



БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ
ИНСТИТУТ ПО ИНФОРМАЦИОННИ И
КОМУНИКАЦИОННИ ТЕХНОЛОГИИ



ИНТЕЛИГЕНТНИ МЕТОДИ ЗА ИЗСЛЕДВАНЕ И РЕАЛИЗАЦИЯ НА ХАРДУЕРНИ РЕШЕНИЯ

Красимир Георгиев Марков

ДИСЕРТАЦИОНЕН ТРУД

за придобиване на образователната и научна степен „доктор“

Научна област: 5. Технически науки

Професионално направление: 5.3. Комуникационна и компютърна техника

Докторантска програма: 02.21.04. Компютърни системи, комплекси и мрежи

Научен ръководител:

Чл.-кор. д.н. Любка Атанасова Дуковска

София, 2023 г.

СЪДЪРЖАНИЕ

Увод	6
1. Глава	13
Методи за радиочестотна идентификация	
1.1. Радиочестотна идентификация - исторически обзор	13
1.2. Основни подходи в радиочестотната идентификация	16
1.3. Принцип на действие и хардуерни компоненти на RFID система	17
1.4. Хардуерни компоненти на RFID система	19
1.5. Модулация на данни	24
1.6. Демодулация на данни	31
1.7. Хардуерна реализация на NFC четящо устройство	33
1.8. NFC четящо устройство	35
1.9. Изчисляване на RFID антена	38
2. Глава	44
Интелигентни методи за радиочестотна идентификация	
2.1. Компютърна интелигентност	51
2.2. Основни подходи в компютърната интелигентност	51
2.3. Основни аспекти на компютърната интелигентност	53
2.4. Интелигентни системи	54
2.5. Невронни мрежи	56
2.5.1. Биологичен неврон	57
2.5.2. Абстрактен неврон	59
2.6. Архитектури на изкуствените невронни мрежи	63
2.7. Методи за обучение на невронни мрежи	68

2.8. Синтез на RFID технология и невронни мрежи като разпределена система за безжично събиране и управление на информационни потоци	69
2.8.1. Методология и план за синтез	70
2.8.2. Фърмуерна реализация	70
2.8.3. Хардуерна реализация	73
3. Глава	75
Експериментални резултати от прилагането на интелигентни методи за изследване и реализация на хардуерни решения	
3.1. Филтрация на амплитудно модулиран сигнал	75
3.2. Техники за безжично събиране, предаване и манипулиране на информационни потоци	80
3.3. Интелигентни методи в техниките за безжично събиране, предаване и манипулиране на информационни потоци	84
3.4. Амплитудна модулация и демодулация при безжично предаване на данни с невронни мрежи	87
3.5. Нови поколения безжични мрежи	90
3.6. Реализация на хардуерни решения	97
Заклучение – резюме на получените резултати	105
Насоки за бъдещи изследвания	107
Публикации по темата на дисертационния труд	108
Декларация за оригиналност на резултатите	109
Приложения	110
Библиография	121

Списък на използвани термини и понятия

Радиочестотна идентификация	RFID	Радиочестотната идентификация (съкращение от - Radio-Frequency IDentification) е технология за безжично разпознаване и идентификация на обекти или елементи, използвайки радиочестотни сигнали.
Изкуствен интелект	AI	Изкуственият интелект (съкращение от - Artificial Intelligence) се свързва с анализиране на данни и вземане на решения, вследствие на обработка на големи обеми от данни, които обикновено изискват човешка интелигентност.
Невронни мрежи	NN	Невронните мрежи (съкращение от - Neural Network) са математически модели, инспирирани от функционирането на човешкия мозък, които се използват за обработка на информация и решаване на задачи в областта на изкуствения интелект.
Бял Гаусов шум	White Gaussian Noise	Основен термин в сигналната обработка и статистиката, който се използва за описване на случайни сигнали или случайни флуктуации в данни.
Амплитудна модулация	AM	Амплитудната модулация (AM) е метод в съобщителните системи,

Среда за програмиране и симулации	MATLAB	който се използва за предаване на информация чрез вариране на амплитудата на носителния сигнал. MATLAB (съкращение от - Matrix Laboratory) е командно ориентирана среда за провеждане на симулационен анализ.
Интернет на нещата	IoT	Интернет на нещата (съкращение от - Internet of Things) е концепция и технологичен модел, при който физически обекти или „неща“ се свързват с Интернет и си комуникират помежду си.
Безжична мрежа	Wi-Fi	Wi-Fi (съкращение от - Wireless Fidelity) е технология за безжична мрежа, която позволява на устройствата да се свързват към интернет и други компютърни мрежи чрез радиовълни.
Near Field Communication	NFC	Набор от комуникационни протоколи и интерфейс на базата на RFID технология.

УВОД

Понятието „Изкуствен интелект“ (ИИ) възниква в средата на миналия век. За основоположник на теорията за изкуствения интелект се счита математикът Алън Тюринг. През 1950 г. той създава известния тест Imitation game – Тест на Тюринг за изкуствения интелект. Посредством този тест се идентифицира интелигентността на машините. До 1955 г. не е имало единен термин, който да обхваща невронните мрежи и естествения език. За създател на термина изкуствен интелект се счита проф. Джон Маккарти от Дортмундския колеж, САЩ. На проведената през 1956 г. конференция, под негово ръководство в Дортмунд, САЩ се обсъжда изкуствения интелект, неговото развитие и потенциалните области за изследване, [8].

През следващите години тенденцията в развитието на изкуствения интелект не е била постоянно нагоре. През 70-те години на миналия век настъпва застои в неговото развитие. То е следствие на неоправдани очаквания и прекъснато финансиране на проучванията. След това темата за изкуствения интелект се завръща в научните среди под формата на „експертни системи“. Това е представлявало програми, които отговарят на въпроси и решават проблеми в различни области. В края на 80-те години и началото на 90-те изкуственият интелект преживява нов застои. Отново е почти спряно финансирането на проучванията. В следващите години се случват редица събития, които показват значимостта на изкуствения интелект и променят тенденцията в неговото развитие.

В практиката за Изкуствения интелект се използват най-различни термини. Сред тях са „умни“, „интелигентни“, „предсказуеми“ и „когнитивни“. Софтуерът за изкуствен интелект има най-различно приложение в редица области.

В наши дни той се използва и за анализиране на данни и вземане на решения, вследствие на обработка на голяма база данни, които са сложни и трудни за хората. По този начин той е част от управленския процес, като се анализират

сложни процеси, оценява се риска и се предлагат интелигентни решения.

Резултатите от последното глобално проучване на института McKinsey относно изкуствения интелект показват, че използването му продължава да расте и че ползите остават значителни, особено в годините от пандемията COVID-19. Тъй като използването на изкуствения интелект от бизнеса става все по-разпространено, инструментите и най-добрите практики за извличане на максимума от него също стават по-сложни.

Изследователите на института McKinsey, разглеждат практиките на компаниите, които виждат най-голямо увеличение на печалбите от използването на изкуствен интелект, и откриват, че те не само следват повече както основните, така и напредналите практики, включително операции с машинно обучение (MLOps), които са в основата на успеха, но също така харчат по-ефективно за изкуствен интелект и облачните технологии. Освен това, те са по-склонни от други организации да се ангажират с набор от дейности за смекчаване на рисковете, свързани с ИИ – област, която продължава да бъде недостатък за усилията на много компании за ИИ. Участниците в проучването твърдят, че 27% от техните приходи преди лихви и такси се дължат на изкуствения интелект, като нарастват с 22% за една година, [105].

Наред с развитието и все по-широкото използване на изкуствения интелект, се говори и за потенциалните рискове от използването му. На европейско ниво, Европейската комисия публикува редица документи и стратегии относно изкуствения интелект. Тя публикува и официална дефиниция за изкуствен интелект през 2018 г. Под „изкуствен интелект“ се разбират системи, които показват интелигентно поведение, като анализират своята среда и — с известна степен на самостоятелност — предприемат действия за постигане на конкретни цели. На практика ежедневно използваме ИИ, например за да блокираме достъпа на нежелана поща до електронната си пощенска кутия или за да разговаряме с цифрови помощници.

Нарасналата изчислителната мощ, наличието на данни и напредъкът на алгоритмите превърнаха ИИ в една от най-важните технологии на 21-ви век, [63].

През 2020 г. ЕК публикува т.нар. „Бяла книга относно изкуствения интелект - европейски подход към високи постижения и доверие”. Признавайки голямото значение на изкуствения интелект за развитието на различни области от нашия живот, комисията изразява загриженост по отношение на някои потенциални рискове като, непрозрачно вземане на решения, основана на пола или други видове дискриминация, намеса в личния ни живот или използване за престъпни цели.

Разпространена форма на формализация в областта на изкуствения интелект е системата, която включва множество от взаимодействащи си компоненти, които функционират съвместно с оглед постигането на определена цел. Информационна система е средство, което обхваща всички форми на събиране, съхраняване, извличане, обработка и разпространение на информация. Разпределената система е комплекс от свързани компютри и устройства, които работят съвместно като единна информационна система, но са разположени на различни физически места. Този тип система се използва за решаване на сложни задачи и обработка на големи обеми информация, като различните компоненти си споделят работата и ресурсите.

С развитието на съвременните технологии се откриват все по-широки перспективи за иновации в областта на разпределените системи за безжично събиране, пренасяне и управление на информационни потоци. Настоящият дисертационен труд е насочен към проектирането и разработването на технически (хардуерни и софтуерни) средства, които играят ключова роля в реализацията на такива системи.

Разпределените системи за безжично събиране, пренасяне и управление на информационни потоци са от съществено значение за модерното общество, където бързият и надежден обмен на данни е от съществено значение за различни сектори като промишлеността, транспорта, здравеопазването и други. Въпреки техническите предизвикателства, тези системи предоставят възможност за събиране и анализ на информация в реално време, което води до подобрене на ефективността, оптимизация на ресурсите и възможност за създаване на иновации.

Представеният дисертационен труд изследва ключови аспекти на техническото проектиране и разработване на компоненти и устройства, които участват в реализацията на тези системи. Фокусът е върху архитектурни решения, комуникационни протоколи, сензори и софтуерни платформи, които са от съществено значение за функционалността и надеждността на системите.

В процеса на изследване и разработка ще бъдат анализирани съществуващи подходи и технологии, както и ще бъдат представени нови и иновативни методи за подобряване на техническите аспекти на разпределените системи. Чрез детайлно документирани експерименти и практически изпитания ще се изгради надеждна основа за реализацията и оптимизацията на тези системи в реални условия.

Темата за проектиране и разработване на технически средства за разпределени системи за безжично събиране, пренасяне и управление на информационни потоци е високо актуална, поради растящата зависимост от технологиите, които облекчават комуникацията и управлението на данни в разнообразни области. Този напредък има потенциала да промени начина, по който функционират бизнесите, инфраструктурата и дори поведението на хората.

Няколко ключови аспекта подчертават актуалността на тази тема:

1. **Интернет на нещата (IoT) и Индустрия 4.0:** Все по-широкото прилагане на IoT и Индустрия 4.0 променя начина, по който устройства и системи комуникират и обменят информация. Разпределените системи за безжично събиране на данни са сърцевина на този напредък, като позволяват на устройствата да се свързват и обменят данни в реално време.

2. **Умни градове и инфраструктура:** Разработването на умни градове и инфраструктура изисква интеграция на множество системи и устройства за мониторинг, управление и оптимизация. Безжичните системи за събиране на данни са ключова технология, която позволява на градовете да бъдат по-ефективни и устойчиви.

3. **Здравеопазване и преносими устройства:** Разпределените системи за събиране на данни също имат голям потенциал в областта на здравеопазването.

Преносимите устройства и сензори могат да събират данни за здравословното състояние на хората и да предоставят ценна информация за здравните грижи.

4. **Безжични комуникации и свързаност:** Развитието на нови безжични технологии като 5G и LoRa позволява по-бърз обмен на данни и по-голяма обхватност. Това отваря нови възможности за събиране и управление на информация от различни отдалечени точки.

5. **Информационна сигурност и защита:** С разрастването на мрежовата инфраструктура и комуникациите се задават въпроси за сигурността на данните и защитата от злонамерени атаки. Изследването на технически средства и методи за защита на информацията става от критично значение.

Разпределените системи за безжично събиране и управление на информационни потоци се основават на комбинация от различни технологии, включително радиочестотна идентификация (RFID) и изкуствен интелект (AI).

Комбиниране на невронни мрежи и радиочестотна идентификация могат да бъдат използвани за обработка и анализ на данни, които са събрани от RFID технологиите. Например, невронните мрежи могат да се използват за анализ на данни от RFID тагове, за да се предвидят тенденции в поведението на клиентите, за да се оптимизират логистични процеси или за да се идентифицират аномалии в данните.

Комбинацията на тези технологии може да бъде осъществена чрез използването на разпределени системи и облачни ресурси. Обработката на данни от RFID тагове и сензори може да се извършва локално на мястото на събиране на данните или на облакови сървъри, където невронните мрежи могат да анализират и предсказват събития. Този подход може да доведе до по-ефективни решения и оптимизирани процеси в различни области.

Настоящият дисертационен труд си поставя за цел **със средствата на съвременните методи от областта на интелигентните системи, да се изследват и реализират хардуерни решения.**

За постигането на така поставената цел, са формулирани следните задачи:

1. Да се проведе критичен анализ на възможността за прилагане на интелигентни методи за изследване и реализация на хардуерни решения.
2. Да се анализират възможните връзки и взаимодействия между две ключови технологии - радиочестотна идентификация и невронни мрежи.
3. Да се изследват начините за интегриране на тези технологии, за да се постигнат интелигентни и ефективни решения за събиране, обработка и управление на информационни потоци.
4. Да се проведе анализ на възможностите и предизвикателствата, които възникват с внедряването на радиочестотна идентификация и невронни мрежи в разпределените системи.
5. Да се анализира как включването на безжични технологии може да подсили интелигентността и функционалността на разпределена система, като добавя допълнителни възможности за комуникация и анализ на данни.
6. Да се представят оригинални хардуерни решения за събиране, обработка и управление на информационни потоци.

Дисертационният труд е структуриран в увод, три глави, заключение, придружава се от декларация за оригиналност на получените резултати и библиография.

В Увода са посочени темата, обектът и предметът на дисертационния труд. Описана е накратко актуалността на темата и мотивацията за извършване на дисертационното изследване. Поставена е целта на изследователската работа и задачите, чрез които тя да бъде постигната.

В Глава 1 са представени основополагащите теоретични понятия, свързани с разпределените системи за безжично събиране, пренасяне и управление на информационни потоци. Акцентираща се върху конкретна технология за радиочестотна идентификация (RFID) и средствата за нейното реализиране, като разпределена система за безжично събиране, пренасяне и управление на

информационни потоци. Направен е анализ на сигналите, предоставени са хардуерно решение в средата CADSTAR и симулации в средата на MATLAB за безжично пренасяне на съобщения през зашумена среда.

В Глава 2 са представени теоретични понятия и методи на изкуствения интелект. Акцентираща се върху реализиране на разпределена система за безжично събиране, пренасяне и управление на информационни потоци с невронни мрежи (NN). Проведен е анализ на комуникационна мрежа с подаване на данни в една посока, от входния слой към изходния, без обратни връзки, както и симулации в програмната среда MATLAB за безжично пренасяне на съобщения през зашумена среда.

В Глава 3 са описани конкретните изследователски задачи, които са били проведени с цел анализ и оценка на предложените технологии за радиочестотна идентификация (RFID) и невронни мрежи (NN) за включването им в алгоритмите за работа на разпределените системи. Представени са резултатите от симулационните изследвания, които са извършени, за да се изследват различни аспекти на системата. В допълнение на проведените изследвания са представени и оригинални хардуерни решения на устройства за събиране, обработка и управление на информационни потоци.

Дисертационният труд завършва със Заключение, в което се обобщават получените резултати от проведените изследвания.

Постигнатите резултати от анализа на проведените изследвания в настоящия дисертационен труд са представени в научните издания – „*Problems of Engineering Cybernetics and Robotics*“ и „*Engineering Sciences*“, както и в сборника с трудове на международната конференция *10-th International Conference on Intelligent Systems - IS'20*.

Дисертационният труд е разработен в рамките на **Националната Научна Програма „Интелигентно растениевъдство“**, № Д01-65/19.03.2021г.

ПЪРВА ГЛАВА

МЕТОДИ ЗА РАДИОЧЕСТОТНА ИДЕНТИФИКАЦИЯ

1.1. Радиочестотна идентификация - исторически обзор.

Радиочестотната идентификация (Radio-Frequency IDentification, RFID) е един от методите за автоматична идентификация и събиране на данни за автоматично дистанционно идентифициране на обекти чрез радиочестотна комуникация. Първата разработена технология ползваща радиочестотна идентификация (RFID) датира от времето на Втората световна война. Британските военни, искали да отличават своите собствени самолети връщащи се в базите от тези на врага като на борда бил поставен транспондер. Той произвеждал сигнал, когато самолетът доближавал базата. Ако този сигнал не се получил, от базата разбирали, че това бил вражески самолет. Тази система била наречена “Индетификация приятел или враг” (свой-чужд) и вариациите на тази система се използват все още днес в контрола на полетите, [9, 12, 22, 23, 24, 26, 27, 31, 38-43].

През 1970 година се наблюдава нарастване на употребата на ядрени материали навсякъде в Съединените щати. Нуждата от по-голяма сигурност и безопасност при пренасянето на ядрени материали, довела до разработване на по-малки и по-мощни RFID системи в правителствените лаборатории (1998 г.).

През 1980 година, RFID за първи път стават достъпни за обществено ползване и за граждански цели. Две компании, Амтекст и Идентроникс Рисърч били първите, които изследвали обществената употреба на RFID. През 80-те години RFID технологията се развива в нови разнообразни сфери на приложение за обществената употреба, като:

- Селското стопанство

С имплантиране на мъничък транспондер в гърба на крава, се целяло да се разпознава животното в хранителния процес, преброяване, следене състоянието на животните. Също така расовите коне и домашните любимци се бележат, за да

се гарантира техният произход, порода, собственост и безопасност при кражба. При рибите инплантиране на микрочип помага при миграционните изследвания и осигурява сигурна алтернатива за идентификация, защото рибата не може да бъде разпозната без да бъде хваната или убита.

- Обществен транспорт

Идентификацията на лекотоварно превозно средство е едно от приложенията за обществената употреба на RFID технологията. Само превозните средства с валиден транспондер могат да получат достъп до зоната за паркиране. С използването на RFID може да се наблюдават и записват отделни превозни средства, например такситата пред Хийтроу (летище в Лондон), които са снабдени с RFID знаци. Ако таксито е разпознато, то може да навлезе в територията на летището и да получи достъп до зона за паркиране. RFID транспондери са монтирани на предните стъкла на автомобилите. Шофьорите не е необходимо да си отвличат вниманието от пътя, сваляйки си страничните прозорци, за да се идентифицират. Това намалява задръстването по пътищата. През 90-те години технологията се внедрява много активно в САЩ при таксуване на магистралните участъци. През следващите години RFID навлиза в системи за контрол на достъпа, карти за ски, карти за зареждане на бензиностанции, градския транспорт и много други.

Приложението на RFID технология в градския транспорт дава възможност на пътниците да използват RFID карти или мобилни приложения, съчетани с RFID технология, за да закупят и управляват билетите си. Това е по-удобно и бързо за пътниците и може да намали опашките пред билетните гишета. Също така контрол на достъпа до обществения транспорт се осигурява само на пътници, заплатили услугата. Това ще намали броя на пътниците без валидни или с фалшиви билети.

- Системи за сигурност

Използва се в магазините, активирайки алармата, ако транспондера мине през контролната точка. Кражбите са проблем за всеки голям магазин. Един от начините за намаляването им е вграждането на RFID транспондер в етикетите на

стоките (smart labels). Багажните етикети по летищата са абсолютно неуместни с многото ръчно писане по тях, затова съвременните авиолинии използват съвсем тъничък smart labels прикрепен за багажи. Тази технология помага багажът да бъде обработен и експедиран по-бързо и да не бъде загубен. Това спестява пари и време. Библиотеките, видео магазините и музикалните магазини са места, където често се използват RFID технологията за електронен надзор. През 1990 година Пентагонът, открил, че губи следите на запаси и материали при войната в Персийския залив. 40 000 контейнера са превозвани с кораби по време на операция “Пустинна буря”, но повече от 28 000 трябвало да бъдат отворени преди транспортирането им до военното поделение (военната част), защото никой не можел да бъде сигурен какво има вътре. Днес всеки контейнер с резервни части, който военните превозват до Европа, са снабдени с датчици (транспондери). При проследяването на движението на един контейнер е важно дали той съдържа обикновени или рискови материали. С помощта на RFID се осигурява непрекъснат контрол на съдържанието в контейнера.

RFID транспондери се монтират и на кофи за отпадъци стоящи пред къщи и сгради и се наблюдава потреблението, базирайки се на теглото на отпадъците и честотата на изхвърлянето им. Целта е да се регистрира количеството стъкло, пластмаса и метал във всеки домакински контейнер за отпадъци и това да позволи автоматично калкулиране на таксите за смет на гражданите.

Технологията Near Field Communication (NFC) е създадена през 2002 г., [64, 69]. Тя е резултат от съвместни усилия на компаниите Sony и Philips, които създадоха NFC като стандарт за безжична комуникация на близко разстояние между устройства. Технологията NFC използва радиочестотна комуникация и е базирана на RFID, но с по-кратък обхват и по-голяма способност за двупосочна комуникация между устройствата, [107].

NFC технологията се развива и разпространява със значителен успех. Тя се използва за много разнообразни приложения, включително безконтактни плащания с мобилни телефони, прехвърляне на данни между устройства (например, споделяне на контакти или файлове чрез докосване на устройствата),

контрол на достъпа и други. NFC стана особено популярна след въвеждането на услугите за мобилни плащания и „безконтактни“ банкови карти.

1.2. Основни подходи в радиочестотната идентификация.

Радиочестотната идентификация е форма на безжична комуникация, която използва радио вълни, за автоматично идентифициране и проследяване на обекти, стоки, активи, документи, превозни средства, хора и други, [49, 51, 54, 56, 59].

