wie Nachbestellung und Berechnung des aktuellen Endpreises mit einem Klick. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

14. 14. Normalerweise überprüfe ich die verschiedenen Versandoptionen. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

15. 15. Um den Kaufprozess fortzusetzen, benutze ich unterschiedliche Kontakt- und Supportmöglichkeiten, um mich über bestimmte Produktfunktionen zu informieren. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

16. 16. Ich neige dazu, Produktbewertungen zu schreiben und zu kommentieren. Das hilft, Unklarheiten zu klären. \*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

17. 17. Ich vermeide das Hinterlassen bzw. Speichern von persönlichen Daten im Internet. Daher kaufe ich lieber als Gast (ohne ein Konto anzulegen).\*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

18. 18. Ich überprüfe, ob eine kostenlose Rückgabe möglich ist, es ist bedeutend für mich.\*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

19. 19. Ich bevorzuge mit alternativen (sicheren) Zahlungsmethoden (wie z.B. PayPal, Sofortüberweisung usw.) zu bezahlen.\*

	1	2	3	4	5	
Niemals	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Immer

Пърсоналитест  
TIPI (Ten Item  
Personality  
Inventory)

Im Folgenden finden Sie eine Reihe von Persönlichkeitseigenschaften, die mehr oder weniger stark auf Sie zutreffen. Bitte wählen Sie für jede Aussage aus, inwieweit sie auf Sie zutrifft oder nicht.

Sie sollen diese Einstufung jeweils für Paare von Eigenschaften vornehmen, auch wenn möglicherweise die eine Eigenschaft stärker zutrifft als die andere.

Skala:

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

20. 1. Ich sehe mich selbst als extravertiert, begeistert. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

21. 2. Ich sehe mich selbst als kritisch, streitsüchtig. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

22. 3. Ich sehe mich selbst als zuverlässig, selbstdiszipliniert. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

23. 4. Ich sehe mich selbst als ängstlich, leicht aus der Fassung zu bringen. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

24. 5. Ich sehe mich selbst als offen für neue Erfahrungen, vielschichtig. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

25. 6. Ich sehe mich selbst als zurückhaltend, still. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

26. 7. Ich sehe mich selbst als verständnisvoll, warmherzig. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

27. 8. Ich sehe mich selbst als unorganisiert, achtlos. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

28. 9. Ich sehe mich selbst als gelassen, emotional stabil. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

29. 10. Ich sehe mich selbst als konventionell, un kreativ. \*

- 1 = Trifft überhaupt nicht zu
- 2 = Trifft größtenteils nicht zu
- 3 = Trifft eher nicht zu
- 4 = Weder zutreffend noch unzutreffend
- 5 = Trifft eher zu
- 6 = Trifft größtenteils zu
- 7 = Trifft voll und ganz zu

Risikovermeidung

Bitte wählen Sie für jede Aussage aus, inwieweit sie dieser zustimmen oder nicht.

Skala:

- 1 = Ich stimme gar nicht zu
- 2 = Ich stimme nicht zu
- 3 = Unentschlossen
- 4 = Ich stimme zu
- 5 = Ich stimme voll und ganz zu

30. 1. Ich wäre lieber in Sicherheit als in Verlegenheit. \*

- 1 = Ich stimme gar nicht zu
- 2 = Ich stimme nicht zu
- 3 = Unentschlossen
- 4 = Ich stimme zu
- 5 = Ich stimme voll und ganz zu



31. 2. Ich möchte sicher sein, bevor ich etwas kaufe. \*

- 1 = Ich stimme gar nicht zu
- 2 = Ich stimme nicht zu
- 3 = Unentschlossen
- 4 = Ich stimme zu
- 5 = Ich stimme voll und ganz zu

32. 3. Ich vermeide riskante Sachen. \*

- 1 = Ich stimme gar nicht zu
- 2 = Ich stimme nicht zu
- 3 = Unentschlossen
- 4 = Ich stimme zu
- 5 = Ich stimme voll und ganz zu

#### Demographische Fragen

33. 1. Geschlecht: \*

- Männlich
- Weiblich
- Anderes

34. 2. Alter: \*

von 18 bis 30

von 31 bis 45

von 46 bis 60

von 61 bis 75

über 75

35. 3. Ausbildung:

Sekundärschule

Höhere Ausbildung

36. 4. Ich kaufe im Internet ein: \*

Niemals

Selten

Manchmal

Oft

Sehr oft

37. 5. Staatsbürgerschaft:

---

38. 6. Ansässigkeit in den letzten 5 Jahren: \*

---

---

This content is neither created nor endorsed by Google.