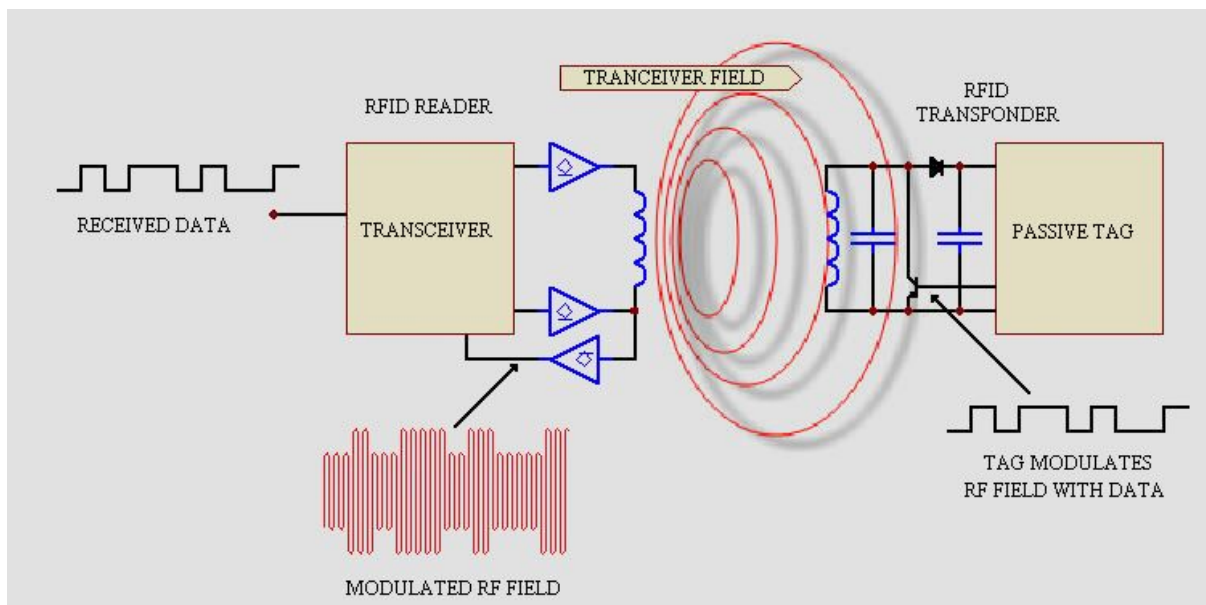
RFID технологията е базирана на радиочестотна комуникация между специално изработен идентификатор (етикет, таг, карта, ключодържател, стикер и т.н.) и четящо устройство. Всеки идентификатор съдържа чип със записан уникален номер и антена. В зависимост от конфигурацията на системата при “прочитане” на номера може да се предприеме действие, например да бъде задействана врата, бариера или друго устройство или информацията да бъде подадена към компютър за съхранение и обработка. Някои типове RFID устройства позволяват многократен запис на информация, с което възможностите за тяхното използване допълнително се разширяват. Разстоянието, от което може да бъде “прочетен” идентификатора, зависи от много фактори като честота, форма, размер на антените, околна среда и може да достигне до десетки метри при използване на активни RFID идентификатори, [60, 61, 65, 66, 70, 71, 72, 73].

Често RFID идентификаторите са наричани баркодовете на 21 век, но това определение е доста непълно. Възможностите, които тази технология предлага, са несравнимо по-големи от тези на баркода, като например:

- информацията може да бъде “четена” от разстояние и без пряка видимост към обектите;
- могат да бъдат идентифицирани голям брой обекти едновременно;
- идентификаторите могат да съдържат по-голямо количество информация;
- четенето може да се извършва без човешка намеса;
- идентификаторите са устойчиви на външни влияния (температура, влага, химикали и други).

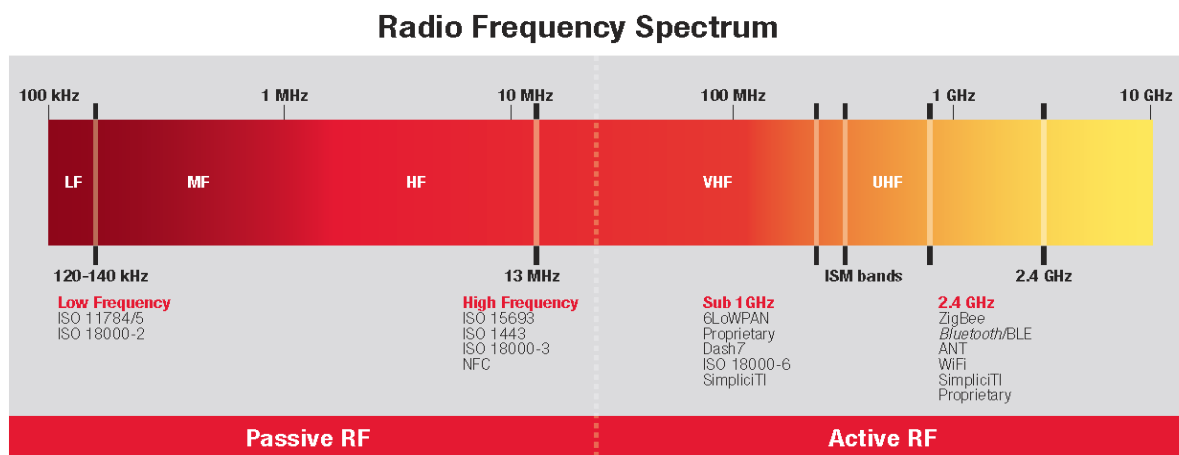
1.3. Принцип на действие и хардуерни компоненти на RFID система.

Върху предвидения за контрол обект се поставя идентификатор, наричан също таг, транспондер или етикет, съдържащ антена и интегрална схема с памет. Четецът (Reader), наричан и контролер, периодично излъчва в кратки интервали от време (обикновено 50 ms) електромагнитни вълни с фиксирана честота, които достигат до антената на идентификаторът. Те го задействат за определено време (обикновено за 20 ms), през които той връща обратно модулиран сигнал с необходимите данни за обекта, а те от своя страна могат да бъдат предадени към близък или отдалечен компютър, (фиг. 1).



Фиг. 1. Принцип на действие на RFID система

В съответствие с международните стандарти съществуват четири обхвата за радиочестотна идентификация, (фиг. 2).



Фиг. 2. Честотни обхвати за RFID

• Ниска честота - Low Frequency (LF)

Честоти между 30 и 300 kHz се приемат за ниски. Обикновено LF RFID системите функционират на 125 kHz и по-рядко на 134 kHz. LF устройствата имат ниска скорост на обмен на данни между идентификатора и четеща, но са много устойчиви. Стабилното поведение на тези устройства в неблагоприятна среда е много важна тяхна характеристика, способстваща за широкото им разпространение. LF системите, работещи на 125 kHz са най-разпространените в Европа (включително България), като системите за контрол на достъп са най-типичното им приложение. Максималното разстояние между четецът и идентификаторът в този обхват е около 35 cm.

• Висока честота - High Frequency (HF)

Това са честотите между 3 и 30 MHz. Стандартната честота за HF RFID система е 13.56 MHz. Този тип системи имат широко разпространение, като техните характеристики са регламентирани и от международните стандарти ISO 15693 и ISO 14443. Това дава широки перспективи пред използването на HF устройства в различни области и улеснява въвеждането на такива системи и използването им в голям брой приложения за проследяване на стоки и материални активи, в библиотеки, в текстилната индустрия, за електронни разплащания и много други. Максималното разстояние между четецът и идентификаторът в този

обхват е около 100 cm, като от голямо значение тук е освен работната среда и геометричните размери на антената на четецът. В този честотен обхват се намира и най-бързо развиваща се RFID технология: NFC (Near Field Communication).

- **Ултра висока честота - Ultra High Frequency (UHF)**

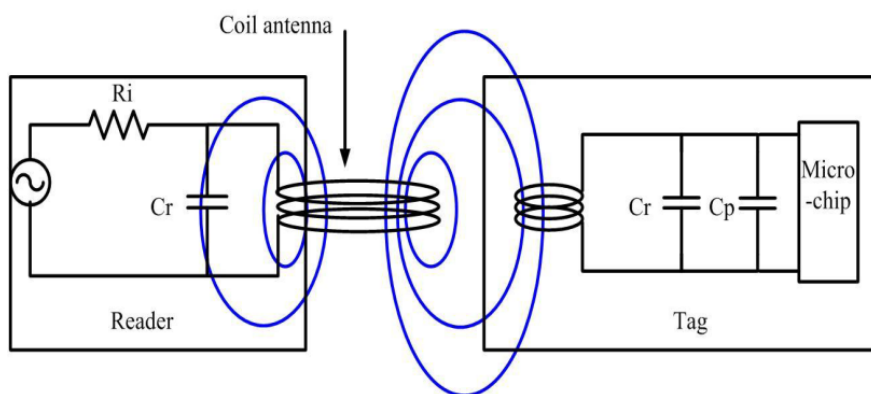
Това са честотите между 300 MHz и 1 GHz. Типичната честота за пасивна UHF система в Европа е 868 MHz, а за САЩ е 915 MHz. Активните UHF системи функционират на 315 MHz или 433 MHz. Бързият трансфер на данни и ниската цена на идентификаторите са важни предимства на UHF. Максималното разстояние между четецът и идентификаторът е до 100 m, но за да се постигне това е необходима пряка видимост между четецът и идентификаторът. Не се препоръчва обхватът да бъде използван при наличието наблизо на метали и течности, тъй като електромагнитните вълни с тези високи честоти се отразяват много силно от тях и могат да попречат на работа на устройството. Четците за този обхват в Европа задължително трябва да проверят, дали каналът е свободен преди да изпратят информацията към идентификаторът (т.н. режим Listen Before Talk), което създава допълнителни ограничения в използването на тази честотна лента.

При честоти над 1 GHz, стандартно се използват 2.45 GHz или 5.8 GHz. Идентификаторите могат да бъдат с много малки размери, трансферът на данни е най-бърз в сравнение с другите честоти, но металите и течностите са сериозна пречка за използването им.

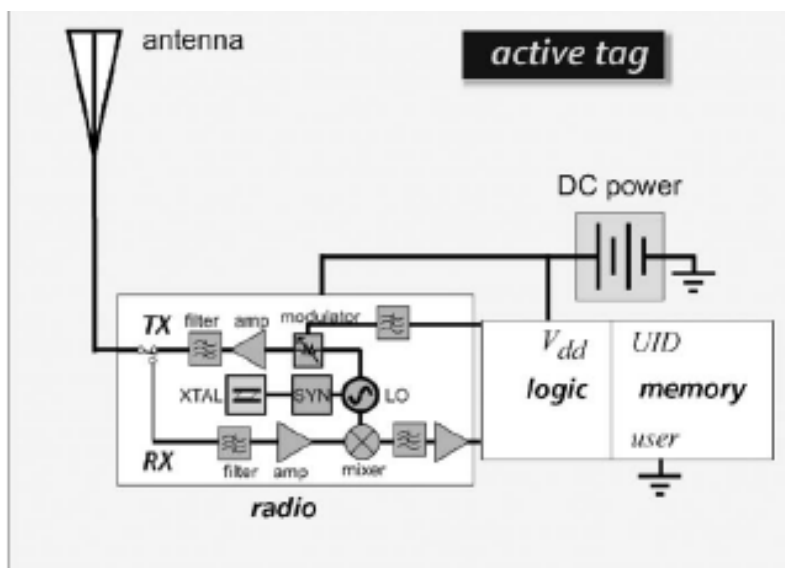
1.4. Хардуерни компоненти на RFID система.

- **RFID идентификатори**

Идентификаторите са наричани още тагове, транспондери и етикети. Всеки идентификатор има две основни структурни компонента - антена и интегрална схема (памет EEPROM, OTP). RFID идентификаторите могат да бъдат класифицирани според захранването си като пасивни (фиг. 3) без собствено захранване и активни (фиг. 4) със собствено захранване (батерия).



Фиг. 3. Пасивен RFID идентификатор



Фиг. 4. Активен RFID идентификатор

Пасивните идентификатори нямат собствено захранване. Необходимият ток се индуцира в антената, чрез получаване на радиочестотен сигнал, осигуряващ необходимото напрежение за интегралните схеми. Разстоянието, на което може да се прочетат данните е от няколко милиметра до метър.

RFID системи от този тип намират приложение при обработката на големи количества багаж по аерогарите, при контрол на сигурността и достъпа в различни учреждения, при контрола за кражби на стоки в големите супермаркети, при картите за градски транспорт и други, [93, 95, 98, 99].

Активни RFID идентификатори са снабдени със захранващ източник и енергията необходима за трансфера на информацията се осигурява от него. Като източник на енергия най-често се използва батерия, но има варианти и със слънчев (соларен) захранващ източник, [102, 103, 104].

Наличието на автономен източник позволява идентификаторите да изпълняват други задачи в реално време освен съхранението и обмена на информацията. Те могат да са снабдени с различни сензори и да обработват данни за околната среда, например температура, налягане, наличие или отсъствие на определени вещества и други. Автономното захранване позволява многократно препрограмиране и актуализиране на съхраняваната информация.

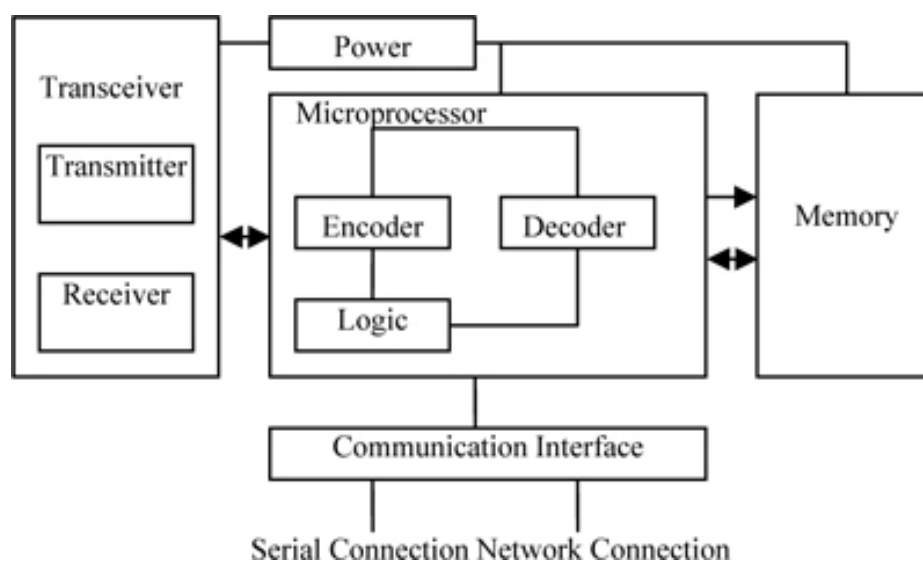
При този вид системи, транспондера излъчва постоянно информацията съхранена в него, като процеса на трансфер с четеща се активира от идентификатора. Когато идентификаторът попадне в зоната на приемане на четеща излъчваният от него сигнал предизвиква активиране на четеща и трансфера започва. Обхвата на приемане зависи от няколко фактори, като главен е състоянието на батерията. При този тип RFID системи той достига до 50 метра.

Срока на употреба на такъв тип идентификатор варира от 3 до 5 години според трайността и капацитета на батерията и обема на предаваната информация. При активните идентификатори антената на четеща служи за излъчване само на информацията, която се записва в транспондера при препрограмирането му. С цел удължаване живота на батерията са разработени транспондери, които не излъчват постоянно, а през определен интервал от време. Например няколко секунди или минути. Това обаче силно намалява скоростта на обработка на информацията и забавя процеса на стокообмена или на товаропотока маркиран с такива транспондери.

- RFID четящо устройство (Reader)

Четящо устройство съдържа антена, контролер за кодиране/декодиране на канала и памет, (фиг. 5). Информацията записана в паметта на транспондера изкривява силовите линии на електромагнитното поле в резултат на модулация

на основната честота с данните. Четеца открива тези изкривявания, демодулира потока от данни, декодира информацията и я подава на компютърна система за визуализация на резултата от комуникацията. При приемане на модулирания сигнал, четеца използва командния протокол за демодулиране и декодиране на данните и определя, дали да се повтори предаването на сигнала от транспондера. Това е заложено в протокола, като инструкция за спиране на предаването от транспондера. Целта е да се задържи четенето от тага за малък период от време, което представлява периодично запитване към него. Този метод се използва при наличие на повече от един транспондер. Друг метод за четене е претърсване на транспондери със специфичен и ID сигнал, като последователно се запитва всеки от тях.



Фиг. 5. RFID четящо устройство

- Антена за RFID

Радиочестотната идентификационна (RFID) антена е специално проектирана антена, която служи за предаване и приемане на радиосигнали в RFID системата. Тази антена е важна част от RFID технологията и позволява комуникацията между RFID четеца и RFID таговете (етикети).

Основните функции на RFID антената включват:

- Излъчване на радиочестотен сигнал: Когато RFID четецът изпрати запитване към RFID тага, антената генерира радиочестотен сигнал, който се изпраща към тага. Този сигнал съдържа захранващата енергия и инструкции за тага.

- Приемане на отразения сигнал: След като RFID тагът получи захранване от антената, той генерира собствен радиочестотен сигнал, който съдържа идентификационната информация или данните, които трябва да бъдат предадени на четеца. Антената приема този сигнал и го предава на четеца за обработка.

- Оптимизиране на обхвата и ефективността: RFID антените се проектират така, че да максимизират обхвата и ефективността на комуникацията с RFID таговете. Това включва определени размери, форма и позициониране на антената, които са оптимизирани за конкретното приложение.

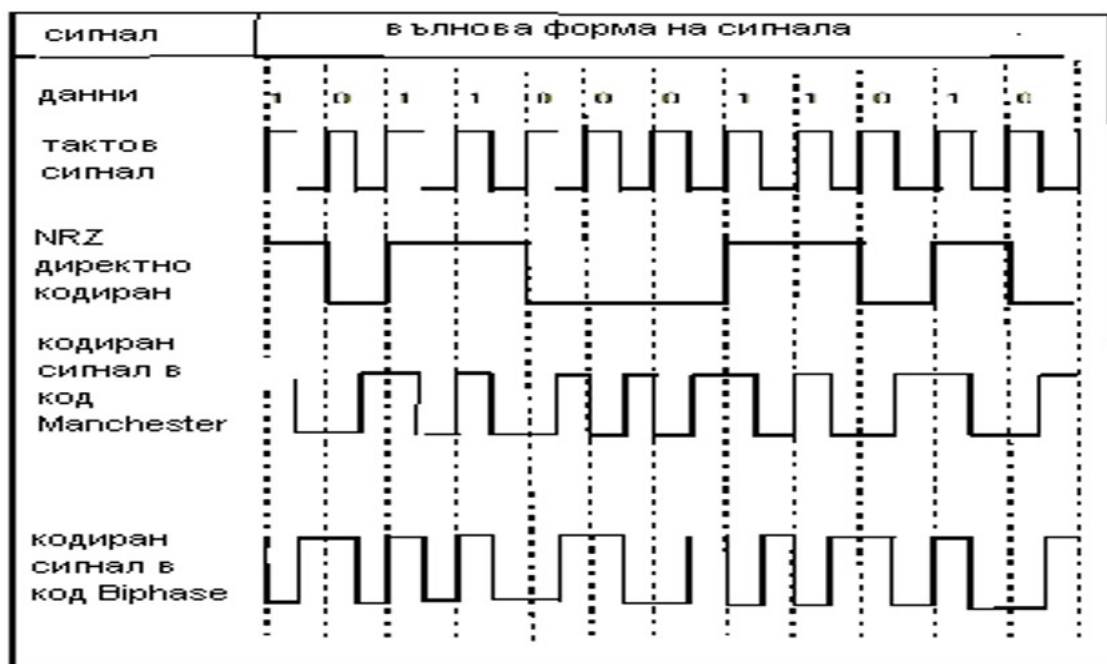
Преносът на данни се поддава на въздействия от средата или каналите, по които данните преминават, включително въздуха. Електромагнитният шум, интерференцията и смущенията налагат използване на защита с цел пренасяне на данните без грешки. Процесът на пренос на данни може да бъде синхронен и асинхронен. Структурирането на потока данни е известно като кодиране на канала.

Методите за кодиране на канала са представени на фиг. 6 и са:

- **NRZ (директен метод)**. В този метод данните се кодират спрямо периода на clock сигнала. Ниското ниво на сигнала е “0“, а високото логическо ниво е “1“.

- **Манчестер код** за кодиране на данни. Промяната в нивото на сигнала, настъпва за всеки половин период на тактуващия сигнал (clock).

- **Biphase код**. Този метод е същия като метода за кодиране с Манчестер код, но фазата на изходния сигнал е завъртяна на 90 градуса.



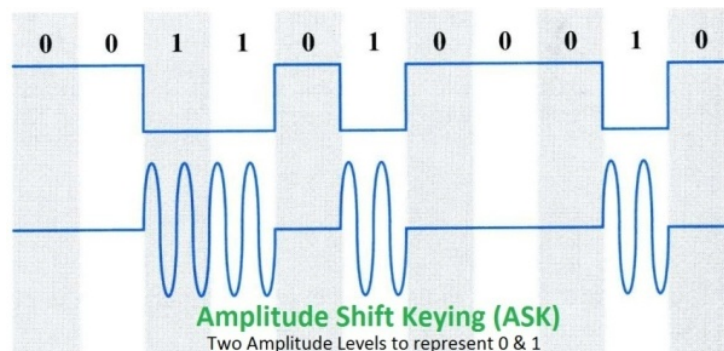
Фиг. 6. Методи за кодиране на канала

1.5. Модулация на данни.

Предаването на данни в ефира или в пространството, разделящо два компонента, които обменят информация, изисква тя да бъде представена като променящо се поле или вълна. Тази трансформация се нарича модулация. Модулацията е процес на промяна на параметрите на един сигнал, наричан носител, под въздействие на друг сигнал, наричан модулиращ. Носещият сигнал е с много по-голяма честота от модулиращия и обикновено се изменя по синусоидален или косинусоидален закон. В зависимост от параметъра, който се модулира, съществува амплитудна модулация (АМ), честотна модулация (ЧМ) и фазова модулация (ФМ). Последните две са известни с общото наименование ъглова модулация. Когато носещият сигнал има правоъгълна форма, налице е импулсна модулация. Съществуват амплитудно импулсна модулация (АИМ), честотно импулсна модулация (ЧИМ), фазово импулсна модулация (ФИМ) и широчинно импулсна модулация (ШИМ). Когато носещият сигнал е хармоничен, а модулиращият има правоъгълна форма, говорим за манипулация – амплитудна, честотна и фазова.

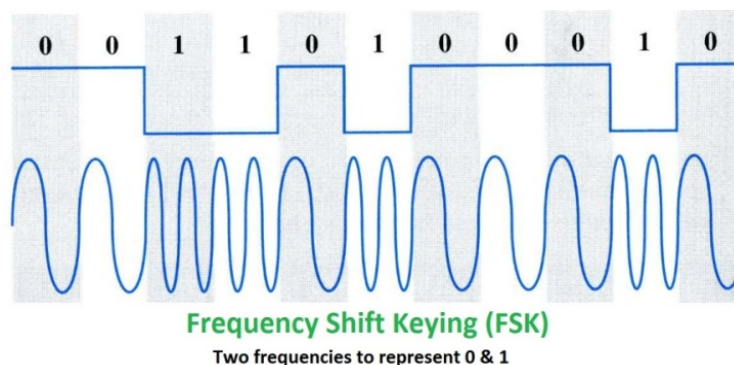
Амплитудно импулсна модулация - **Pulse-Amplitude Modulation (ASK)**:

При ASK, амплитудата на носещия сигнал се променя в зависимост от сигнала на модулиращият, (фиг. 7). Например високо ниво на сигнала на модулиращия сигнал би предизвикало по-голяма амплитуда на носещия сигнал, докато ниско ниво би предизвикало по-малка амплитуда.