Google Forms

## Приложение Б - Модели за машинно обучение

### Линейна регресия

```
1 #!/usr/bin/env python
2 # coding: utf-8
3 # Linear Regression - example Agreeableness (independent variable)
4 #   and Product descriptions (dependent variable)
5 # @Rumen Ketipov
6
7 # Importing the libraries
8 import pandas as pd
9 import numpy as np
10 import seaborn as sns
11 import matplotlib.pyplot as plt
12
13
14 # Importing the dataset
15 df = pd.read_csv(r"C:\Users\rnket\AppData\Local\Programs\Python\
16 Python38\Analysis_EN.csv")
17 df.describe()
18
19 # Assigning the input and output values with other words dividing
20 # data into attributes and labels
21 X = df.iloc[0:, 35].values.reshape(-1,1) # Agreeableness (indep_var)
22 y = df.iloc[0:, 1].values.reshape(-1,1) # Product descriptions (
23 dep_var)
24
25 # Splitting the data into training and testing sets
26 from sklearn.model_selection import train_test_split
27 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size
28 =0.30, random_state=101)
```

```

29 # Import the regressor
30 from sklearn.linear_model import LinearRegression
31
32 # Create the regressor object
33 regressor = LinearRegression()
34
35 # Training the algorithm
36 regressor.fit(X_train, y_train)
37
38 # To retrieve the intercept
39 print(regressor.intercept_)
40
41 # For retrieving the slope
42 print(regressor.coef_)
43
44 # Make prediction
45 y_pred = regressor.predict(X_test)
46 y_pred # List predicted values
47
48
49 # To display actual and predicted values
50 df = pd.DataFrame({'Actual': y_test.flatten(), 'Predicted': y_pred.
51                   flatten()})
51 df
52
53 # Bar chart - actual and predicted values
54 df1 = df.head(60)
55 df1.plot(kind='bar', figsize=(16,10))
56 plt.grid(which='major', linestyle='-', linewidth='0.5', color='
57         green')
57 plt.grid(which='minor', linestyle=':', linewidth='0.5', color='
58         black')
58 plt.show()
59
60
61 # Correlation with regression
62 sns.pairplot(df, kind="reg")
63 # Density
64 sns.pairplot(df, diag_kind="kde")
65 plt.show()
66
67
68 # Plotting again for better visualization
69 plt.xlabel('Agreeableness', fontsize=10)
70 plt.ylabel('Product description', fontsize=10)
71 X = list(range(len(y)))
72 plt.scatter(X_train, y_train, color="blue", label="Actual")
73 plt.plot(X_test, y_pred, color="red", label="Predicted")
74 plt.legend()
75 plt.show()
76

```

```

77
78 # Calculation of evaluation metrics
79 # https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html#
    regression-metrics
80 import sklearn.metrics as metrics
81
82 print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test,
    y_pred))
83 print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.
    mean_squared_error(y_test, y_pred)))
84
85 # Calculate mean absolute percentage error (MAPE)
86 errors = abs(y_test - y_pred)
87 mape = 100 * (errors / y_test)
88
89 # Calculate and display accuracy
90 accuracy = 100 - np.mean(mape)
91 print('Accuracy:', round(accuracy, 2), '%.')
92
93 # Calculate and print MAPE again
94 def MAPE(y_pred, y_test):
95     return ( abs((y_test - y_pred) / y_test).mean()) * 100
96 print ('My MAPE: ' + str(MAPE(y_pred, y_test)) + ' %' )
97
98
99 # Plotting of prediction
100 plt.plot(y_pred, label='Prediction')
101 plt.show()
102
103
104 # Plotting of predicted and actual values for better understanding
105 plt.plot(y_test, label='Actual values')
106 plt.plot(y_pred, color="red", label='Predicted values')
107 plt.legend()
108 plt.show()
109
110
111 # Jointplot - to visualize how data is distributed
112 sns.jointplot(x=y_test, y=y_pred, kind='kde')
113 #plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
114 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)
115 plt.show()
116
117
118 # Boxplot - actual and predicted values - how does the algorithm
    manage outliers
119 import seaborn as sns
120 sns.boxplot(x=y_test.flatten(), y=y_pred.flatten())
121 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)
122 plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
123 plt.show()

```

## Дърво на решенията

```

1 #!/usr/bin/env python
2 # coding: utf-8
3 # Decision tree - example Agreeableness (independent variable) and
4 #   Product descriptions (dependent variable)
5 # @Rumen Ketipov
6
7 # Importing the libraries
8 import numpy as np
9 import matplotlib.pyplot as plt
10 import pandas as pd
11
12
13 # Importing the dataset
14 df = pd.read_csv(r"C:\Users\rnket\AppData\Local\Programs\Python\
15   Python38\Analysis_EN.csv")
16 df.describe()
17
18 # Assigning the input and output values resp. dividing data into
19 #   attributes and labels
20 y = df.iloc[0:, 1].values # Product descriptions (dep_var)
21 X = df.iloc[0:, 35].values # Agreeableness (indep_var)
22
23 y = np.array(y).astype('float')
24 X = np.array(X).astype('float')
25 X = X.reshape(-1,1)
26
27 # Check the values
28 X
29 y
30
31
32 # Divide the data into training and testing sets
33 from sklearn.model_selection import train_test_split
34 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size
35   =0.30, random_state=101)
36
37 # Import the regressor
38 from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
39
40 # Create the regressor object
41 regressor = DecisionTreeRegressor(random_state=101)
42
43 # Fit the regressor with X and y data and make prediction
44 regressor.fit(X_train, y_train)
45 y_pred = regressor.predict(X_test)

```

```

46
47 # Check predicted values
48 y_pred
49 df = pd.DataFrame({'Actual': y_test.flatten(), 'Predicted': y_pred.
50                    flatten()})
51 df
52
53 # Bar chart - actual and predicted values
54 df1 = df.head(68)
55 df1.plot(kind='bar', figsize=(16,10))
56 plt.grid(which='major', linestyle='-', linewidth='0.2', color='
57         green')
58 plt.grid(which='minor', linestyle=':', linewidth='0.2', color='
59         black')
60 plt.show()
61
62 # Correlation with regression
63 sns.pairplot(df, kind="reg")
64 # Density
65 sns.pairplot(df, diag_kind="kde")
66 plt.show()
67
68 # Evaluating the algorithm using the scikit library
69 # https://scikit-learn.org/stable/modules/model\_evaluation.html#
70     regression-metrics
71 import sklearn.metrics as metrics
72
73 print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test,
74     y_pred))
75 print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.
76     mean_squared_error(y_test, y_pred)))
77
78 # Calculate mean absolute percentage error (MAPE)
79 errors = abs(y_test - y_pred)
80 mape = 100 * (errors / y_test)
81
82 # Calculate and display accuracy
83 accuracy = 100 - np.mean(mape)
84 print('Accuracy:', round(accuracy, 2), '%.')
85
86 # Calculate and print MAPE again
87 def MAPE(y_pred, y_test):
88     return (abs((y_test - y_pred) / y_test).mean()) * 100
89 print('My MAPE: ' + str(MAPE(y_pred, y_test)) + ' %')
90
91 # Plotting
92 plt.scatter(X_test, y_test, color='gray')

```



```

91 plt.plot(X_test, y_pred, color='red', linewidth=2)
92 plt.show()
93
94
95 #Plotting
96 X_grid = np.arange(min(X), max(X), 0.01)
97 X_grid = X_grid.reshape((len(X_grid), 1))
98
99 # Scatter plot for original data
100 plt.scatter(X, y, color = 'red')
101
102 # Plot predicted data
103 plt.plot(X_grid, regressor.predict(X_grid), color = 'blue')
104
105 # Specify title
106 plt.title('Decision Tree')
107
108 # Specify X axis label
109 plt.xlabel('X-Feature')
110
111 # Specify y axis label
112 plt.ylabel('y-Label')
113
114 # Show the plot
115 plt.show()
116
117
118 # Plotting of prediction
119 plt.plot(y_pred, label='Prediction')
120 plt.show()
121
122
123 # Plotting of predicted and actual values for better understanding
124 plt.plot(y_test, label='Actual values')
125 plt.plot(y_pred, color="red", label='Predicted values')
126 plt.legend()
127 plt.show()
128
129
130 # Jointplot - to visualize how data is distributed
131 import seaborn as sns
132 sns.jointplot(x=y_test, y=y_pred, kind='kde')
133 #plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
134 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)
135 plt.show()
136
137
138 # Lineplot
139 sns.lineplot(x=y_test, y=y_pred)
140 plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
141 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)