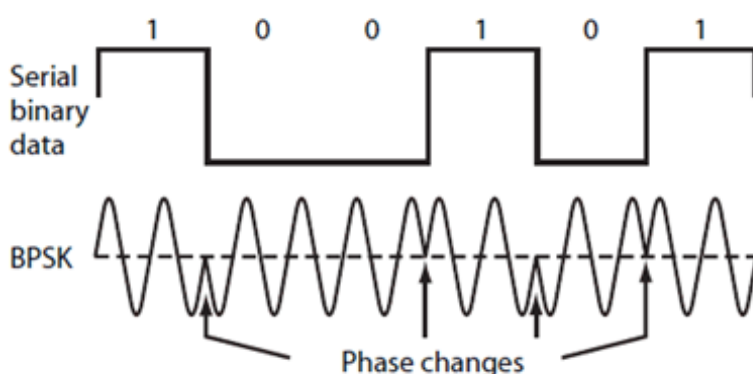
Фиг. 7. Амплитудно импулсна модулация

Честотно импулсна модулация - Pulse-Frequency Modulation (FSK): При FSK честотата на носещия сигнал се променя в зависимост от сигнала на модулиращият, (фиг. 8). Високо ниво на модулиращият сигнал може да предизвика по-голяма честота на носещия сигнал, докато ниско ниво може да предизвика по-малка честота.



Фиг. 8. Фазово импулсна модулация

Фазово импулсна модулация - Pulse-Phase Modulation (BPSK): При BPSK, фазата на носещия сигнал се променя в зависимост от сигнала на модулиращият, (фиг. 9). По-голямо ниво на сигнала на модулиращият би предизвикало по-голяма промяна във фазата, докато по-ниско ниво би предизвикало по-малка промяна.



Фиг. 9. Фазово импулсна модулация

Обект на разглеждане в дисертацията е АМ в RFID технологията. Амплитудната импулсна модулация (АИМ) е, при която амплитудата на носещия сигнал се променя в зависимост от стойностите на модулиращия сигнал.

Този вид модулация се използва в комуникационни системи за предаване на сигнали чрез радио вълни и други средства. Тук са представени различните видове сигнали, като:

- **Носещ сигнал:** Това е синусоидален сигнал с фиксирана честота, който служи като основен носител на информацията. Тази висока честота се нарича радиочестотен носител. Математически амплитудно модулирания сигнал може да се представи по следния начин:

$$a_o(t) = \cos(\omega_o t + \varphi_o) \quad (1)$$

- **Модулиращ сигнал:** Това е сигналът, който се предава (например текстово съобщение във вид на бинарен код). Стойностите на модулиращия сигнал влияят на амплитудата на носещия сигнал.

Ако модулиращия сигнал е хармоничен, то се описва с изрази:

$$s(t) = A_m \cos(\Omega t + \varphi_\Omega) \quad (2)$$

Ако модулиращия сигнал е поредица от нули и единици те модулират носещият сигнал като всяка нула ще представлява хармоничен сигнал с амплитудата A_0 , а всяка единица ще представлява хармоничен сигнал A_1 . Тогава информационният сигнал $M(t)$ може да бъде представен като поредица от амплитуди:

$$M(t) = [A_0, A_1, A_0, A_1, A_0, \dots]$$

- **Процес на модулация:**

$$a_{AM}(t) = [A_o + A_c s(t)] \cos(\omega_o t + \varphi_o) = A_o [1 + ms(t)] \cos(\omega_o t + \varphi_o) \quad (3)$$

където:

$a_o(t) = \cos(\omega_o t + \varphi_o)$ – носещ сигнал;

$s(t) = A_m \cos(\Omega t + \varphi_\Omega)$ – функцията, с която се описва модулиращия сигнал, носител на информацията;

$m = A_c / A_o$ – индекс (коефициент, дълбочина) на модулацията;

A_o – амплитудата на носещ сигнал;

A_c – амплитудата на модулиращия сигнал.

Преимущества на АМ включват сравнително лесната реализация на предавателни и приемни устройства и възможността за предаване на сигнали на голямо разстояние. Обаче този метод се сблъсква с проблеми, като изменение на амплитудата на сигнала при шум и ограничението да не може да предава данни на високи скорости поради ограничението на амплитудната модулация.

Шум може да бъде предизвикан от различни фактори и източници, като електромагнитни интерференции, физически процеси в предавателя, разпространение на сигнала през различни среди и други.

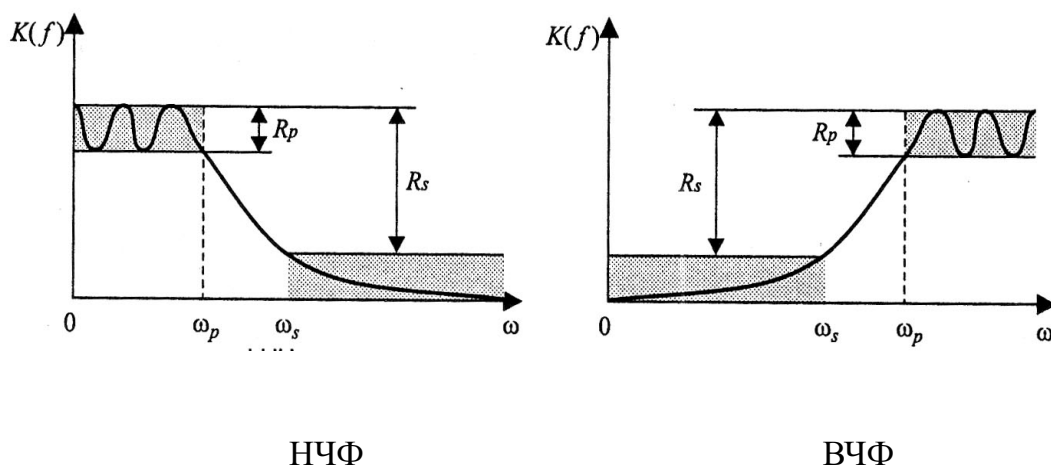
Когато различни електромагнитни сигнали с различни близки честоти се прилагат в близост, може да възникне интерференция, която води до засилване или ослабване на сигналите както и до промяна на информацията носена от електромагнитна вълна разпространявана през зашумена среда. Разработването на технически средства за поддтискане на смущения е важен компонент от процеса на проектиране на разпределени системи за безично събиране и обработка на информация.

За оценяване на качеството (СЕ) дадено електронно устройство се подлага на редица тестове за електромагнитна съвместимост (ЕМС), регламентирани в БДС и изброени по-горе в настоящия дисертационен труд.

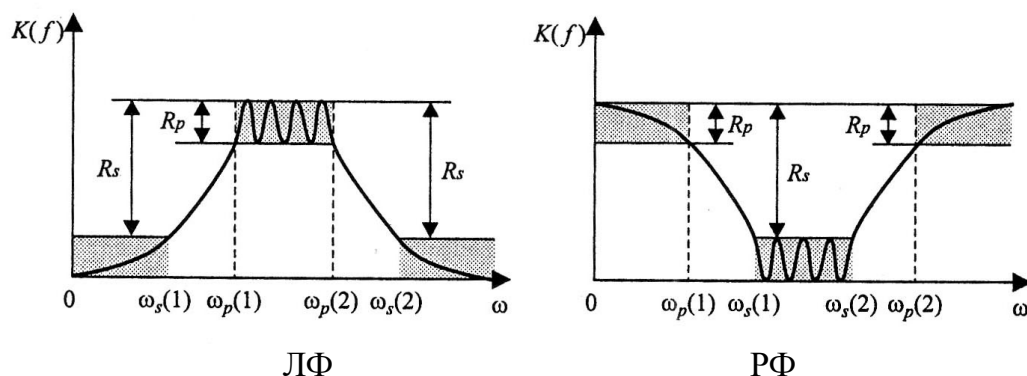
Електромагнитна съвместимост е способността на електронно устройство да функционира задоволително в своята електромагнитна среда, без да създава недопустими смущаващи електромагнитни въздействия върху друго устройство в тази среда. Техническите методи за потискане, ограничаване и пълно отстраняване на въздействието на смущенията са филтрация, екраниране, замасяване и заземяване.

При проектиране на дадено устройство хардуерните инженери, не винаги обръщат внимание на изискванията за електромагнитна съвместимост, което поражда загуба на време за производство на даден продукт и загуба на финансови средства. Средната цена за тестове за ЕМС е 10000 евро за един пълен тест. При несъответствие с нормите устройството се анализира, коригира и се тества

повторно при същите финансови условия. На следващите фигури (фиг. 10 и фиг. 11) са представени най-разпространените типове филтри за подтискане на смущения.



Фиг. 10. Ниско и високочестотен филтър



Фиг. 11. Лентов и режекторен филтър

Изчисляването на филтрите изискват задаване като входни параметри на порядъка n и честотата на среза ω . При това понятието честота на среза за филтрите от различен тип се определя различно. Изходните данни при разработването на филтри, като правило, са други параметри: гранична честота в интервала на пропускане ωP , в интервала на задържане ωS , допустимата неравномерност на амплитудно-честотната характеристика (АЧХ) в интервала на пропускане R_p и минимално необходимо затихване в интервала на подтискане R_s .

Сивите области на фигурата показват допусковите полета, в които трябва да се помести АЧХ на филтъра.

Диференциалното уравнение на колебателно звено има вида:

$$T^2 \frac{d^2 y(t)}{dt^2} + 2\xi T \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = kx(t) \quad (4)$$

където:

$x(t)$ - входно въздействие;

$y(t)$ - изходен сигнал на звеното;

$W(p) = \frac{k}{T^2 p^2 + 2\xi T p + 1}$ - предавателна функция;

k - коефициент на усилване;

T – времеконстанта;

ξ - коефициент на затихване.

Динамичните свойства на звеното зависят от корените на характеристичното му уравнение:

$$T^2 p^2 + 2\xi T p + 1 = 0 \quad (5)$$

$$p_{1,2} = \frac{-\xi \pm \sqrt{\xi^2 - 1}}{T} \quad (6)$$

Ако $0 < \xi < 1$, то преходната функция представлява затихващи колебания, то звеното е устойчиво колебателно.

$$W(p) = \frac{k}{T^2 p^2 + 2\xi T p + 1} \quad (7)$$

Ако $\xi = 0$, то преходната функция е на незатихващи колебания.

$$W(p) = \frac{k}{T^2 p^2 + 1} \quad (8)$$

Ако $\xi < 0$, то $W(p) = \frac{\frac{1}{pC}}{\frac{1}{pC} + pL + R} = \frac{1}{1 + p^2 CL + pCR}$, то звеното е неустойчиво колебателно.

Ако $\xi \gg 1$, то $T_2 \ll T_1$ $W(p) = \frac{k}{(T_1 p + 1)}$, то звеното е аperiодично от първи ред.

1.6. Демодулация на данни.

Демодулацията на амплитудно модулирания сигнал се извършва, за да се възстанови оригиналният информационен сигнал. В случая на отделянето на обвивката (Envelope Detection), целта е да се извлече нискочестотният информационен сигнал от модулирания сигнал. Тъй като модулираният сигнал представлява амплитудна вариация на носещата вълна, която следва нискочестотния информационен сигнал, отделянето на обвивката се постига с изваждане на амплитудата на носещата вълна от входния сигнал. След този процес остава само нискочестотният сигнал.

Полученият нискочестотен сигнал, който съдържа оригиналната информация, може да бъде подложен на допълнителни операции като декодиране или обработка, за да се възстанови окончателният резултат - оригиналният информационен сигнал.

Манчестърският код (Manchester Code) е вид линеен код, който се използва за кодиране на бинарни данни така, че да има синхронизация между предаващото и получаващото устройство, както и за избягване на дълги последователности от нули или единици. В Манчестърския код, всеки бит от оригиналния сигнал се кодира със смяна на нивата на сигнала в средата на периода на бита. Декодирането на сигнал, кодиран в Манчестърски код следва последователността:

- Този сигнал трябва да има смяна на нивата на сигнала в средата на всеки бит.

- Разделя се Манчестърския сигнал на периоди, като се измерва времето между смените на нивата. Тези периоди ще представляват битовете в оригиналния сигнал.

- Анализ на периодите. Всяка смяна на нивата може да бъде интерпретирана като бит 1, а липсата на смяна на нивата може да бъде интерпретирана като бит 0. Зависи от това дали Манчестърският код е с „първо високо“ (High First) или „първо ниско“ (Low First) кодиране. В зависимост от тази конвенция, трябва да се определи какво представлява смяната на нивата.

- След като се анализират всички периоди, ще се получат последователност от битове, които са кодирани в Манчестърския сигнал.

- След това може да се преобразуват битовете в съответната информация или данни, които сигналят кодира.

Спектралния анализ на сигналите играе основна роля в електрониката и комуникациите. Със спектралния анализ са свързани филтриране, откриване и разпознаване на аудио и видео сигнали, избор на честота на дискретизация, на широчината на честотната лента на КВ подходящ подбор на средата на разпространение на сигнала (коаксиален, оптичен кабел, радио среда и др.). В дисертацията е използван фурие анализ за визуализиране на сигналите в честотната равнина с програмната среда MATLAB, [101, 108].

Връзката между формата (времева функция) и спектъра (честотна функция) на сигнала се определя еднозначно и обратимо с прилагане на право преобразуване на Фурие (ППФ) и обратно преобразуване на Фурие (ОПФ) в две основни форми непрекъснато и дискретно представяне. За периодични сигнали е използвана следната пълна тригонометрична форма:

$$S(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos n\omega_0 t + b_n \sin n\omega_0 t) \quad (9)$$

$$a_0 = \int_{-T/2}^{T/2} S(t) dt \quad (10)$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} S(t) \cos n\omega_0 t dt \quad (11)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} S(t) \sin n\omega_0 t dt \quad (12)$$

1.7. Хардуерна реализация на NFC четящо устройство.

Near Field Communication (NFC) е набор от комуникационни протоколи и интерфейс на базата на RFID технология.

NFC е най-горещата технологична тенденция, налагаща се в целия свят. NFC се използва в медицината, сферите на икономиката, автомобилната и военна индустрия, [69]. Примери за приложението и са кредитните карти, електронните билети, смарт телефоните и часовници, контролно-пропускателните пунктове, както и конфигурацията и с други безжични технологии. NFC се напътства и следи от “NFC Forum”, който е организация от 150 компании, които работят заедно за развитието на технологията. В тази връзка са разработени следните стандарти:

NFC стандарти - Изградени са по образец на стандарта RFID ISO 1444-3.

- **ISO1443 стандарт**

ISO/IEC 14443 е международен стандарт за безконтактна картова комуникация. Състои се от четири подстандarta:

Част 1: ISO/IEC 14443-1 описва физическите характеристики на тези карти.

Част 2: ISO/IEC 14443-2 описва радиочестотата мощност и интерфейса на сигналите. Основният акцент е върху времената, формата на сигналите и начина на кодиране.

Част 3: ISO/IEC 14443-3 описва инициализация и разпоредби за предпазване от сблъсък. Тази част се отнася до данните, командния ред и начините за предпазване от сблъскване при наличието на повече от една карта (таг) в областта на електромагнитното поле.

Част 4: ISO/IEC 14443-4 описва протокола за предаване на данни.

- **ISO/IEC18092** е ръководния международен стандарт за тази технология. Тя се основава на ISO/IEC 14443, но има една огромна разлика. Този стандарт е базиран на трите основни режима на комуникация.

- **EMV стандарт** е технически стандарт за смарт карти за плащане, за платежни терминали и банкомати. EMV (Europay, MasterCard и Visa) карти са смарт карти (наричани още чип карти или IC карти), които съхраняват данните си на интегрални схеми, а не магнитна лента, въпреки, че много EMV карти също имат лента за съвместимост. Платежните карти, които отговарят на стандарта EMV често се наричат чип-и-пин или чип-и-подпис карти, в зависимост от точните методи за идентификация, необходими за да ги използват.

EMV е абривиатура за Europay, MasterCard и Visa, трите компании, които първоначално са създадени стандарта. Стандартът сега се управлява от EMV Co, консорциум с контрол разделен поравно между Visa, Mastercard, JCB, American Express, China UnionPay и Discover, [85].

- **EMC стандарти относно измерване на излъчени смущения**

- Смущаващо напрежение в захранващите изводи, честотен обхват 150 kHz – 30 MHz - БДС EN 55011, БДС EN 55014-1, БДС EN 55015, БДС EN 55016-2-1.

- Смущаваща мощност в захранващите изводи, честотен обхват 30 MHz – 300 MHz - БДС EN 55014-1.

- Излъчени смущения в пространството, честотен обхват 30 MHz – 1 GHz - БДС EN 61000-4-20.

- Излъчени електромагнитни смущения, честотен обхват 9 kHz – 30 MHz - БДС EN 55015.

- Смущения с прекъсвания в захранващите изводи, честотен обхват 150 kHz – 30 MHz - БДС EN 55014-1.

- **EMC стандарти относно устойчивост на смущения**

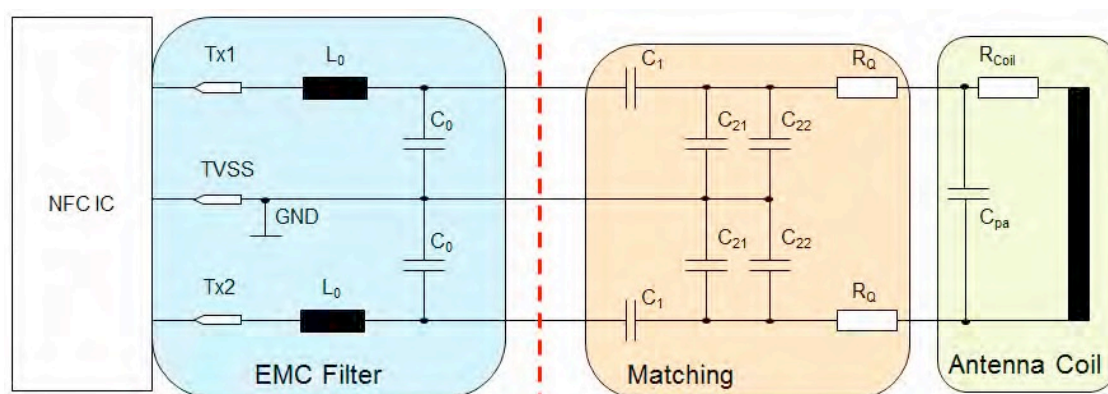
- Електростатични разряди - БДС EN 61000-4-2.
- Бързи преходни процеси и пакети импулси. Ниво на напрежение 250 V – 4000 V- БДС EN 61000-4-4.
- Отскок на напрежението. Ниво на напрежение 500 V – 6000 V - БДС EN 61000-4-5.
- Кондуктивни смущения, индуцирани от радиочестотни полета. Честота: 100 kHz – 250 MHz, импеданс: 50 Ω , мощност: 75 W- БДС EN 61000-4-6.
- Магнитни полета с честота на захранващата мрежа. Интензитет на магнитното поле (0,5 – 150) A/m - БДС EN 61000-4-8.
- Импулсни магнитни полета. Интензитет на магнитно поле (0,5 – 150) A/m- БДС EN 61000-4-9.
- Краткотрайно спадане, краткотрайно прекъсване и изменение на напрежението - БДС EN 61000-4-1.

1.8. NFC четящо устройство.

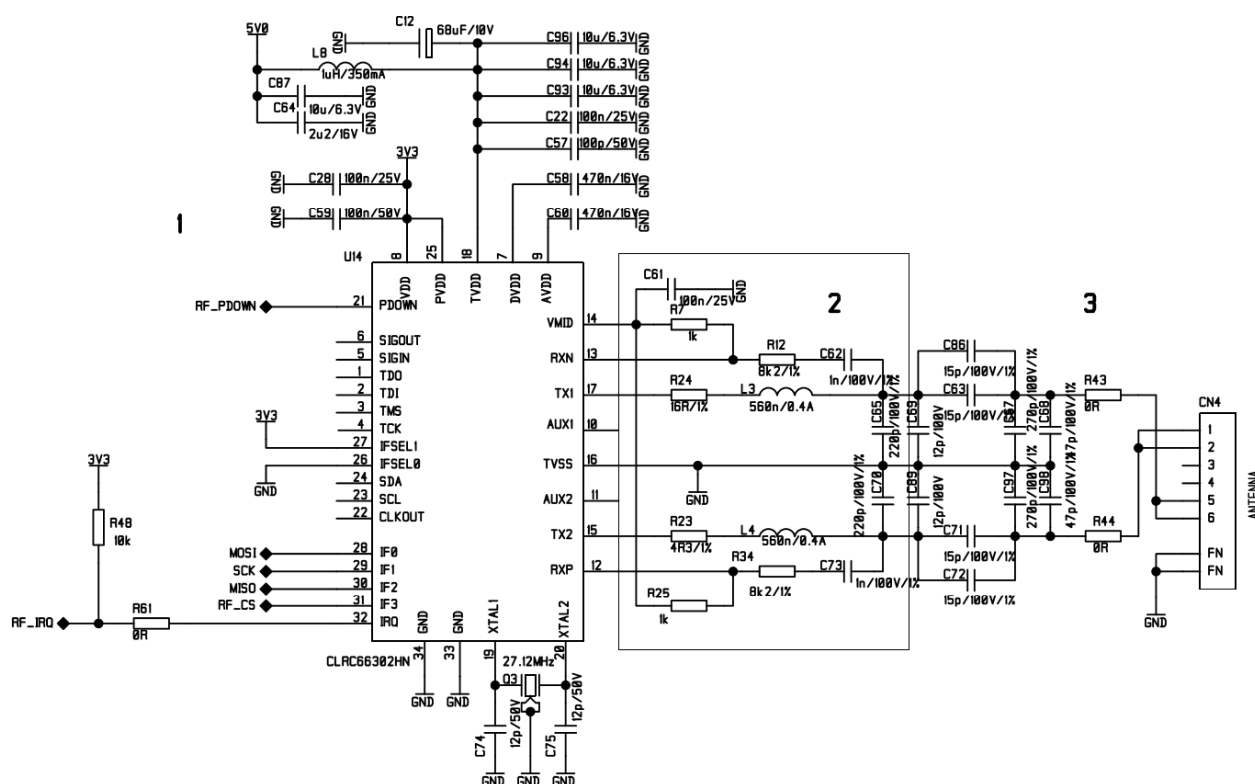
Цифровата обработка на данните в четеца се изпълнява от предварително избран микроконтролер (избира се спрямо функционалните потребности на системата) изпълняващ потребителска програма. Микроконтролерът комуникира със специализираната интегрална схема CLRC66302HN по сериен интерфейс (Serial Peripheral Interface - SPI). RFID интегрална схема кодира данните получени от микроконтролера по серийният интерфейс с който модулира носеща честота 13,56 MHz. Модулираният сигнал се подава на филтър за отстраняване на високо честотни съставящи, който интерферира в пространството и вредят на работата на други електронни устройства. След филтъра модулираният сигнал прминава през схема за донастройка на честота както и за синхронизиране с антена (импеданс и честота). На фиг. 12 е представена блокова схема, която съдържа:

- Интегрална схема CLRC663 за генериране и четене на амплитудно модулиран сигнал 13,56 MHz за RFID комуникация;

- IO-pass филтър;
- Антена и схема за синхронизиране на импеданса м/у нея и останалата част от системата (match схема).