```

```
142 plt.show()
143
144
145 # Boxplot - actual and predicted values, how does the algorithm
    manage outliers
146 import seaborn as sns
147 sns.boxplot(x=y_test.flatten(), y=y_pred.flatten())
148 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)
149 plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
150 plt.show()
151
152
153 # Decision tree using scikit-learn
154 from sklearn import tree
155 tree.plot_tree(regressor);
```

## Случайни гори

```

1 #!/usr/bin/env python
2 # coding: utf-8
3 # Random Forest - example Agreeableness (independent variable) and
4 #   Product descriptions (dependent variable)
5 # @Rumen Ketipov
6
7
8 # Import the libraries
9
10 import pandas as pd
11 import numpy as np
12 import seaborn as sns
13 import matplotlib.pyplot as plt
14
15 from sklearn.model_selection import train_test_split
16 from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
17 from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
18
19
20 # Import dataset
21 df = pd.read_csv(r"C:\Users\rnket\AppData\Local\Programs\Python\
22   Python38\Analysis_EN.csv")
23 df.describe()
24 print(df.info())
25
26
27 # Assigning the input and output values resp. dividing data into
28 #   attributes and labels
29 X = df.iloc[0:, 36].values # Agreeableness (indep_var)
30 y = df.iloc[0:, 1].values # Product descriptions (dep_var)
31
32 # Check the values
33 y
34 X
35
36 y = np.array(y).astype('float')
37 X = np.array(X).astype('float')
38 X = X.reshape(-1,1)
39
40 # Divide the data into training and testing sets
41 from sklearn.model_selection import train_test_split
42 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size
43   =0.30, random_state=101)
44
45 # Create the regressor object

```

```

46     # The n_estimators parameter defines the number of trees in the
      random forest
47 regressor = RandomForestRegressor(n_estimators=150, max_depth=20,
      random_state=0)
48
49 # Fit the regressor with X and y data
50 regressor.fit(X_train, y_train)
51
52 y_pred = regressor.predict(X_test)
53
54
55 # Plot a Decision Tree from the Random Forest (with index 0)
56 from sklearn import tree
57 from dtreeviz.trees import dtreeviz
58
59 plt.figure(figsize=(7,7))
60 _ = tree.plot_tree(regressor.estimators_[0], feature_names=X,
      filled=True)
61
62
63 print('Parameters currently in use:\n')
64 print(regressor.get_params())
65
66 # Check predicted values
67 print(y_pred)
68
69 # Check actual and predicted values
70 df = pd.DataFrame({'Actual': y_test.flatten(), 'Predicted': y_pred.
      flatten()})
71 df
72
73
74 # Bar chart - actual and predicted values for better visualization
75 df1 = df.head(68)
76 df1.plot(kind='bar',figsize=(16,10))
77 plt.grid(which='major', linestyle='-', linewidth='0.2', color='
      green')
78 plt.grid(which='minor', linestyle=':', linewidth='0.2', color='
      black')
79 plt.show()
80
81
82 # Correlation with regression
83 sns.pairplot(df, kind="reg")
84 # Density
85 sns.pairplot(df, diag_kind="kde")
86 plt.show()
87
88
89 # Evaluate the algorithm using MAE, RMSE, and MAPE (resp. Accuracy
      (100% - MAPE) for better interpretation)