Фиг. 12. Блокова схема на NFC четящо устройство



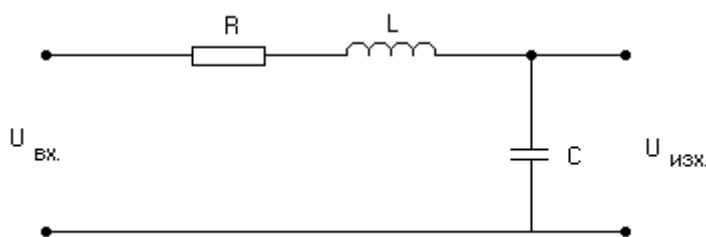
Фиг. 13. Електрическа схема на NFC четящо устройство

На фиг. 13 е представена електрическа реализация в програмната среда CADSTAR на NFC четящо устройство.

В дисертационния труд обект на разглеждане са изграждане на филтър за филтриране на високочестотни хармоници, както и на филтър за филтриране на бял Гаусов шум. Целта е да се определят стойностите на елементите изграждащи електрическата схема на филтъра. В дисертационния труд е представен подход за намиране стойностите на пасивните и активните елементи в веригата от гледна точка на теорията за автоматично управление (ТАУ) за конкретно изследване на колебателно звено. Хардуерната реализация на нискочестотен филтър за филтриране на високо-честотни шумове е представена с електрическата схема от фиг. 14 и е изградена от пасивни елементи на филтър от втори ред с предавателна характеристика:

$$W(p) = \frac{\frac{1}{pC}}{\frac{1}{pC} + pL + R} = \frac{1}{1 + p^2CL + pCR} \quad (13)$$

Реализацията на филтър с операционен усилвател не се препоръчва, защото пропускателната му способност е до 1 MHz.



Фиг. 14. Електрическа схема на филтър

$$W(p) = \frac{k}{T^2p^2 + 2\xi Tp + 1} \quad (14)$$

В следващата стъпка се определят полюсите на характеристичния полином, който е знаменателя на предавателната функция. За колебателно звено от 2-ри ред, това са два комплексно спрегнати корена с реална Re и имагинерна Im съставляща:

$$W_{cnp} = \sqrt{Re^2 + Im^2}$$

$$T = 1/W_{cnp}$$

$$\xi = \text{modul}(Re/W_{cnp})$$

Стойностите на елементите в електрическата верига са:

$$T = \sqrt{LC} \quad (15)$$

$$\xi = \frac{R}{2} \sqrt{\frac{C}{L}} \quad (16)$$

При зададена стойност на индуктивността L се определят C и R .

Математическият модел е реализиран в програмната среда MATLAB за предавателна характеристика за филтър на Чебишев и са определени оптималните стойности за компонентите на електрическата схема.

1.9. Изчисляване на RFID антена.

Обект на изследване в настоящия дисертационен труд са две антени с различни параметри. Те са реализирани са като гъвкави печатни платки. Медния слой е поставен между два слоя полиамидна изолация, така че да остане в неутралната линия на огъване на платката. На фиг. 15 а, б са представени параметрите на изследваните антени. Загубите на енергия в системата на антената се определя, чрез качествения фактор - Q .

Колкото по-нисък е Q -факторът, толкова по-стабилна и устойчива на външни смущения е системата. Изчисляваме максимално допустимият Q -фактор, чрез формулата:

$$Q_{MAX} \leq f \cdot T \quad (17)$$

Q -фактор спрямо параметрите на антената се определя с формулата:

$$Q_a = \frac{\omega \cdot L_a}{R_a} \quad (18)$$

където:

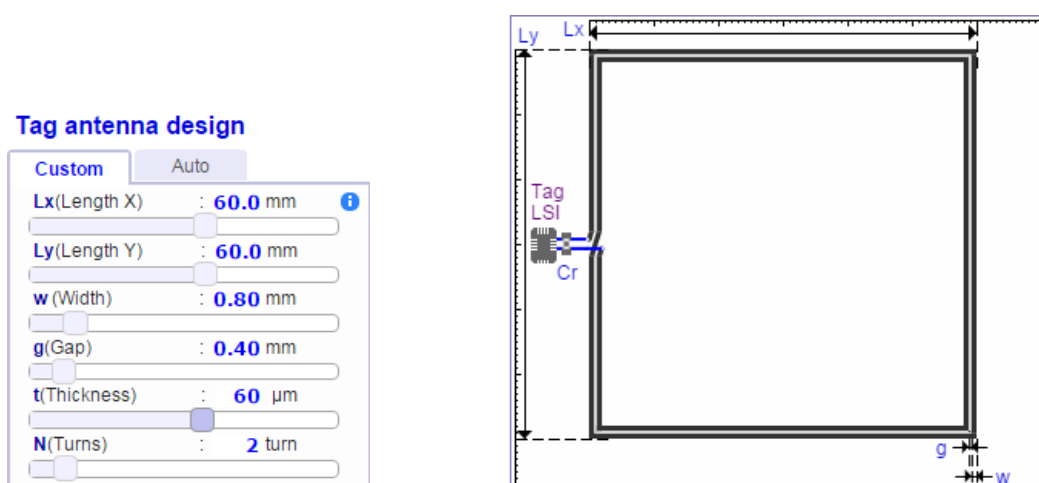
ω - ъгловата честота или ъгловата скорост;

L_a - индуктивността на антената;

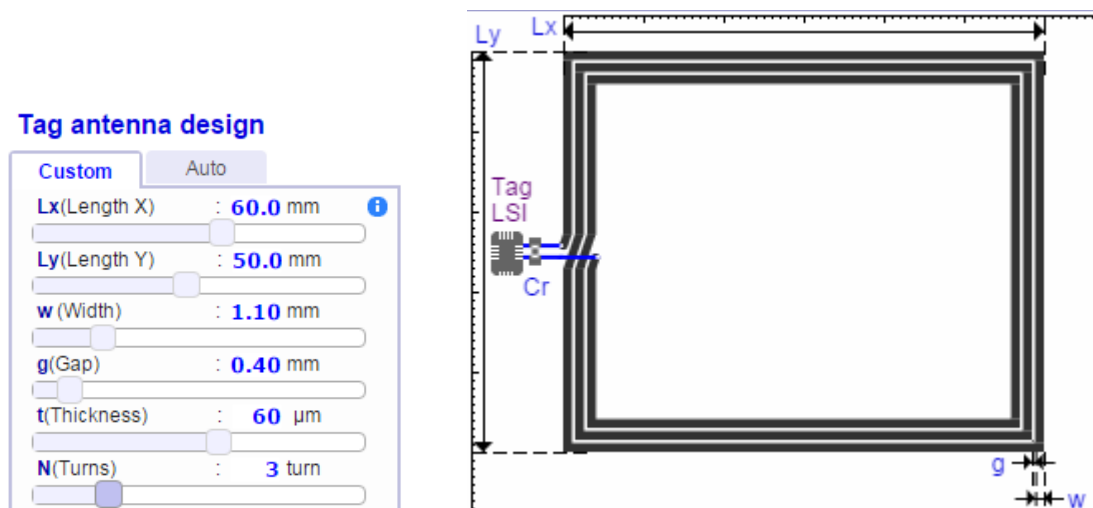
R_a - активното съпротивление на антената.

Ако Q -факторът е с по-голяма стойност от желаната, се поставя външен намаляващ резистор, който се изчислява по формулата:

$$R_Q = 0.5 \left(\frac{\omega \cdot L_a}{Q} - R_a \right) \quad (19)$$

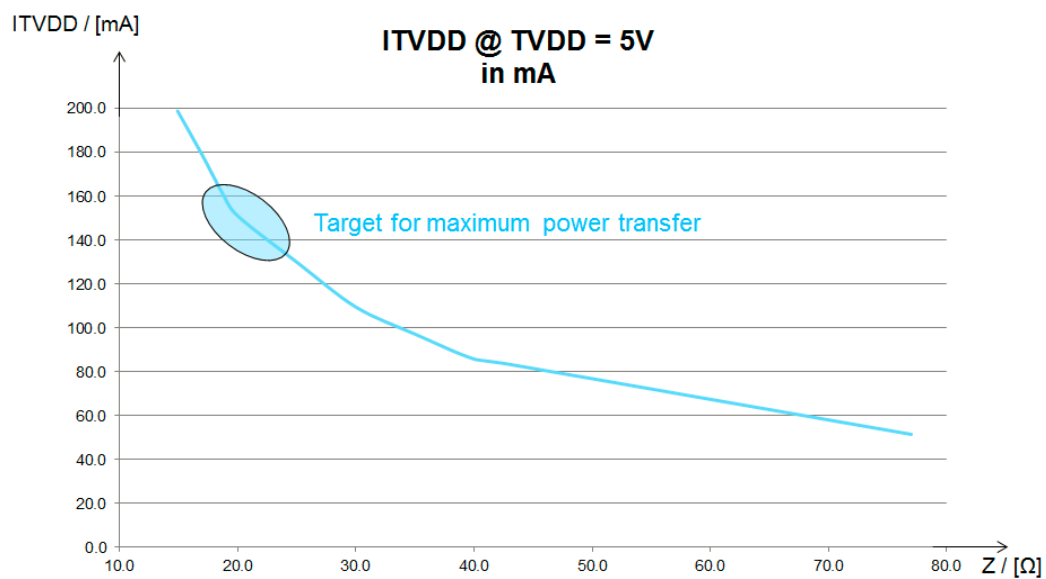


Фиг. 15 а. Антена 1



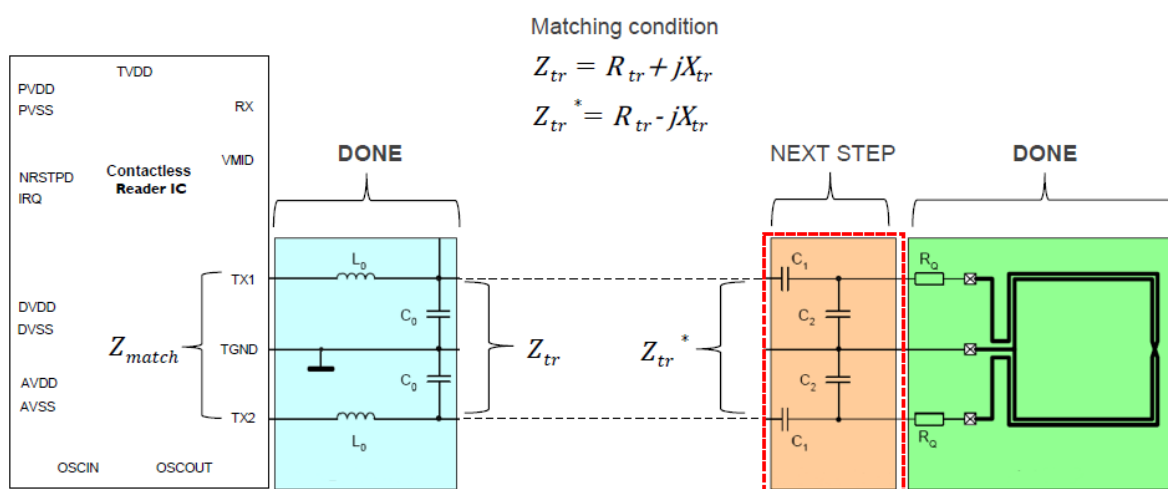
Фиг. 15 б. Антена 2

Силата на магнитното поле зависи изцяло от импеданса на антената и правилното и съгласуване. На фиг. 16 е показана зависимостта между тока I и импеданса на антената.

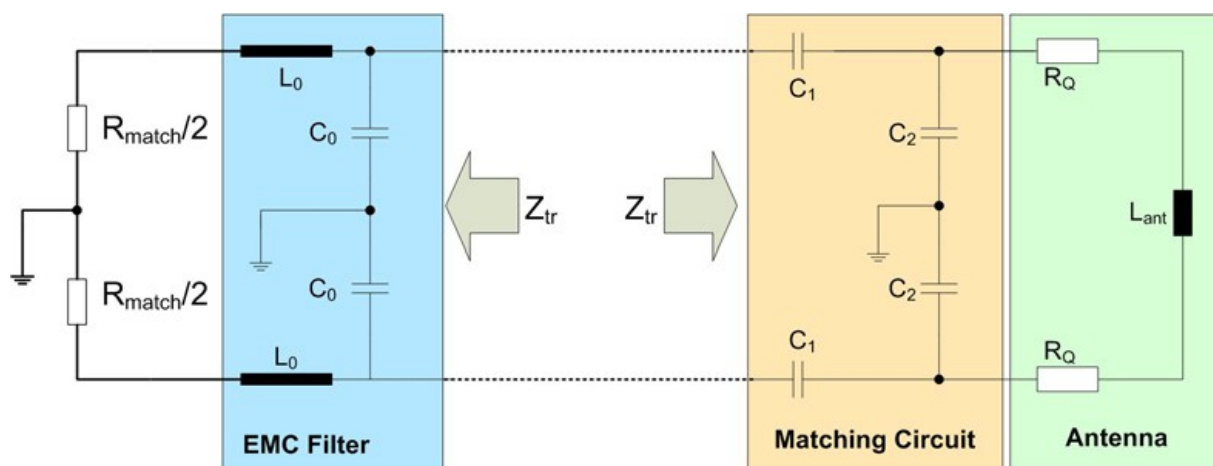


Фиг. 16. Зависимост между тока I и импеданса на антената Z

Съгласуването на антената с хардуерния модел е ключов процес при проектирането и интеграцията на RFID система и помага за оптимизиране на производителността и надеждността на системата. Импедансното съпротивление на резонансната антена трябва да бъде съгласувано с импедансното съпротивление на хардуерния модел, който работи с нея както и с вълново съпротивление от $50\ \Omega$. Това помага за постигане на оптималния Q -фактор и ефективност на антената при комуникацията, (фиг. 17).



Фиг. 17. Съгласуващ блок на CLRC663



Фиг. 18. Съгласуващ блок с ЕМС филтър

Съгласуващият блок заедно с ЕМС филтъра трансформират импеданса на антената. Приравняване на импеданса на хардуера към вълново импедансно съпротивление от 50Ω , $Z_{match}=R_{match}=50\Omega$ (фиг. 18) за изчисляване на кондензаторите $C1$ и $C2$ за настройка на импеданса на цялата система.

$$Z_{tr} = R_{tr} + j.X_{tr} \quad (20)$$

$$R_{tr} = \frac{Z_{match}}{(1 - \omega^2.L_0.C_0)^2 + \left(\omega.\frac{Z_{match}.C_0}{2}\right)^2} \quad (21)$$

$$X_{tr} = 2.\omega.\frac{L_0.(1 - \omega^2.L_0.C_0) - \frac{Z_{match}^2}{4}.C_0}{(1 - \omega^2.L_0.C_0)^2 + \left(\omega.\frac{Z_{match}.C_0}{2}\right)^2} \quad (22)$$

Стойността на кондензатора C_1 се определя по формулата:

$$C_1 = \frac{1}{\omega.\left(\sqrt{\frac{R_{tr}.R_{coil}}{4}} + \frac{X_{tr}}{2}\right)} \quad (23)$$

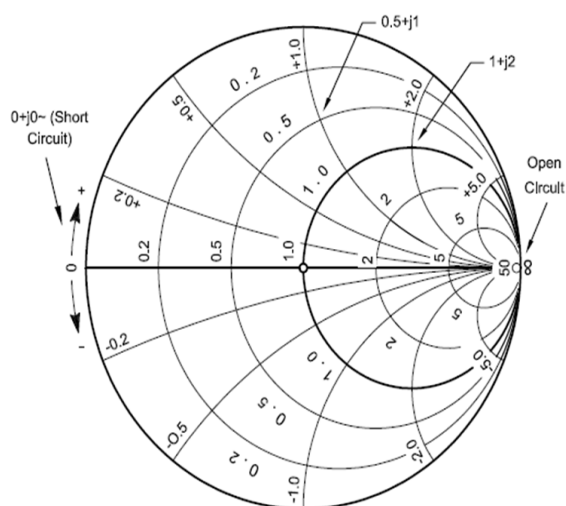
Стойността на кондензатора C_2 се определя по формулата:

$$C_2 = \frac{1}{\omega^2.\frac{L_a}{2}} - \frac{1}{\omega.\sqrt{\frac{R_{tr}.R_{coil}}{4}}} - 2.C_a \quad (24)$$

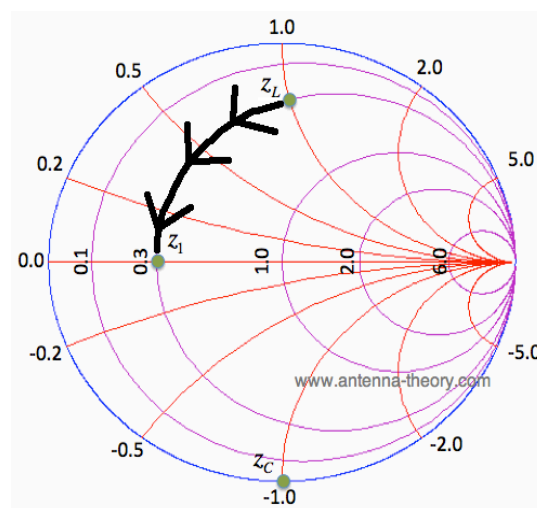
Капацитивното съпротивление на антената е:

$$C_a = \frac{1}{(2\pi \cdot f_{natural})^2 \cdot L_a} \quad (25)$$

Резултатите от изчисленията се онагледяват чрез диаграма на Смит, (фиг. 19). Диаграмата на Смит е предназначена да помогне при решаването на проблеми с преносните линии и съвпадащите вериги. Диаграмата на Смит по същество е графичен метод за показване на импеданса на антената като функция от честотата. Диаграмата на Смит показва сложния коефициент на отражение, в полярна форма, за определен импеданс, т.н. може да се сведе до минимум коефициента на отражение, да се намали отразената мощност от товара (антената) и да увеличим максимално мощността, доставяна на антената. За да постигнем перфектно съвпадение, искаме импедансът на товара да съответстват на преносната линия. В термините на диаграмата на Смит може да се премести импеданса на товара към центъра на диаграмата на Смит, където коефициентът на отражение е нула, (фиг. 20). Окръжностите обозначават активната (реалната) част от импеданса на антената, а дъгите реактивната (имагинерната) част.



Фиг. 19. Диаграма на Смит



Фиг. 20. Коефициент на отражение

ВТОРА ГЛАВА

ИНТЕЛИГЕНТНИ МЕТОДИ ЗА РАДИОЧЕСТОТНА ИДЕНТИФИКАЦИЯ

Изкуственият интелект възниква като научна област през първото десетилетие след Втората световна война, [7, 8]. Самият термин „изкуствен интелект” се появява по-късно. На историческия летен семинар в Дортмут (САЩ) през 1956 г., организиран от Джон Макарти (автор на програмния език LISP) терминът е възприет за първи път. Сред присъствалите на семинара са още девет водещи специалисти в областта, в това число Марвин Мински (с огромен принос в областта на невронните мрежи, фреймовите структури и теорията на представянето на знанията), Клод Шанон (автор на теорията на информацията), Ален Нюел и Херберт Саймън (създатели на първата компютърна програма, способна да доказва теореми, наречена „Логик-Теоретик”), Артур Самюел (написал първите програми за машинно самообучение).

Изкуственият интелект (ИИ) включва в себе си изследванията в различни научни области. Тези изследвания са фокусирани върху анализа на човешката интелигентност, прилагайки методите на следните науки - информатиката, математиката и инженерството. Човешката интелигентност е обект и на изключително широка област на изследванията от други научни дисциплини като неврофизиологията, психологията, лингвистиката, социологията и философията. Въздействие, което може да се определи като силно, върху развитието на изкуствения интелект оказват и паралелно развиващите се по това време и други области. Това са теорията на управлението и кибернетиката (особено след работите на Норберт Винер), теорията на игрите (на фон Нойман и Моргенщерн), изследването на операциите (на Белман) и теория на решението (на Леман). Не на последно място, доминиращо влияние върху ИИ има и бързо развиващата се компютърна техника, особено в областта на програмното обезпечаване, където се създават операционните системи, езиците за програмиране, както и

инструменталните средства, за написване на самите програми.

Две дефиниции са се наложили за това какво е ИИ. Причината е че, между водещите специалисти по света няма единно мнение по формулирането на изкуствения интелект като научна област. Това са следните определения:

„ИИ е част от информатиката, насочена към създаване на интелигентни компютърни системи, т.е. системи, които притежават характеристики, които ние асоциираме с интелигентността на човешкото мислене – разбиране на естествени езици, обучение, разсъждения, решаване на проблеми и т.н.”, [11].

„ИИ е изкуство за създаване на машини, които изпълняват функции, изискващи интелигентност при тяхното изпълнение от хората”, [63].

Първата дефиниция е фокусирана върху това да посочва стремеж за подобие с определени страни на мисленето на човека. Втората дефиниция е фокусирана също върху подобие, но на рационалните действия на човека. Така развитието на изкуствения интелект показва, че водещите специалисти са търсили именно „подобие”, а не копиране на човешкия интелект. В потвърждение на това твърдение е стремежа към летене, който се реализира едва когато братята Райт и други изследователи и инженери (Лилиентал, Жуковски) са престанали да копират летенето на птиците. Те са пристъпили към изучаването на аеродинамиката и са приложили съвсем друг подход (неподвижното крило и витлото).

В годините развитието на изкуствения интелект е изпълнена с периоди на големи надежди и на застои. Причини за това да не се развива само възходящо е в следствие, както от нивото на получаваните резултати, така и от получаването на финансиране на изследванията, [57, 58]. Основните постижения на класическия изкуствен интелект са изброени по-долу.

Програмата Remote Agent на НАСА е първата програма за автоматично и автономно планиране и съставяне на разписания за предстоящи действия на космически кораби в далечния космос. Тя също така изпълнява и функции за детектиране, изолация, диагностика и отстраняване на неизправности по хода на тяхното възникване.

През 1997 г. програмата за игра на шах Deep Blue на IBM побеждава в мач със световния шампион Гари Каспаров с резултат 3,5:2,5. Каспаров е заявил, че е усещал срещу себе си „интелект от нов тип”. Стойността на акциите на IBM след мача е нараснала с 18 милиарда долара.

По време на кризата в Персийския залив през 1991 г., посредством използването на системата DART (Dynamic Analysis and Replanning) е направено автоматизирано изготвяне на планове за доставка и съставяне на графици за превозите едновременно за 50 000 автомобила.

Посредством използването на методите за планиране, основаващи се на изкуствения интелект, е било възможно изчисленията да се извършат за няколко часа. При прилагането на старите методи, за тези изчисления биха били необходими няколко седмици.

Станфордския университет също е дал своя принос за развитието на ИИ. Легендарните му експертни системи Dendral и MYCIN демонстрират забележителни възможности за анализ и синтез на нови молекулни структури и диагностика на инфекциозни заболявания на кръвоносната система.