```

```

90 import sklearn.metrics as metrics
91
92 print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test,
93     y_pred))
94
95 print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.
96     mean_squared_error(y_test, y_pred)))
97
98 # Calculate mean absolute percentage error (MAPE)
99 errors = abs(y_test - y_pred)
100 mape = 100 * (errors / y_test)
101
102 # Calculate and display accuracy (100% - MAPE)
103 accuracy = 100 - np.mean(mape)
104 print('Accuracy:', round(accuracy, 2), '%.')
105
106 # Calculate and print MAPE again
107 def MAPE(y_pred, y_test):
108     return (abs((y_test - y_pred) / y_test).mean()) * 100
109 print('My MAPE: ' + str(MAPE(y_pred, y_test)) + ' %')
110
111 # Visualize original data and prediction
112 X_grid = np.arange(min(X), max(X), 0.01)
113 X_grid = X_grid.reshape((len(X_grid), 1))
114
115 # scatter plot for original data
116 plt.scatter(X, y, color = 'red')
117
118 # plot predicted data
119 plt.plot(X_grid, regressor.predict(X_grid), color = 'blue')
120
121 # specify title
122 plt.title('Random Forest')
123
124 # specify X axis label
125 plt.xlabel('X-Feature')
126
127 # specify Y axis label
128 plt.ylabel('y-Label')
129 # show the plot
130 plt.show()
131
132 # Plotting of prediction
133 # plt.title('Title', fontsize=14)
134 plt.plot(y_pred, label='Prediction')
135 plt.show()
136
137 # Plotting actual and predicted data
138 plt.plot(y_test, label='Actual')

```

```
139 plt.plot(y_pred, color="red", label='Predicted')
140 plt.legend()
141 plt.show()
142
143
144 # Boxplot - actual and predicted values, how does the algorithm
    manage outliers
145 sns.boxplot(x=y_test.flatten(), y=y_pred.flatten())
146 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)
147 plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
148 plt.show()
149
150
151 # Jointplot - to visualize how data is distributed
152 sns.jointplot(x=y_test, y=y_pred, kind='kde')
153 #plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
154 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)
155 plt.show()
156
157
158 sns.jointplot(x=y_test, y=y_pred, kind='hex')
159 #plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
160 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)
161 plt.show()
162
163
164 # Lineplot
165 sns.lineplot(x=y_test, y=y_pred)
166 plt.xlabel('Actual', fontsize=14)
167 plt.ylabel('Predicted', fontsize=14)
168 plt.show()
169
170
171
172
173 # Try different numbers of n_estimators in order to visualize the
    effect
174 estimators = np.arange(10, 175, 5)
175 scores = []
176 for n in estimators:
177     regressor.set_params(n_estimators=n)
178     regressor.fit(X_train, y_train)
179     scores.append(regressor.score(X_test, y_pred))
180 plt.title("Effect of different n_estimators")
181 plt.xlabel("n_estimator")
182 plt.ylabel("score")
183 plt.plot(estimators, scores)
184
185 print(scores)
186 plt.plot(estimators, scores)
187
```

```

188
189
190 # Optimization with GridSearchCV -
191 # https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.
    model_selection.GridSearchCV.html
192
193 # Import GridSearchCV method from sklearn library which is able to
    obtain the best parameters for the algorithm
194 from sklearn.model_selection import GridSearchCV
195 from sklearn.model_selection import cross_val_score, GridSearchCV
196 from sklearn.pipeline import make_pipeline
197 from sklearn import preprocessing
198
199 # Find the best parameters for the model
200 parameters = {
201     'max_depth': [20, 50, 80, 100],
202     'n_estimators': [150, 175, 200, 400]
203 }
204 gridforest = GridSearchCV(regressor, parameters, cv = 10, n_jobs =
    -1, verbose = 1)
205 gridforest.fit(X_train, y_train)
206 gridforest.best_params_
207
208 # 10 folds for each of 16 candidates = total of 160 fits
209
210
211 hyperparameters = {'randomforestregressor__max_features' : ['auto',
    'sqrt', 'log2'],
212                    'randomforestregressor__max_depth': [None, 5, 3,
    1]}
213
214         # bootstrap = method for sampling data points (with
    or without replacement)
215         # default=True (if False, the whole dataset
    is used to build each tree)
216
217 # Create a pipeline
218 pipeline = make_pipeline(preprocessing.StandardScaler(),
219                          RandomForestRegressor(n_estimators=150))
220
221 clf = GridSearchCV(pipeline, hyperparameters, n_jobs = -1, verbose
    = 2, cv=10)
222         # cv - determines the cross-validation splitting
    strategy
223         # none - to use the default 5-fold cross
    validation
224
225 # Fit the grid search to the data
226 clf.fit(X_train, y_train)
227 clf.best_params_
228