В света съществуват и множество компютърни програми за разбиране на естествен език, превод и решаване на задачи.

Това са само едни от най-ярките примери за практическите достижения на ИИ, до момента. Неговото стремглаво развитие продължава. Теоретичните резултати са още по-значителни. Те са свързани от една страна с използването на методи от математиката (напр. на математическата логика), теорията на оптимизацията, теорията на управлението, теорията на решенията и от друга със създаването на нови методи, които действат обратно върху споменатите вече научни дисциплини.

С цел изучаване на моделите на избора на хората за начини за решаване на проблеми, както и начини за постигане на желания резултат се прилага теорията на решенията. Това е област, която включва концепциите и методите на математиката, статистиката, икономиката, управлението и психологията.

Между голямото количество методи на изкуствения интелект могат да се посочат няколко, които имат основна важност за практическите приложения, [8, 18, 19, 20, 34, 37, 44, 45, 46, 47, 74, 75, 76, 77, 78, 79, 80, 89]:

1. Експертни системи, които са успешни, само ако се използват знания за специфичната област (Domain Knowledge), в противовес на първоначалните опити за общовалидно представяне на знанията.

2. Механизми за съждение, от които се получават точни или правдоподобни заключения на базата на смисловото съдържание на базата знание и използването на определена стратегия на търсене и логически операции (формална логика, приблизителни методи).

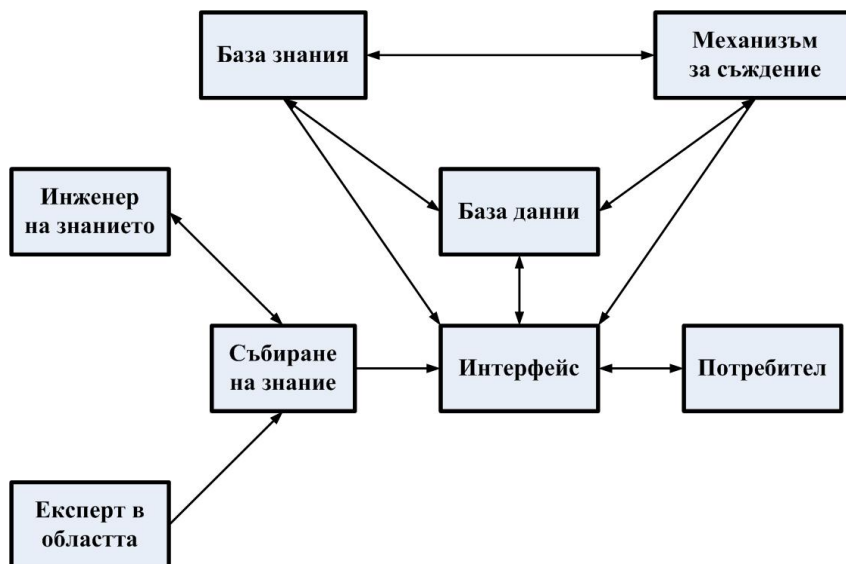
3. Разсъждения основаващи се на прецеденти (Case-Based Reasoning - CBR), където се предполага, че при сходни ситуации се вземат и сходни решения.

4. Мениджмънт на знанието, в който се изгражда цялостна система за решаване на проблемите в конкретната област въз основа на голям обем от човешките знания и опит.

Такава система е показана на следващата схема и съдържа следните основни елементи, [8]:

- База знания, представляваща експертна система.
- Механизъм за съждение, който управлява процесите на логическите изводи и умозаклученията в системата.
- База данни, в която е събрана и структурирана събраната информация, необходима за базата знание.
- Потребителски интерфейс.
- Интерфейс към базата данни.

Модул за събиране на знание, в което се изгражда структурирано знание въз основа на конкретните знания на експерта от съответната област и концептуалните знания и техники на инженера по знанието (Knowledge Engineer), (фиг. 21).



Фиг. 21. Принципна схема на система за мениджмънт на знанието

Критично важен момент за успеха на всяка система за мениджмънт на знанието е ефективното преобразуване на експертното знание за дадената област в общата база знание.

Сравнително късно - около 25 години след пионерните достижения споменати по-горе, индустрията започва да проявява нарастващ интерес към продуктите на изкуствения интелект. Това се случва около средата на 80-те години на миналия век. Причина за успех и пробива в интереса на реалния бизнес се дължи на следните фактори:

1. Разработва се софтуерна инфраструктура за приложение на изкуствения интелект в реалния свят. Тя преминава от създаване на по-малки към по-големи системи, а именно: от популярния продукт Level 5 Object за създаване на малки експертни системи (с по-малко от 100 правила), през Nexpert Object, подходящ за по-големи експертни системи, до изглежда най-съвременния инструмент за създаване на експертни системи G2, получил широко разпространение по света. Този продукт не изисква специализирани знания по програмиране и когнитивно инженерство (инженерство на знанието).

2. Натрупва се знание за конкретните области на приложение, след като вече

се събира, структурира и запазва. Това е важно за ефективното използване на фирменото „ноу-хау“ (know-how). В бизнеса се случват естествени процеси на пенсионирането на водещите специалисти или преместването им в друга организация. Това натрупано и съхранено знание е полезно, както за експлоатационните специалисти, така и за разработчиците на експертни системи.

3. Развиват се възможности за интерпретация на поведението и решенията на експертната система. Тя може да дава обяснения (при поискване) за процеса на логическите изводи и основанията за дадените препоръки.

4. Разделят се знанията от механизма за съждения. Това достижение е много важно, тъй като позволява да се разработват стандартни рамки (“shell”) за експертните системи. Те от своя страна имат приложение в най-различни области.

В края на 80-те и началото на 90-те години на миналия век, популярността на приложенията на класическите методи на изкуствения интелект в промишлеността достига своя връх. С нарастването на броя на внедряване, се преминава от етапа на пионерния ентузиазъм, характеризиращ се с това да се покаже работоспособността на основните идеи и методи, към етапа на трезв анализ на основните три аспекта на приложението на изкуствения интелект – методически, инфраструктурни и свързани с хората. Проявяват се редица трудности и недостатъци на класическия изкуствен интелект. Тези трудности от методически характер, от инфраструктурен характер и такива свързани със самия човек ограничават широкото приложение на ИИ в редица области през последните 15 години.

Трудностите от методически характер са свързани основно със следните проблеми:

Сложно е да се достигне до пълнота, състоятелност и непротиворечивост на използваните правила. Трудно се установява и отстранява некоректното знание. Качествата на експерта са водещи при знанието под формата на правила. Допълнителни трудности възникват, когато трябва да се съгласуват мненията на няколко експерта. Постигането на консенсус, чрез осредняване понякога не е най-

добрата работеща стратегия. Възможно един от експертите да е прав, а останалите – не, [7].

Значителни затруднения предизвиква разширението на обхвата на експертната система, чрез нови правила и вътрешни отношения.

Класическите експертни системи се изграждат със статични правила. В тях няма вградени инструменти за обучение, които биха им позволили да се модифицират като автоматично добавят или отстраняват правила. Вследствие на това експертната система може да не реагира адекватно на промените в околната среда. Също така има ситуации в които променените операционни условия, изискват време операторите да направят опит и да формират свои правила. След това инженерите по знанието да ги въведат в експертната система. Прояват се и редица трудности от инфраструктурен характер.

Разработките имат висока цена. Дори с използване на съвременна рамка за експертна система от типа G2, времето за разработка отнема няколко месеца.

Висока цена на поддържането на експертните системи. Тя е следствие на необходимостта от използване на специалисти с най-висока квалификация. Цената за ежегодно поддържане на експертните системи е от порядъка на 250 000 – 500 000 USD.

Често подценяваният човешки фактор е също източник на значителни трудности. Така например качеството на експертните системи се определя преди всичко от качеството на техните бази знания. Самото събиране на знанията е сложна и противоречива процедура, тъй като най-добрите експерти са много заети и често не са склонни да предадат знанията си от съображения за престиж и сигурност за работното си място, [1, 2, 3, 4, 5, 6, 16, 67, 84, 86, 97, 100].

Въпреки високото научно ниво на теоретичните работи по ИИ, които все повече преминават към строги математически доказателства и се опират на сигурни експериментални данни, а не на интуиция [11], класическият изкуствен интелект, особено в приложната си област [7, 17, 44, 45, 46, 47, 84], среща сериозна конкуренция в лицето на появилото се в последните години ново направление. То

е приело названието „компютърна интелигентност” (Computational Intelligence), [11]. В него се прави опит да се преодолеят някои от недостатъците на класическия изкуствен интелект.

2.1. Компютърна интелигентност.

В последните две десетилетия постепенно се формира нова научна област, която получи названието „Компютърна интелигентност”, една от най-популярните дефиниции на компютърна интелигентност в съответните научни среди има следният вид:

„Компютърната интелигентност е методология, включваща изчисления, показващи възможности за обучение и/или за справяне с нова ситуация, такава, че системата се възприема като притежаваща един или повече атрибути от разсъждения, такива като обобщение, откриване, асоцииране и абстракция”, [11, 75].

Компютърната интелигентност съдържа два основни акцента:

- Компютърната интелигентност е технология, която се основава на нови подходи за обучение, позволяващи наподобяване на по-абстрактни нива на мислене, като обобщение, откриване и асоцииране.

- Компютърната интелигентност в основата си има интеграционен характер, обединявайки три основни направления - машинно обучение, размита логика и еволюционни изчисления.

2.2. Основни подходи в компютърната интелигентност.

Научните подходи, използвани в компютърната интелигентност, са еднакво достъпни и за изкуствения интелект, но насоките и целите в развитието им се различават. Болшинството от тях имат корените си в класическия изкуствен интелект, но някои са самостоятелно появили се научни дисциплини.

Основните подходи в компютърната интелигентност са:

1. Размити системи (Fuzzy Systems);

2. Изкуствени невронни мрежи (Artificial Neural Networks);
3. Метод на опорните вектори (Support Vector Machines);
4. Еволюционното изчисление (Evolutionary Computation);
5. Интелигентност на рояци (Swarm Intelligence);
6. Интелигентни агенти (Intelligent agents).

Размитите системи емулират неточния характер на човешкото познание. Те наподобяват приблизителните заключения на човек, използвайки размити термини, но по количествен начин. Това позволява в компютрите да се използва размита логика, което е много по-близко до реалния неопределен свят, отколкото точната логика.

Невронните мрежи са единият от основните методи за обучение в компютърната интелигентност. Полученото знание в невронните мрежи се представя с числените стойности на теглата в структурните връзки.

Опорните вектори представляват втория метод за обучение в компютърната интелигентност. Те са резултат на бързото развитие на статистическа теория на обучението. Основно предимство на този метод спрямо познатите статистически подходи е, че дава оптимален по сложност на структурата и точност резултат при ограничен брой данни. В метода на опорните вектори полученото знание се представя чрез най-информативните си елементи, наречени опорни вектори.

Еволюционните изчисления дават решение на сложен проблем с процедура, подобна на естествената еволюция. На всеки етап на решението „оцеляват” само най-добрите в приетия смисъл екземпляри. Основни подходи тук са метода на генетичните алгоритми (GAs) и генетичното програмиране (GP).

Интелигентността на рояци използва преимуществата на колективното поведение на компютърно моделирани индивиди, имитирайки социалното поведение на животински колонии (мравки, риби, птици).

Интелигентни агенти са автономни софтуерни единици, имащи способности за самостоятелно формиране на поведение в динамично променяща се среда.

В [58] е приведена следната дефиниция на понятието „Приложна компютърна интелигентност”:

„Приложната компютърна интелигентност е система от методи и инфраструктура, която разширява човешката интелигентност чрез обучение и разкриване на нови модели, отношения и структури в сложна динамична среда за целите на решаване на практически проблеми.”

В заключение може да се каже, че **приложните методи на класическия изкуствен интелект използват човешкото знание, докато тези на компютърната интелигентност се опитват да създадат условия за ефективно взаимодействие между човек и компютър, което води до увеличаване на човешката интелигентност.**

2.3. Основни аспекти на компютърната интелигентност.

Машинно обучение (Machine Learning, ML): Машинното обучение е метод за програмиране на компютрни системи, които могат да учат и да се развиват, като анализират данни и извличат познание от тях. Този процес позволява на компютрите да правят предсказания и да взимат решения, които се подобряват с опита.

Изкуствен интелект (Artificial Intelligence, AI): Изкуственият интелект се фокусира върху създаването на системи, които имитират човешката интелигентност. Това включва различни техники като машинно обучение, невронни мрежи и генетични алгоритми. Целта на ИИ е да се разработят системи, които могат да решават сложни проблеми и да се самообучават.

Обработка на естествен език (Natural Language Processing, NLP): NLP се отнася до способността на компютрите да разбират и обработват човешкия език. Този аспект на компютърната интелигентност е от съществено значение за разработката на системи като виртуални асистенти, машини за автоматичен превод

и анализ на текстове.

Компютърно зрение (Computer Vision, CV): Това е област, която се занимава с разпознаването и анализа на визуални данни, като изображения и видео. Компютърната интелигентност в областта на компютърното зрение позволява на компютрите да разпознават обекти, лица, жестове и други визуални елементи.

Роботика (Robotics): Компютърната интелигентност играе също важна роля в областта на роботиката, където роботите се обучават да извършват разнообразни задачи, включително движение, навигация, взаимодействие с околната среда и обекти, както и взаимодействие с хора.

Самообучение и автономност (Self-learning and Autonomy): Една от целите на компютърната интелигентност е да позволи на системите да стават все по-автономни и способни за самообучение. Това означава, че те могат да се адаптират към нови ситуации и да усъвършенстват своите способности без човешка намеса.

Компютърната интелигентност има широк спектър от приложения в различни индустрии и сфери на обществото, включително здравеопазване, финанси, автомобилна индустрия, сигурност, медицина, образование и други. Тя играе ключова роля в променящия се свят, като създава възможности за автоматизация и оптимизация на процесите, както и за развитие на нови технологии и услуги.

2.4. Интелигентни системи.

„Интelligentни системи” е термин с широк и неприет еднозначно обхват. Списанието „Intelligent Systems” на най-голямата професионална организация в света - Институтът на инженерите по електротехника и електроника (Institute of Electrical and Electronics Engineers - IEEE) има ориентация предимно към информатиката, докато в многобройните международни научни форуми посветени на интелигентните системи, се наблюдава много по-широко схващане в посока на интердисциплинарност и мултидисциплинарност, [13, 17, 35, 36, 52, 53, 55, 68, 82].

Влага се особен акцент в понятието „интелигентни” чието съдържание, съответства в голяма степен по смисъл и обхват на понятията и техниките, разгледани по-горе. Доминиращо значение тук обаче има терминът „системи”. Под система се разбира, както структурна характеристика (елементи, връзки, взаимодействия), така и конкретна реализация (в това число симулация). Примерите за интелигентни системи са изключително разнообразни: интелигентни системи за управление, интелигентни системи за вземане на решение, интелигентни роботизирани системи, интелигентни системи за обучение, интелигентни биоинспирирани системи, интелигентни виртуални предприятия и много други, [25, 28, 29, 30, 83, 87, 88, 90, 91, 92].

В тази връзка, основен акцент в работа по дисертационния труд бе анализа на значителното многообразие на изследванията и съществуващите методи, които трябваше да определят целесъобразните подходи, методи и алгоритми, като да бъдат тествани върху определени класове обекти. Основните усилия за постигане на търсените резултати бяха насочени към различни елементи на цялостната процедура по избор на подходящи инструменти за провеждане на процедурите за оценка на изследваните системи – сравнителен анализ, избор и обосноваване на елементи от нея, оценка на техните силни страни и ограничения, перспективите за реализация в духа на световните тенденции.

В литературата съществуват редица математически средства за моделиране на биологични и медицински процеси. Голяма част от развитието на тези науки се дължи на използването на математически и статистически средства и подходи, както и подходи и методи от сферата на „изкуствения интелект”. Всеки реален процес фактически представлява съвкупност от отделни подпроцеси, които протичат паралелно във времето. Това до голяма степен затруднява разкриването на закономерностите при функционирането на дадена биологична система. В тази връзка използването на математически средства за моделиране и в частност апарата на Обобщените мрежи (ОМ) се явява адекватен и коректен метод, [14, 15, 96]. Обобщеномрежовото моделиране дава възможност за прецизно проследяване на всички параметри на подпроцесите при различни условия и моменти от време.

Чрез моделирането на съвкупност от подпроцеси може да се получи богата информация за стойностите на различните параметри, свързани с тези процеси. Изграждането на модели на паралелните процеси, които протичат в човешкото тяло, позволява тяхното пълно и точно разбиране. От друга старана това води до възможността за навременно откриване на патологични и физиологични отклонения в нормалното функциониране на дадена система или част от човешкото тяло. Процеса на взимане на решение при дадено лечение и рехабилитационна програма е от ключово значение за благоприятния изход, в тази насока конструирането и симулирането на различни модели позволява да се направят оценки на състоянието, прогнози за критични моменти или ситуации, да се планира лечебния процес и необходимата материална база. През годините апаратът на ОМ е бил използван за моделиране на редица биологични процеси. Като най-значим пример в тази област може да се даде моделирането на човешкото тяло и отделните му системи, [21].

В статии [9, 10, 32, 33] се използва един наскоро дефиниран подход за подпомагане вземането на решения, наречен „интеркритериален анализ“. При него от масиви от данни, получени чрез измерването на много обекти по много критерии, за всяка двойка критерии се изчисляват корелациите между тях във вид на интуиционистки размити двойки от стойности в интервала $[0, 1]$. Подходът отчита ефекта от неопределеността, дава възможност за работа с масиви с липсващи данни, и работи както с числа, така и с лингвистични променливи с въведена наредба. Интеркритериалният анализ намира приложение при задачи, в които измерването по някои от критериите е по-бавно или по-скъпо, което на свой ред забавя или оскъпява целия процес на вземане на решения. При такива проблеми е нужен метод за обосновано елиминиране на тези критерии и така да се постигне икономия и ефективност.

2.5. Невронни мрежи.

Обект на разглеждане в настоящия дисертационен труд е апарата на изкуствените невронни мрежи, изграждащи се по аналогия на биологичните невронни мрежи, базирани на невронни микропроцесори FPGA.

Изкуствените невронни мрежи са модели на биологичните невронни мрежи, [62, 94, 102]. Невронната мрежа е система за паралелно обработване на информация, която има свойството за съхранение и използване на експериментални знания. Тя моделира дейността на своя биологичен еквивалент - мозъка в следните два аспекта:

- Информацията се натрупва в мрежата в процес на обучение;
- Силата на връзките между отделните възли (неврони) се моделира с тегла на съответните връзки, които се използват за съхранение на информацията.

Най-общо невронните мрежи се състоят от прости елементи за обработка на информация наречени неврони или възли. Невроните са свързани и теглата на връзките между тях определят силата на съответните връзки.

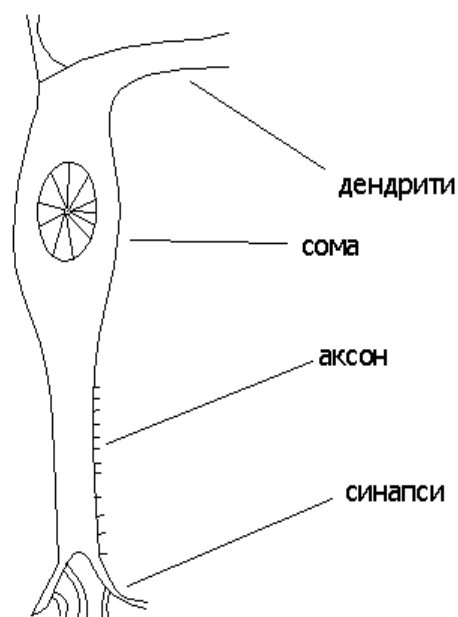
Входната информация за всеки неврон е претеглената сума от сигналите от останалите неврони. Тази информация се акумулира в неврона като изходния му сигнал се определя посредством т.нар. активационна или предавателна функция.

2.5.1. Биологичен неврон.

Опростен модел на биологичния неврон или нервна клетка е показан на фиг. 22. Той се състои от синапси, дендрити, тяло на клетката (сома) и аксон. Дендритите и аксона са израстъци на клетката, чрез които тя е свързана с останалите клетки. Посредством дендритите, клетката получава сигнали от аксоните на другите клетки в мозъка.

Синапсите са местата, където се осъществява връзката и се преобразуват сигналите, посредством сложни електрохимични процеси. Сигналите от синапсите се предават по дендритите към тялото на клетката, където се агрегират (сумират се сигналите от синапсите свързани с дендритите на дадена клетка).

Когато нивото на агрегирания сигнал надхвърли определена граница се генерира сигнал по аксона на клетка, посредством който тя въздейства на останалите нервни клетки, [48, 50].



Фиг. 22. Модел на биологичен неврон

Невронът представлява нервна клетка, на която се базира мисловната дейност на човека. Невронът се отличава със следните свойства: уникалност и взаимообвързаност – всеки неврон е свързан със съседите си чрез верига от връзки, които са неповторими в рамките на общата система. Могат да бъдат посочени следните предположения за изчисленията, извършвани в мозъка:

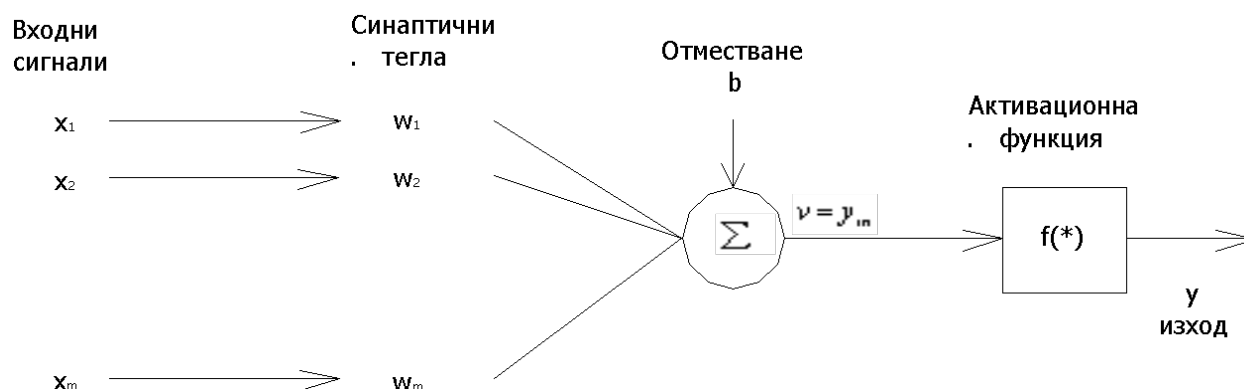
- Невроните интегрират информация.
- Невроните предават информация за нивото на техния вход.
- Влиянието на един неврон върху друг зависи от силата на връзката между тях.
- Научаването става с промяна на силата на връзките между невроните.
- Обработката на информацията става на етапи.