```

```

229 y_pred_1 = clf.predict(X_test)
230
231 # New scores
232 print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test,
233     y_pred_1))
234 print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.
235     mean_squared_error(y_test, y_pred_1)))
236
237 errors = abs(y_test - y_pred_1)
238 mape = 100 * (errors / y_test)
239 # Calculate and display accuracy
240 accuracy_1 = 100 - np.mean(mape)
241 print('Accuracy_1:', round(accuracy_1, 2), '%.')
242
243 print('Improvement of {:.2f}%.'.format( 100 * (accuracy_1 -
244     accuracy) / accuracy))
245
246 # 10 folds for each of 12 candidates = total of 120 fits
247
248 # Otpimization with TPOT - a Python Automated Machine Learning tool
249     that optimizes machine learning pipelines
250     # using Genetic Programming
251
252 # http://epistasislab.github.io/tpot/api/#regression
253
254 from tpot import TPOTRegressor
255 from sklearn.metrics import make_scorer
256
257 tpot = TPOTRegressor(generations=10, population_size=100,
258     random_state=101,
259     verbosity=2,
260     cv=10,
261     n_jobs=-1)
262
263 # The total number of pipelines is equal to POPULATION_SIZE + (
264     GENERATIONS x OFFSPRING_SIZE), whereat
265     # offspring_size is equal to the number of population_size (
266     if not defined)
267
268 # Important Parameters:
269     # generations - int or None, default=100,
270     # number of iterations to the run pipeline
271     optimization process
272     # population_size - int, default=100,
273     # number of individuals to retain in the genetic
274     programming population every generation
275     # offspring_size - number of offspring to produce in each

```



```

genetic programming generation
271     # by default, the number of offspring is equal to
the number of population size
272     # cv - must be int, cross-validation generator, or an
iterable, optional (default=5)
273     # n_jobs - must be int, optional (default=1)
274     # number of processes to use in parallel for
evaluating pipelines during the TPOT optimization process
275     # n_jobs=-1 will use as many cores as available on
the computer
276     # random_state must be integer or None, default=None, to be
used in order to be sure that TPOT will give
277     # the same results each time against the same data
set with that seed
278     # warm_start - boolean, default=False
279     # to indicate whether the TPOT instance will reuse
the population from previous calls to fit()
280     # early_stop - integer, default: None,
281     # how many generations TPOT checks whether there is
no improvement in optimization process, it ends
282     # the optimization process if there is no
improvement
283     # verbosity - integer, default=0,
284     # how much information TPOT communicates while it's
running, verbosity=2 means
285     # TPOT will print more information
and provide a progress bar
286     # verbosity=3 means TPOT will print
everything and provide a progress bar
287     # max_time_mins - integer or None, default=None,
288     # it defines how many minutes TPOT has to optimize
the pipeline
289
290
291 # Start a timer
292 import time
293 start = time.time()
294 #
295
296
297 tpot.fit(X_train,y_train)
298 tpot.export('TPOT_RF_Pers_E_Shopping.py')
299
300 results = tpot.predict(X_test)
301 y_pred_GP = results
302
303 print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test,
y_pred_GP))
304 print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.
mean_squared_error(y_test, y_pred_GP)))
305

```

```
306 # New score
307 errors = abs(y_test - y_pred_GP)
308 mape = 100 * (errors / y_test)
309 # Calculate and display accuracy_tpot
310 accuracy_tpot = 100 - np.mean(mape)
311 print('Accuracy_tpot:', round(accuracy_tpot, 2), '%.')
312
313 print('Improvement of Accuracy with TPOT_Regression of: {:.2f}%.'.
      format( 100 * (accuracy_tpot - accuracy) / accuracy))
314
315
316 # End the timer and print exec. time in seconds
317 stop = time.time()
318 print("The time of the run:", stop - start)
```