Всеки неврон приема „сигнали“ от предхождащите го в мрежата други неврони под формата на числа, извършва някакви аритметични действия, определени от неговата функция на активация (степен на възбуда) и резултатът се предава по изходящите връзки (синапсите) към следващите неврони. Всяка връзка има тегло, което умножавайки се със сигнала, определя неговата значимост (сила). Теглата на връзките са аналогични на силата на синаптичните импулси,

предавани между биологичните неврони. Отрицателна стойност на теглото съответства на подтикващ импулс, а положителна – на възбуждащ. Невронните мрежи се състоят от един, два или повече отделни слоя, които могат да бъдат организирани в различна топология. Математически е доказано, че невронна мрежа с повече от един слой с достатъчно на брой неврони, може да моделира поведението на всяка съществуваща функция. Теглата на връзките между невроните определят функционалността и поведението на невронната мрежа.

2.5.2. Абстрактен неврон.

Искусствените невронните мрежи съвсем не са точни и пълни модели на техните биологични аналози. Те са силно опростени и реализират само малък брой от техните добре изучени и изяснени структурни и функционални характеристики. На фиг. 23 е представен вида на произволен j -ти изкуствен (абстрактен) неврон.



Фиг. 23. Структурна схема на абстрактен неврон

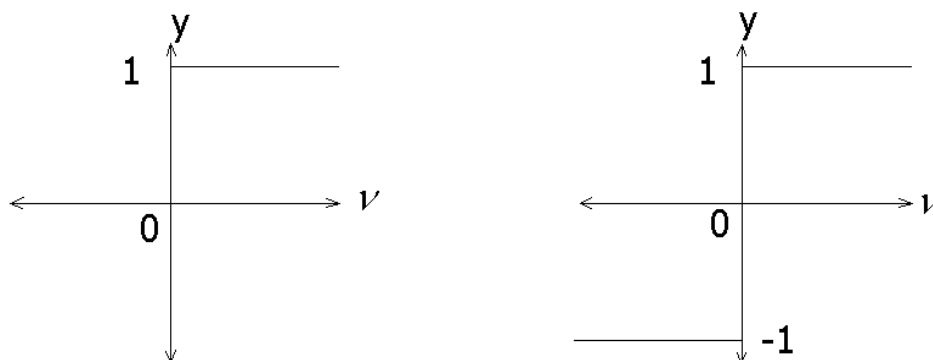
Всеки неврон има много входове, които са модел на дендридите и един изход, който е модел на аксона. На входовете $x_1, x_2, \dots, x_m$ постъпват сигналите към неврона. Те могат да са външни сигнали или сигнали от изходите на други неврони. С всеки вход е свързано тегло $w_j, j=1, 2, \dots, m$, което понякога се нарича синаптично тегло и моделира силата на връзката при предаване на сигнала посредством синапсиса свързан със съответния дендрит. Агрегирането на входните сигнали в тялото на неврона се моделира със суматор. Невронните

мрежи работят устойчиво само при ограничени активационни функции, тъй като и биологичните им еквиваленти формират изходен сигнал едва след като сумарното стимулиращо въздействие достигне определена граница. При тях най-често изходният сигнал се изменя в диапазона от 0 до 1 (еднополярни активационни функции) или в диапазона от -1 до 1 (биполярни активационни функции).

Видове активационни функции:

- Прагова функция

Праговата активационна функция, известна също като стъпкова функция или функция на Хевисайд, е вид активационна функция, която има два възможни изхода в зависимост от входната стойност. Тя се използва често в невронните мрежи, но се различава от други популярни активационни функции като сигмоидна функция и ReLU, (фиг. 24).



Фиг. 24. Прагова функция

Математически, праговата активационна функция (step function) има вида:

$$H(x) = \{0, \text{ if } x < 0 \ 1, \text{ if } x \geq 0\} \quad (26)$$

Това означава, че ако входът (x) е по-малък от нула, функцията връща стойност 0 (изключена активация), ако входът е по-голям или равен на нула, тя връща стойност 1 (включена активация).

Праговата активационна функция се използва обикновено в стари модели на изкуствени невронни мрежи, но има няколко ограничения. Едно от големите ограничения е, че тя е дискретна и не диференцируема в точката $x = 0$. Това прави градиентното обновление (Backpropagation) трудно при обучение на мрежи с тази функция.

Поради тези ограничения, праговата активационна функция не се използва много в съвременните невронни мрежи. По-често се предпочитат активационни функции като сигмоидна функция, Hyperbolic Tangent (Tanh) или ReLU (Rectified Linear Unit), които са диференцируеми и по-подходящи за обучение на мрежи със стохастични градиентни методи, [81].

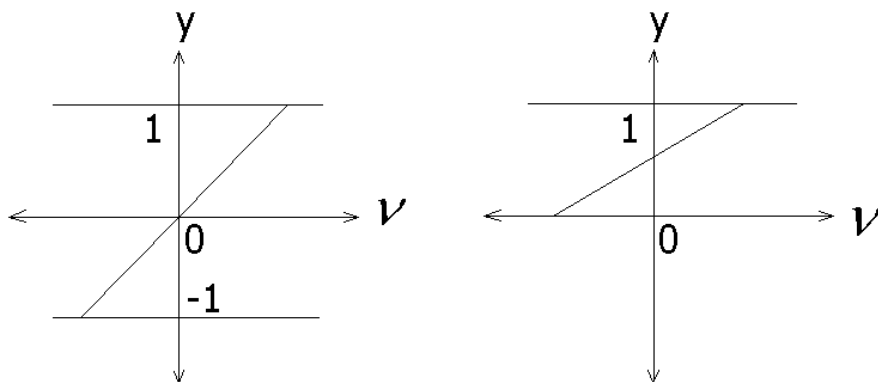
- Линейна функция

Линейната активационна функция (Linear Activation Function) има следния вид, (фиг. 25):

$$f(x) = ax \quad (27)$$

където a е константа и x е входната стойност.

Обикновено a се настройва да бъде 1 ($a = 1$), и следователно линейната активационна функция просто умножава входната стойност по 1, което не води до нелинейност в невронната мрежа.



Фиг. 25. Линейна функция

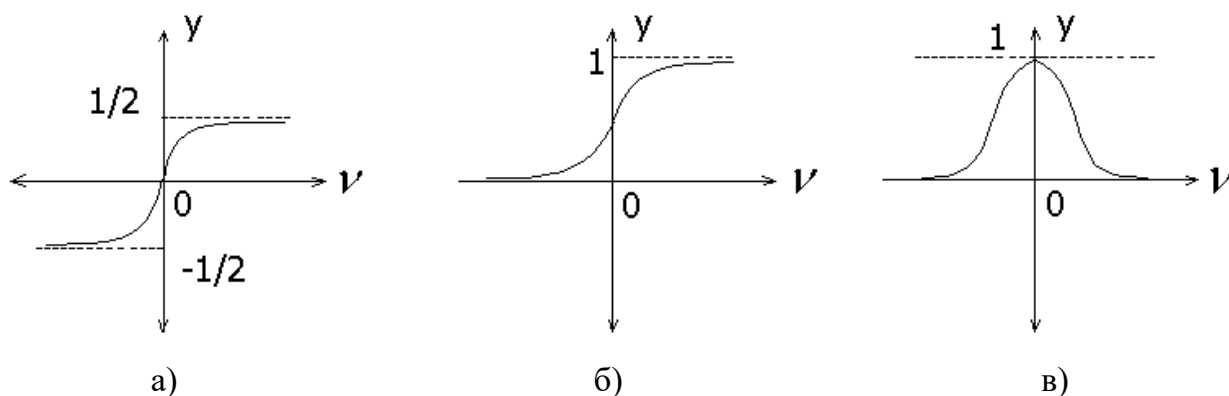
Линейната активационна функция се използва главно в редки случаи, когато в невронната мрежа се изисква линейна зависимост между вход и изход. Някои от такива случаи могат да включват:

- Линейна регресия: В задачите на линейна регресия, където целта е да се предскаже непрекъснатата стойност, линейната активационна функция може да се използва в изходния слой, за да даде линейна комбинация на входните признаци.

- Служебни слоеве: В някои невронни мрежи могат да се добавят служебни слоеве с линейна активационна функция, за да обработват и пренасочват информацията, преди тя да достигне нелинейни активационни функции като ReLU (Rectified Linear Unit) или сигмоидна функция.

- Анализ на главните компоненти: В PCA (Principal Component Analysis) и други методи за линейно измерване на признаци, линейната активационна функция може да бъде използвана като начален слой за измерване на данните. Извън тези случаи, линейната активационна функция обикновено не се използва в скритите слоеве на невронни мрежи, защото не може да научи сложни нелинейни зависимости в данните. Нелинейни активационни функции като ReLU, сигмоид и тангенциална функция се използват по-често, защото позволяват на невронните мрежи да се адаптират към разнообразни данни и да научат сложни функции.

- Сигмоидална и радиално базисна функция



Фиг. 26. Сигмоидална и радиално базисна функция

Радиална базисна функция (RBF) е активационна функция, която се използва често в радиалните базисни невронни мрежи (RBF-NN), (фиг. 26 в). Тя има следния математически вид:

$$f(x) = \exp(-x^2) \quad (28)$$

Радиалната базисна функция се използва за измерване на близостта или сходството между входните данни и центровете на базисните функции. Тя може да бъде част от архитектурата на мрежата, но не се използва като стандартна активационна функция за скритите слоеве в обикновените многослойни перцептрони (MLP) или други видове невронни мрежи.

Тангенциална функция (Tanh) е сигмоидна активационна функция, която има следния математически вид, (фиг. 26. а, б):

$$f(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x}) \quad (29)$$

Тангенциалната функция приема вход от целия диапазон на реалните числа и генерира изход в интервала (-1, 1). Тя се използва като активационна функция в скритите слоеве на многослойните перцептрони и други видове невронни мрежи. Тя е нелинейна и позволява на мрежата да бъде обучена за сложни нелинейни зависимости в данните.

2.6. Архитектури на изкуствените невронни мрежи.

Най-често срещаните архитектури на невронни мрежи са:

- Еднослойни мрежи

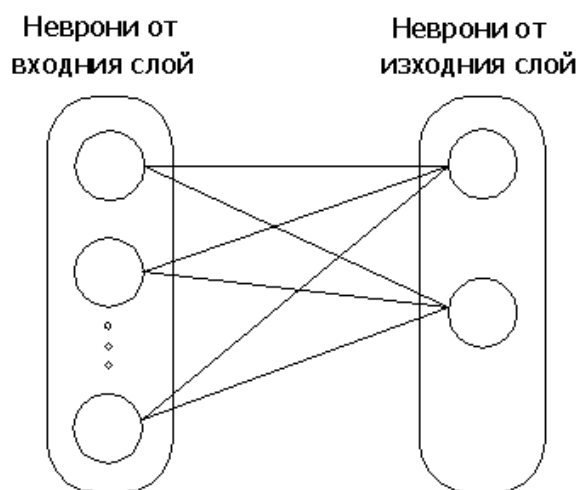
Еднослойните мрежи с еднопосочно предаване на сигнала са тип невронни мрежи, които съдържат само един слой от входни неврони, които предават сигналите си напред без обратна връзка. Тези мрежи са изключително прости и линейни, и се използват обикновено за основни задачи, в които няма сложни зависимости или за представяне на линейни функции.

Еднослойните мрежи се наричат още перцептрони и могат да имат следната архитектура:

- Входен слой: Състои се от неврони, които приемат входните данни. Всеки неврон представлява един отделен атрибут или характеристика на входните данни.

- Изходен слой: Състои се от един или повече неврони, които предават изходните данни след линейна обработка на входните сигнали. Обикновено има един изходен неврон, когато се използват за регресия, и повече изходни неврони, когато се използват за класификация.

Работата на еднослойните мрежи е линейна и се ограничава до линейна комбинация на входните характеристики с теглата на връзките и последващо прилагане на активационна функция (най-често стъпкова или линейна функция) на резултата, (фиг. 27).



Фиг. 27. Еднослойна невронна мрежа

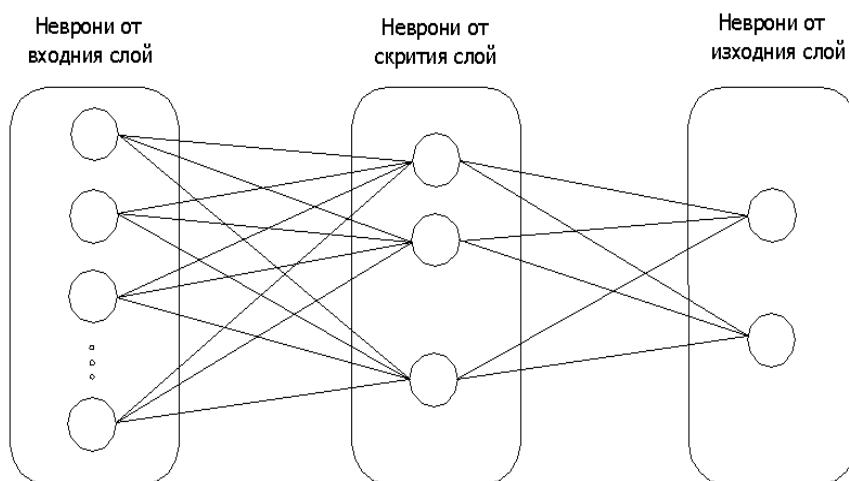
Този вид мрежи е подходящ за задачи, при които съществува линейна зависимост между входните и изходните данни, например:

- Линейна регресия: За предсказване на непрекъснати числени стойности.
- Оценка на функции с линейна зависимост между характеристиките.
- Прости класификационни задачи с линейно разделение на класовете.

За по-сложни задачи, които изискват моделиране на нелинейни зависимости или обучение на репрезентации, е необходимо използването на многослойни невронни мрежи с обратни връзки, като например многослойни перцептрони (MLP).

- Многослойни мрежи с еднопосочно предаване на сигнала

Многослойните мрежи с еднопосочно предаване на сигнала са вид невронни мрежи, които съдържат няколко слоя неврони, но сигналите се движат само в една посока, от входния слой към изходния слой. Този вид мрежи се използва обикновено за различни машинни обучения задачи, като класификация и регресия, (фиг. 28).



Фиг. 28. Многослойна невронна мрежа

Обикновено многослойните мрежи с еднопосочно предаване на сигнала се наричат „пряко подаващи“ (feedforward) невронни мрежи и могат да имат следната обща архитектура:

- Входен слой: Този слой приема входните данни и се състои от неврони, като всеки неврон представлява един отделен атрибут или характеристика на входните данни.

- **Скрити слоеве:** Тези слоеве са посредни и представляват местата, където се извършва обработката на данните. Всяка връзка между невроните на текущия слой и следващия слой е свързана с тегло, което се актуализира по време на обучението. Броят на скритите слоеве и броят на невроните в тях могат да варират в зависимост от конкретната архитектура на мрежата.

- **Изходен слой:** Този слой представлява изходите на мрежата и обикновено има неврони, равни на броя класове (за класификация) или един неврон (за регресия).

Във всяка невронна мрежа на всяка връзка между невроните се прилага линейна комбинация на входните сигнали, след което резултатът се подава през активационна функция (най-често нелинейна) преди да продължи напред към следващия слой. Това позволява на мрежата да научи нелинейни зависимости в данните.

Този вид мрежи се използва широко за решаване на различни задачи, като:

- **Класификация:** За разпознаване към кой клас принадлежи даден обект (например, разпознаване на обекти в изображения).

- **Регресия:** За предсказване на числени стойности.

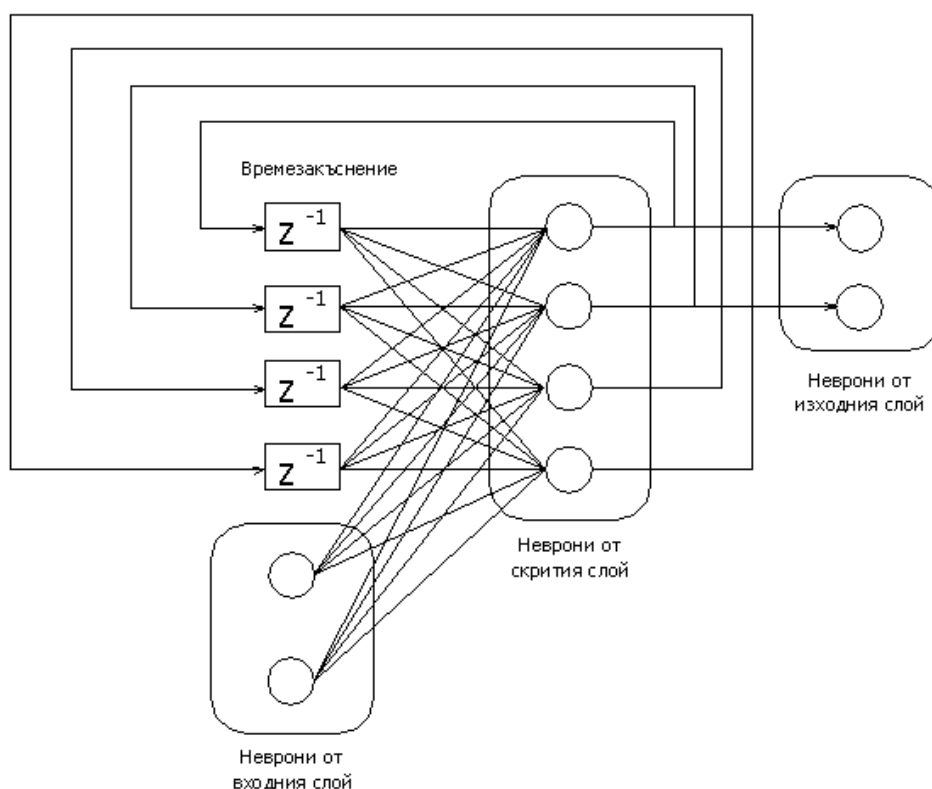
- **Генеративни модели:** Като вариации на автоенкодери и генеративни съпоставители (GANs).

- Рекурентни мрежи – архитектури с обратни връзки

Рекурентните мрежи (RNN) са вид невронни мрежи, които са проектирани за обработка на последователности от данни или данни, които имат времеви характер. Една от ключовите характеристики на рекурентните мрежи е наличието на обратни връзки, които позволяват на мрежата да запомни информация от предходни стъпки във входната последователност, (фиг. 29).

Съществуват различни архитектури с обратни връзки, които се базират на рекурентните мрежи, като например:

- Стандартни рекурентни мрежи (Simple RNNs): Това са най-основните рекурентни мрежи, които имат една или няколко рекурентни единици (неврона). Всяка рекурентна единица поддържа скрито състояние и обработва информацията от предишните стъпки в последователността. Този тип мрежи обаче страда от проблема на изчезващите и/или експлодиращите градиенти и не е много подходящ за обработка на дълги зависимости.



Фиг. 29. Рекурентна невронна мрежа

- Дълбоки рекурентни мрежи (Deer RNNs): За да се справят с проблема на изчезващите градиенти и за да моделират по-сложни зависимости, могат да се използват дълбоки рекурентни мрежи, които имат множество слоеве от рекурентни единици.

- Дълбоки рекурентни мрежи с Long Short-Term Memory (LSTM): LSTM е разширение на стандартните рекурентни мрежи, което включва специални

гейтове за контрол на информацията, която се запаметява и която се забравя. Този тип архитектура е особено подходящ за обработка на дълги зависимости и се използва широко в задачи като машинен превод и генеративни модели.

- Дълбоки рекурентни мрежи с Gated Recurrent Unit (GRU): GRU е още едно разширение на рекурентните мрежи, което се основава на идеята за гейтове, подобни на LSTM. GRU има по-малко параметри от LSTM и понякога се използва за бързо обучение и дава добри резултати.

- Bidirectional RNNs (Bi-RNNs): Тези мрежи са способни да обработват информацията както напред, така и в обратна посока в определена последователност. Това позволява на мрежата да вижда както предишните, така и следващите данни и е подходяща за задачи, където контекстът е важен от двете страни на текущата позиция.

- Многоклетъчни рекурентни мрежи (Multi-Cell RNNs): Тези мрежи имат множество рекурентни единици или клетки, които работят паралелно и обработват информацията в последователността. Този вид архитектура може да подобри паралелизма при обучение и инферентно изчисление.

2.7. Методи за обучение на невронни мрежи.

Обучението на невронните мрежи е процес на адаптиране на параметрите на мрежата чрез обработка на обучаващи данни, за да се постигне желан изход. Съществуват различни методи и алгоритми за обучение на невронни мрежи.

Обратно разпространение (Backpropagation): Това е един от най-популярните методи за обучение на невронни мрежи. Процесът включва подаване на данните напред през мрежата, изчисляване на грешката, след което използване на градиентния спуск за актуализиране на параметрите (теглата) на мрежата с цел минимизиране на грешката.

Стохастичен градиентен спуск (Stochastic Gradient Descent, SGD): Този метод е вариант на градиентния спуск, където градиентните обновления се извършват на всеки пример от обучаващите данни. Този метод се използва

широко в обучението на големи невронни мрежи, защото може да бъде по-ефективен от обичайния градиентен спуск.

Метод на моментите (Momentum): Този метод добавя инерция към градиентните обновления, което помага за бързо обучение и избягване на силно колебание на параметрите. Той се използва, за да подобри сходимостта на обратното разпространение.

Адам (Adam): Това е комбиниран метод, който съчетава идеи от стохастичния градиентен спуск и метода на моментите. Той е много ефективен и се използва широко в практиката.

RMSprop (Root Mean Square Propagation): Този метод съхранява и използва информация за разпределението на градиентите за оптимизацията на параметрите.

LBFGS (Limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno): Този метод е оптимизационен метод, който се използва за намиране на минимум на функцията на грешка на мрежата. Той не използва градиенти, а приближава вторите производни.

Генетични алгоритми: Това са еволюционни алгоритми, които се използват за оптимизацията на параметрите на невронните мрежи, като симулират процесите на естествения отбор.

Обучение с подсилване (Reinforcement Learning): Този метод се използва за обучение на невронни мрежи, които взимат решения в среда, като получават награди или наказания за действията си.

Самообучение (Unsupervised Learning): Този вид обучение включва методи като автоенкодери и генеративни съпоставители (GANs), които се използват за извличане на структура или за генериране на данни без явно зададени маркировки.

2.8. Синтез на RFID технология и невронни мрежи, като разпределена система за безжично събиране и управление на информационни потоци.

2.8.1. Методология и план за синтез.

- **Генериране на модулиращ сигнал:** Модулиращият сигнал се генерира в зависимост от последователността от битове (в случая символите на думата „magnit“). Този сигнал служи за модулиране на носещата вълна, като използва амплитудна модулация (AM).
- **Добавяне на шум:** Генерира се бял гаусов шум с определено отношение сигнал-шум (SNR), който се добавя към модулирания сигнал. Този шум симулира възможните загуби и интерференции при предаването на данни.
- **Създаване на невронна мрежа:** Създава се невронна мрежа с определен брой скрити неврони и настроени параметри за обучение.
- **Обучение на мрежата:** Невронната мрежа се обучава да предсказва чистия амплитудно модулиран сигнал (съобщението) на базата на зашумената версия на сигнала.
- **Декодиране на изхода на мрежата:** Изходът на невронната мрежа се декодира обратно към символи или битове.
- **Изчисляване на средноквадратична грешка:** Изчислява се средноквадратичната грешка между предсказани и целеви данни, за да се оцени качеството на декодирането.
- **Визуализация на резултатите:** Резултатите, включително графики на входните данни, предсказанията на мрежата и чистите данни се визуализират в графики.

2.8.2. Фърмуерна реализация.

Избор на входни и целеви данни за невронната мрежа:

- Определяне на параметрите на модулираща информация, като честота на дискретизация (F_s), брой отчети (N), времева стъпка (dt), амплитуда на носещия сигнал (A_1) и амплитуда на модулиращия сигнал (A_2).

- Генериране на носеща вълна с желаната честота (f_c) и времева ос (t), използвайки $A1 * \cos(2\pi f_c * t)$.
- Определяне последователността от битове или символи за модулиране.
- Модулиране на носещият сигнал.
- Добавяне на шум към модулирания сигнал със задаване на отношението сигнал-шум (SNR) в dB.

Избор на архитектура за невронна мрежа:

Feedforward neural network (FNN) е подходяща за обработка на сигнали, включително сигнали за безжични комуникации, обработка на изображения, аудиообработка и други.

Избор на обучение за невронна мрежа:

Методът на обратно разпространение на грешката (Backpropagation) е един от най-популярните алгоритми за обучение на невронни мрежи. Той се използва за регулиране на теглата на връзките в мрежата, така че да минимизира грешката между предсказаните изходи на мрежата и желаните изходи.

Основните стъпки в метода на обратното разпространение на грешката:

1. Инициализация на теглата: Началните тегла на връзките в мрежата се инициализират на произволни стойности. Теглата определят силата на връзките между невроните и влиянието им върху предсказаните изходи на мрежата.

2. Разпространение напред (Forward Propagation): Входните данни се подават през мрежата, като се пресмятат изходите на всеки неврон във всички слоеве. Това се извършва последователно от входния слой към изходния слой.

3. Изчисляване на грешката: След като се получат предсказаните изходи от мрежата, се изчислява грешката между предсказаните изходи и желаните изходи. Грешката може да бъде измерена с помощта на различни функции за грешка, като например средноквадратична грешка.

4. Обратното разпространение на грешката (Backpropagation): Грешката се пропагира назад през мрежата, като се изчислява грешката за всеки неврон във всеки слой. Това става посредством използване на правилото на веригата (chain rule) от диференциалното изчисление, което позволява пресмятането на градиента на грешката спрямо теглата на връзките.

5. Актуализиране на теглата: След като се изчислят градиентите на грешката спрямо теглата, теглата на връзките се актуализират в посока, която намалява грешката. Това се извършва с помощта на оптимизационни методи, като например стохастичен градиентен спуск (stochastic gradient descent) или негови вариации.

6. Повторение на процеса: Горните стъпки се повтарят множество пъти (наречени епохи) за цялото обучаващо множество от данни. По време на повторенията теглата на връзките се актуализират, като се намалява грешката, и мрежата се приспособява към предоставените данни.

Изборът на конкретен алгоритъм за обучение на невронната мрежа зависи от: характеристиките на данните, размера на данните, задачата и изискванията за скорост и точност на обучението. Алгоритъмът Trainlm (Levenberg-Marquardt) е един от алгоритмите за обратно разпространение (Backpropagation), използвани за обучение на изкуствени невронни мрежи. Има няколко предимства и сценарии, при които може да бъде подходящ:

- **Бързо обучение:** Trainlm обикновено е по-бърз от някои други алгоритми като Trainrp (Resilient Backpropagation) и Traingdm (Gradient Descent with Momentum). Този алгоритъм е добър избор за големи невронни мрежи с много данни и по-бързо обучение.

- **За сложни проблеми:** Математически задачата изисква сложни функции за сходимост, Trainlm може да се справи добре с нея. Този алгоритъм е известен със своята ефективност при сходимост към локални минимума в функциите за грешка.

- **Гладко и стабилно обучение:** Trainlm е обичайно стабилен и се справя добре с проблеми, свързани с външни фактори като смущения и шум.

Декодиране на предсказаните изходи:

Разделят се предсказаните изходи на части с дължина N , след което се изчислява средната амплитуда за всяка част. Ако средната амплитуда на частта е по-голяма от половината от амплитудата $A1$, се приема, че частта представлява бит „1“, в противен случай тя представлява бит „0“. Резултатът се записва в променлива примерно в «decoded_bits_predicted».

2.8.3. Хардуерна реализация.

В настоящия дисертационен труд се използва HDL Coder - инструмент, предоставен от MathWorks, който автоматично превръща MATLAB и Simulink модели във VHDL или Verilog код. HDL Coder улеснява проектирането и разработването на цифрови системи, като генерира оптимизиран HDL код, който може да бъде използван за създаване на физическа електроника, като FPGA. Процесът включва дефиниране на модела, конфигуриране на настройките, генериране на HDL код, валидация и оптимизация на кода, както и синтез и имплементация на физическата система. HDL кодът, генериран от HDL Coder, може да се използва в среда за синтез и имплементация, като например Xilinx Vivado или Intel Quartus. Този процес включва компилиране на VHDL кода, създаване на мрежи от логически елементи, задаване на времеви ограничения и генериране на физическите конфигурационни файлове (Bitstreams) за програмиране на цифровото устройство например FPGA. HDL Coder представлява мощен инструмент, който значително улеснява хардуерната реализация на невронни мрежи. С неговата помощ разработчиците могат да превърнат сложни MATLAB и Simulink модели в оптимизиран VHDL или Verilog код, готов за използване в цифрови системи. Това намалява времето за разработка и тестване на системите и осигурява по-ефективна използваемост на ресурсите. HDL Coder е особено полезен за създаване на невронни мрежи в хардуер, като FPGA, което отваря врати за бъдещи иновации в областта на изкуствения интелект и машинното обучение.

Семейството на програмируемите логически мрежи (FPGAs) Spartan®-3A решава предизвикателствата в дизайна на множество високообемни, с интензивни входно-изходни потоци, електронни приложения. Поради своята изключително ниска цена, Spartan-3A FPGAs са подходящи за широка гама от потребителска електроника, включително широколентов достъп, домашни мрежи и оборудване за цифрова телевизия.

С FPGA XC3S550A се постига гъвкавост при изграждане на персонализирана система за обработка и визуализация на данни от RFID комуникацията.

Декодиране на RFID данните: Използва се код с невронна мрежа за филтриране и декодиране на данните от амплитудно модулирания сигнал. Програмира се в XC3S550A с Xilinx Vivado.

Обработка на данните: След като данните са декодирани, се извършват необходимите операции за обработка на данните, които трябва да се визуализират на дисплей или принтер. Това може да включва форматиране на данните, обработка на грешки и други манипулации.

Изход към дисплей или принтер: Използват се софтуерно или хардуерно създадени модули в FPGA, за да управление на комуникацията с визуализиращите или печатащите устройства. Това може да бъде осъществено и посредством стандартни интерфейси като HDMI, VGA или USB сериен порт SPI.

ТРЕТА ГЛАВА

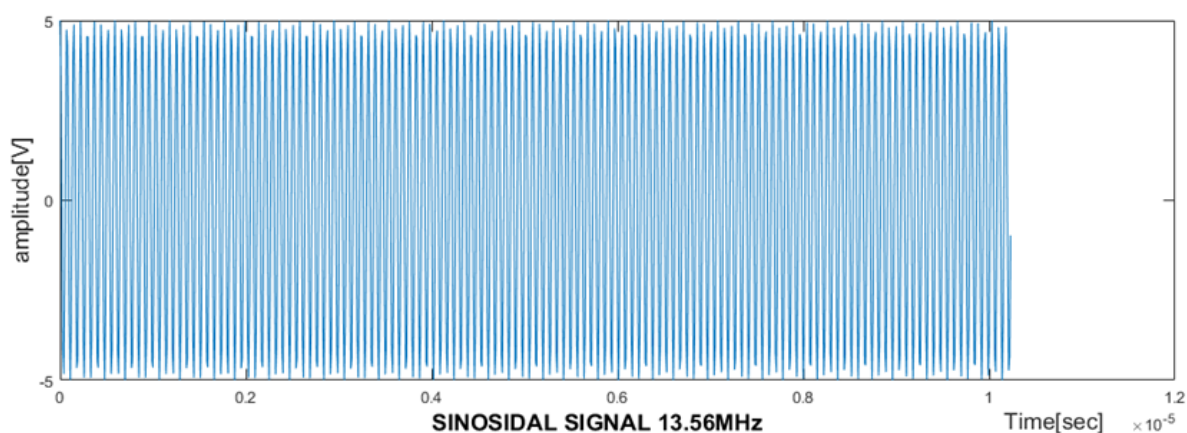
ЕКСПЕРИМЕНТАЛНИ РЕЗУЛТАТИ ОТ ПРИЛАГАНЕТО НА ИНТЕЛИГЕНТНИ МЕТОДИ ЗА ИЗСЛЕДВАНЕ И РЕАЛИЗАЦИЯ НА ХАРДУЕРНИ РЕШЕНИЯ

В тази глава от дисертационния труд са представени получените резултати от проведените експериментални изследвания за прилагането на интелигентни методи при реализацията на хардуерни решения. Получените резултати от анализа са представени в публикациите по настоящия дисертационен труд.

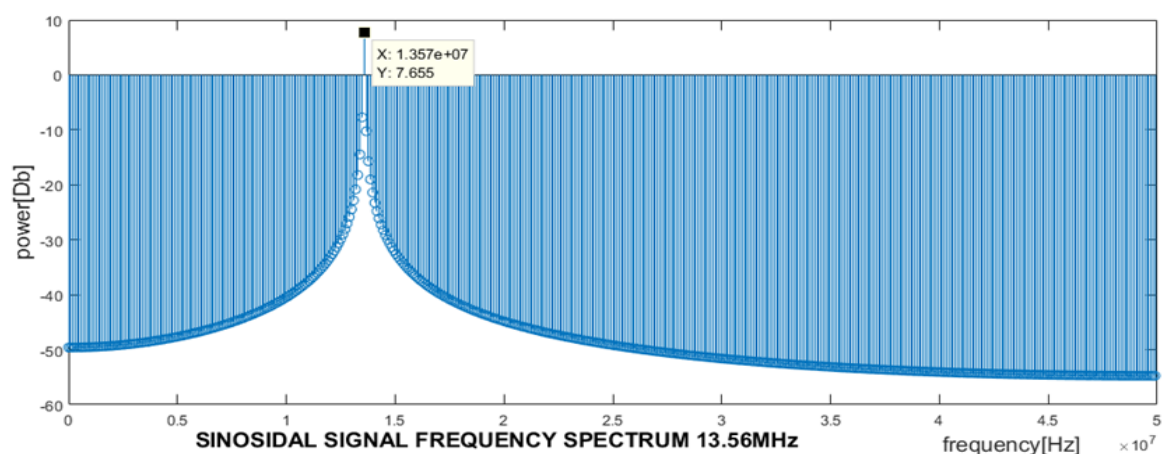
3.1. Филтрация на амплитудно модулиран сигнал.

В публикация [3*], са описани различни етапи от проведения анализ при конструиране на електрическата верига, който включва анализ на електрическа верига, честотен анализ, времеви анализ, модулация на сигнали и филтриране на сигнали. Обект на изследването са техническите методи за потискане на шума чрез филтриране.

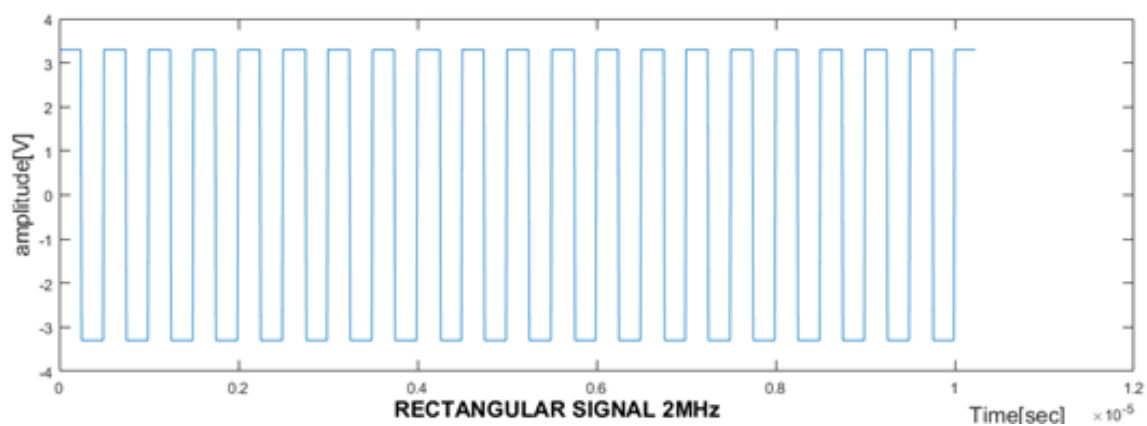
Периодичен синусоидален сигнал във времевата област е представен на фиг. 30. Периодичен синусоидален сигнал в честотната област е представен на фиг. 31.



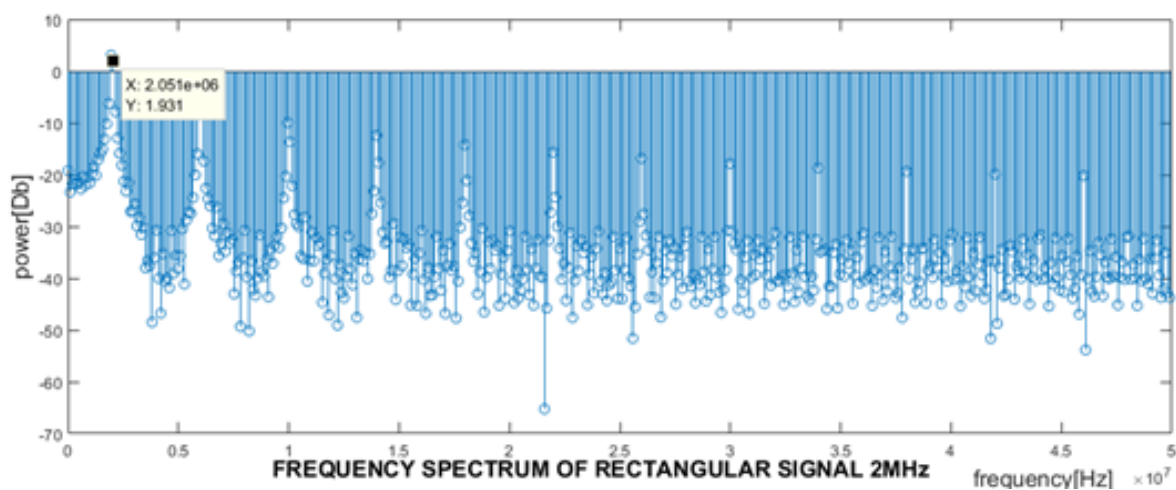
Фиг. 30. Синусоидален сигнал във времевата област



Фиг. 31. Синусоиден сигнал в честотната област

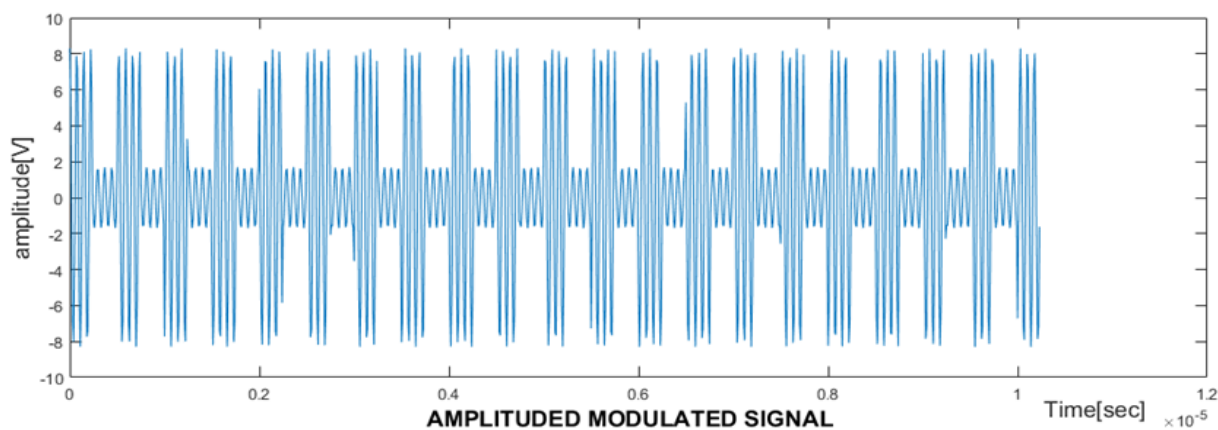


Фиг. 32. Правоъгълен сигнал във времевата област



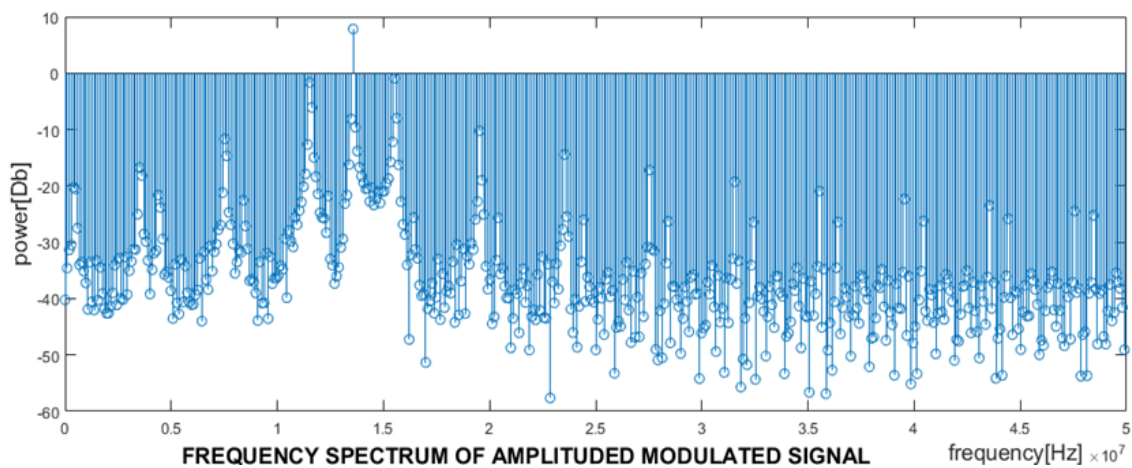
Фиг. 33. Периодичен правоъгълен сигнал в честотната област

Периодичен правоъгълен сигнал във времевата област е показан на фиг. 32. Периодичен правоъгълен сигнал в честотната област е показан на фиг. 33. Амплитудно модулиран сигнал във времевата област е показан на фиг. 34.



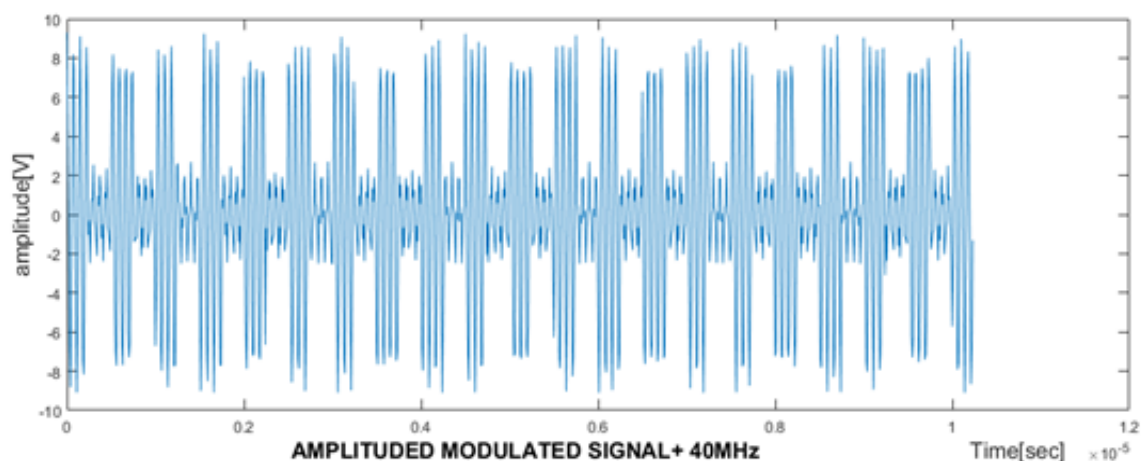
Фиг. 34. Амплитудно модулиран сигнал

Честотния спектър на амплитудно модулиран сигнал е показан на фиг. 35.

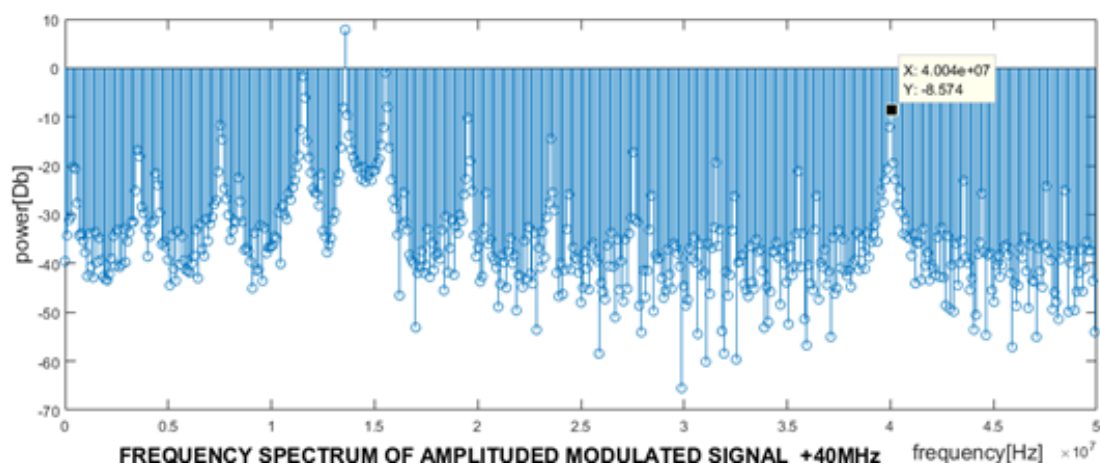


Фиг. 35. Честотен спектър на амплитудно модулиран сигнал

Амплитудно модулиран периодичен синусоиден сигнал е представен на фиг. 36.



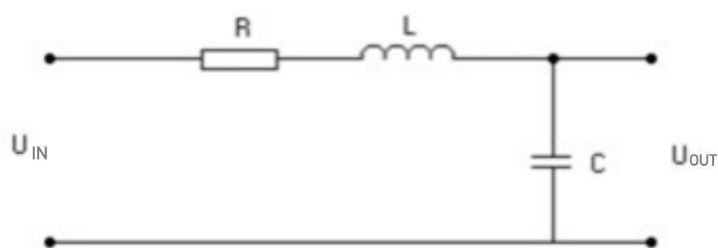
Фиг. 36. Амплитудно модулиран сигнал



Фиг. 37. Честотен спектър на амплитудно модулиран сигнал

Честотен спектър на амплитудно модулиран периодичен синусоиден сигнал е представен на фиг. 37.

Коефициентът на затихване е $0 < \xi < 1$. Това означава, че функцията има затихващи флуктуации, които дават възможност да формираме пасивна електрическа верига, показана на фиг. 38.

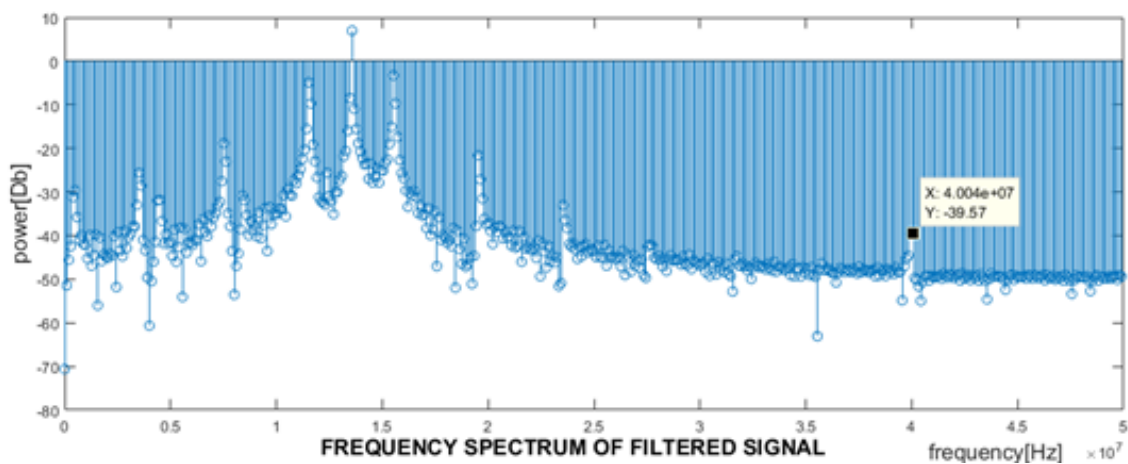


Фиг. 38. Електрическа схема на пасивен филтър

Трансферната функция се изчислява след използване на закона за напрежението на Кирхоф и се оптеделят стойностите на параметрите на електрическата верига, които са представени в таблица 1. На фиг. 39 е представен резултата от филтрирането на сигнала в честотната област.

n	f_s	T	ξ	Pol	k	R	L	C
-	MHz	s	-	-	-	Ω	nH	pF
2	14.520	1.0961e-08	0.1602	Complex conjugate -1.4613 $\pm$ 9.0051i	0.3162	4	150	800

Таблица 1. Резултати за стойностите на пасивните елементи, включени в електрическата верига на филтъра



Фиг. 39. Честотен спектър на филтрирания сигнал

Синтезираният филтър дава ясна представа за работата на пасивните филтри, визуализирани в честотната и времевата област. От получените експериментални резултати ясно се вижда, че мощността на безполезния за нас сигнал е 40 MHz и е намаляла с приблизително 30 dB, което означава, че използваният пасивен филтър е ефективен при премахване на високочестотни сигнали от спектъра на полезния сигнал.

3.2. Техники за безжично събиране, предаване и манипулиране на информационни потоци.

В статии [2*, 4*] са представени резултатите от анализа на проблеми при обработката на безжична информация. Описано е хардуерно изпълнение на разпределени системи за безжично събиране, прехвърляне и манипулиране на информационни потоци. Основните етапи на този процес (кодиране, модулиране и филтриране на сигнала) са проучени задълбочено, според стандартите за ЕМС. Освен това в тази статия са показани резултати от изчисляване на параметрите на RFID антената.

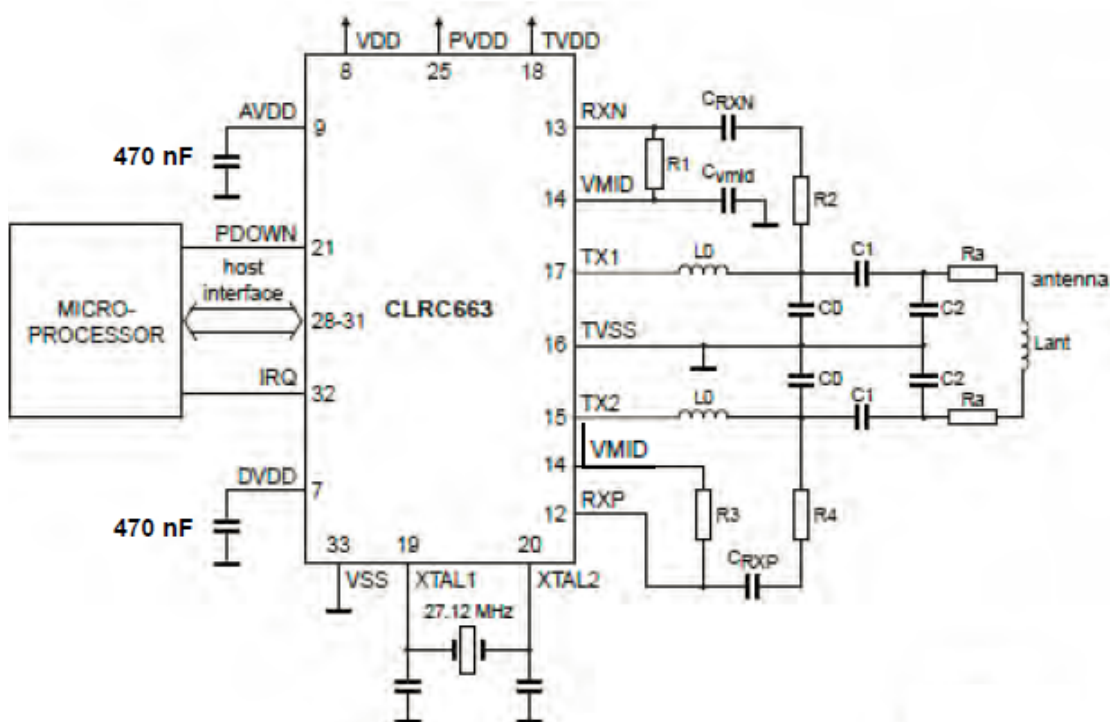
Безжичният пренос на данни е прехвърляне на цифрово кодирана информация между две крайни устройства в определена среда без загуба на информация. Извършва се, като се следват етапите описани по-долу:

- а) Кодиране на данните;
- б) Модулиране на данните;
- в) Филтриране на сигналите;
- г) Безжичен пренос на сигнали;
- д) Демодулиране на данните;
- е) Цифрово манипулиране на данните (правилен избор на микроконтролер с подходящ фърмуер).

При разработването на дадено устройство, винаги се обръща особено внимание на спецификацията за електромагнитна съвместимост, което води до

забавяне на процеса на разработка на даден продукт, загуба на финансови активи в различни аспекти, което основно означава повече пари, изразходвани за допълнителни тестове в специализирани лаборатории.

Цифровото манипулиране на данните в четеца се извършва чрез предварително избран микроконтролер (избран поради функционалните спецификации на системата), който изпълнява потребителското приложение. Микроконтролерът комуникира със специализирана интегрална схема CLRC66302HN, чрез сериен периферен интерфейс (SPI).



Фиг. 40. NFC четец

RFID интегралната схема кодира данните, получени от микроконтролера с помощта на SPI и ги използва за модулиране на носещата честота – 13,56 MHz. Модулираният сигнал се предава към филтър, за да се премахнат всички високочестотни хармонични сигнали, които пречат на околната среда и вредят на работата на други компоненти. След филтрация, модулираният сигнал преминава

през верига за последваща настройка, която финализира настройката на честотата на сигнала, както и го синхронизира с антена (импеданс и честота). Схемата за това е показана на фиг. 40 и е разработена със софтуерния продукт CAD STAR 16.

Веригата на NFC четеца, показана на фиг. 40, включва микроконтролер, интегрална схема CLRC66302HN, аналогов нискочестотен филтър и аналогова схема за синхронизиране на импеданса между него и другата част на системата.

Параметрите на NFC антена са представени в таблица 2.

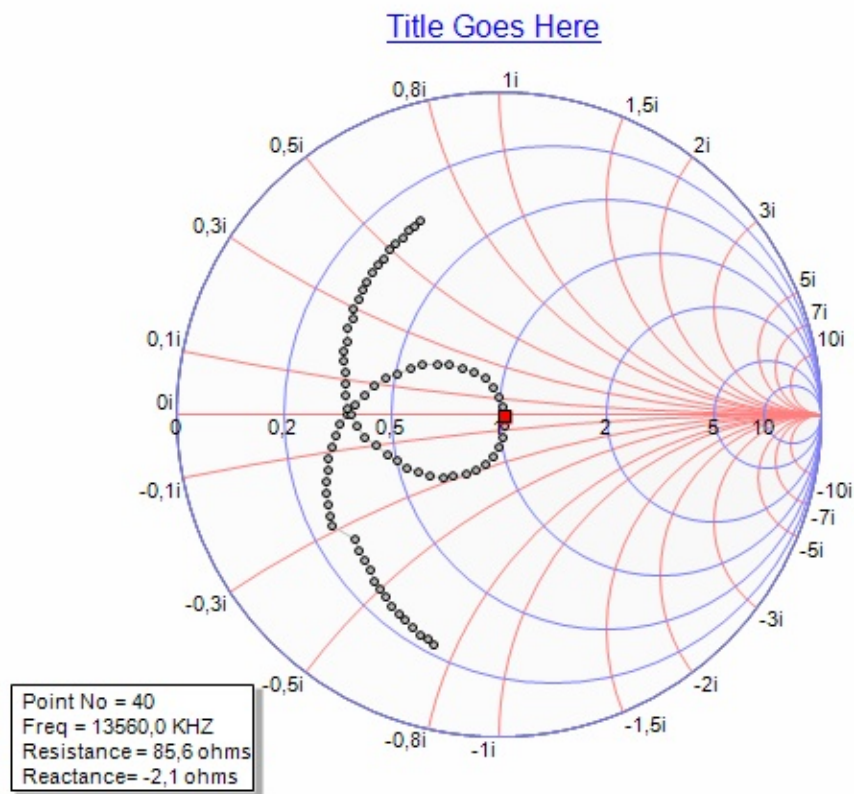
a	b	h	r	Q	N	L	C	R	f_0
cm	cm	cm	cm	-	num	μH	pF	Ω	MHz
14.14	0,5	0,5	50	25	2	1,2	117	4	13.56

Таблица 2. Резултати за стойностите на параметрите на NFC антена

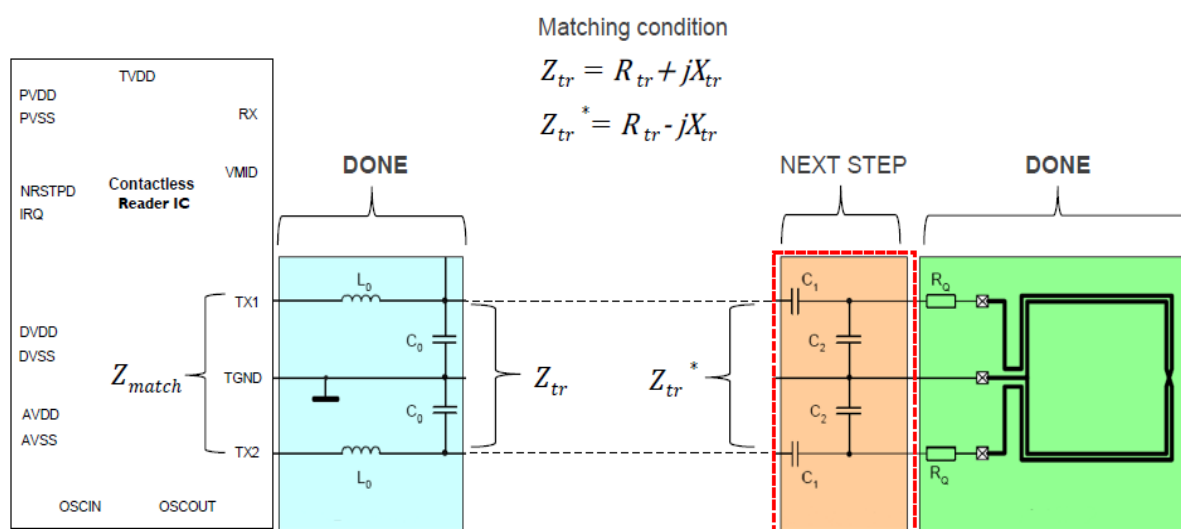
Факторът на качеството Q описва енергията, съхранявана в антената. Когато Q -факторът е висок, антената се нуждае от повече време, за да реагира на модулацията, но излъчва повече енергия. $Q=25$ е стандартната стойност за NFC антени.

Диаграмата на Смит е предназначена да помогне при намирането на решение на проблема с носещи и идентични вериги. Тя по същество е графичен метод за показване на импеданса на антената като функция на честотата. Той показва комплексния коефициент на отражение в полярна форма за определен импеданс. Това означава, че трябва да се минимизира коефициента на отражение, да се минимизира отразената мощност от товара (антената) и да се увеличи максимално мощността, която се приема от антената. За да се постигне идеалния баланс, то импедансът на товара трябва да бъде еквивалентен на импеданса на носещата. В контекста на диаграмата на Смит може да се изместим импеданса на товара към центъра, където коефициентът на отражение клони към нула. Кръговете описват активната (реалната) част на импеданса, а дъгите – реактивната (мнимата). При симетрично съгласуване се постига оптимална форма на сигнала

и разстояние на четене и запис дефинирани в изискванията според стандарта EMV Co, (фиг. 41). Методът за изчисляване на блок за едновременност е представен на фиг. 42.



Фиг. 41. Диаграма на Смит за симетрично съгласуване импеданса на антената



Фиг. 42. Изчисляване на блок за едновременност

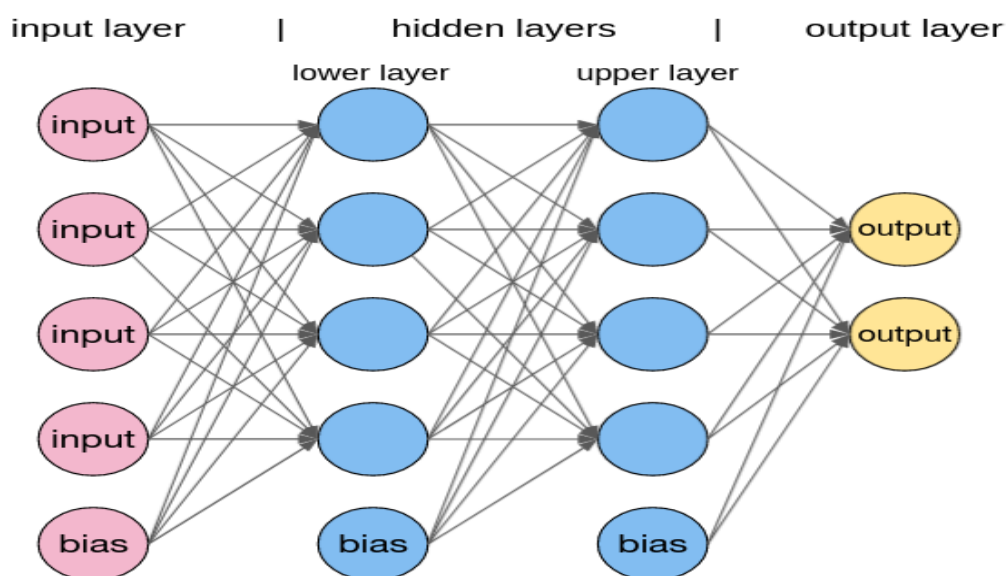
3.3. Интелигентни методи в техниките за безжично събиране, предаване и манипулиране на информационни потоци.

Многослойният перцептрон (MLP) и методът на обратно разпространение са фундаментални концепции в областта на изкуствените невронни мрежи (ANN). MLP е тип ANN архитектура, която използва множество входни и скрити слоеве за обработка на информация. Той е особено полезен в областите на класифициране на данни и регресия.

Обратното разпространение е метод за обучение за MLP, който използва алгоритъма SGD, за да коригира теглата на връзките между невроните. Този метод използва верижното правило за изчисляване на градиенти на функцията за грешка по отношение на теглата на мрежата. Това позволява на MLP да се адаптира и подобрява с течение на времето.

Hardware Description Language Coder (HDL) е инструмент, предоставен от MathWorks, който позволява автоматичното генериране на езиков код за описание на хардуер от модели MATLAB или Simulink. Това е особено полезно за проектиране на цифрови системи на програмируеми логически интегрални схеми (FPGA). Модулът Field Programmable Gate Arrays (FPGA) с AMD Artix™ 7 50T-2I, TE0714-04-52I-7-B представлява специфичен хардуерен модул, базиран на FPGA технология. Той използва FPGA чип от серията Artix™ 7 от AMD и предлага различни възможности за разработване на цифрови системи. Този модул може да се използва за внедряване на MLPs или други цифрови системи, генерирани от HDL Coder. Получените резултати от проведения анализ са представени в статия [5*]. Примерна структура на многослоен перцептрон е показан на фиг. 43.

В алгоритъма за обратно разпространение за обучение на невронни мрежи функциите за активиране играят решаваща роля. Те определят изхода на невроните във всеки слой на мрежата въз основа на техния вход. Важно е да се отбележи, че функцията за линейно активиране не е подходяща за невронни мрежи с повече от един скрит слой. Това е така, защото комбинацията от множество линейни функции остава линейна и не може да моделира сложни нелинейни връзки.



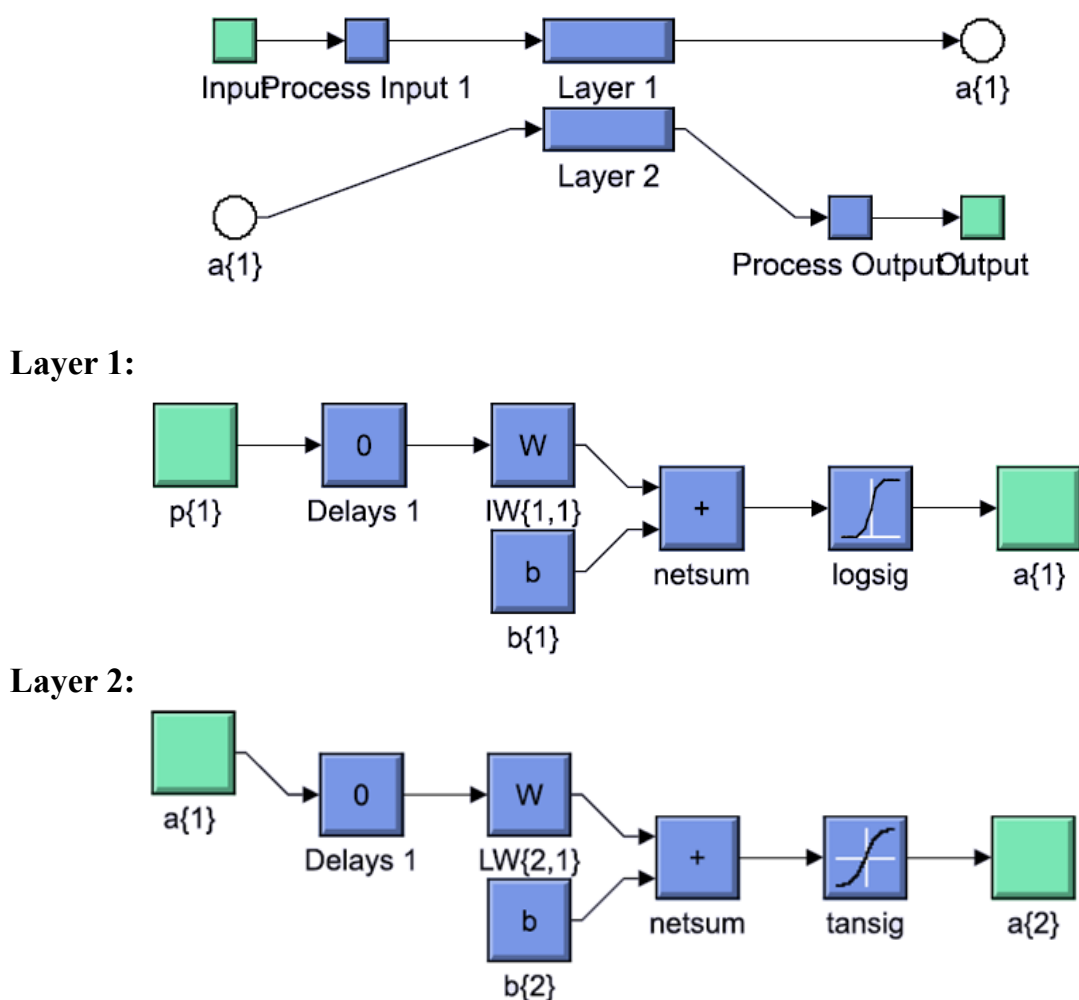
Фиг. 43. Структура на многослоен перцептрон

Алгоритъмът за обратно разпространение е алгоритъм за обучение за MLP (многослоен перцептрон). Състои се от две фази: разпространение напред и разпространение назад. При разпространението напред входните данни се предават през мрежата и се генерират прогнози. След това се изчислява грешката между прогнозите и желаните резултати. При обратното разпространение грешката се разпространява обратно през мрежата и се изчисляват градиенти на грешката по отношение на теглата. Тези градиенти се използват за актуализиране на теглата с помощта на метод за оптимизация, като стохастичен градиентен метод.

Процесът на обучение на мрежата включва подготовка на набор за обучение, който съдържа амплитудно модулирания сигнал и съответния шум. Мрежата е обучена да разбира връзката между тези данни и да генерира филтрирания сигнал чрез минимизиране на разликата между филтрирания сигнал и желания резултат.

Хипотезата в статията е, че невронните мрежи, като MLP, могат да се използват за филтриране на шум в амплитудно модулирани сигнали. Филтрирането на шум е често срещана задача при обработката на сигнали и

невронните мрежи могат да бъдат мощен инструмент за изпълнение на тази задача. Една възможна архитектура на невронна мрежа за филтриране на шум е показана на фиг. 44.



Фиг. 44. Архитектура на невронната мрежа

Stochastic Gradient Descent (SGD) е алгоритъм за оптимизация, използван за обучение на невронни мрежи и други модели за машинно обучение. Това е разновидност на градиентно спускане, което се използва за намиране на минимума на функцията за грешка.

Основната идея зад SGD е да се използва произволно подмножество от данни за обучение (обучаваща извадка), за да се изчислят градиентите на

функцията за грешка и да се актуализират параметрите на модела. Това позволява ефективни актуализации на параметрите на всяка стъпка от процеса на обучение.

HDL кодът, генериран от HDL Coder, може да се използва в среда за синтез и внедряване, като Xilinx Vivado или Intel Quartus. Този процес включва компилиране на VHDL код, създаване на мрежи от логически елементи, определяне на времеви ограничения и генериране на физически конфигурационни файлове (битови потоци) за програмиране на цифрово устройство, като FPGA, показано на фиг. 45.



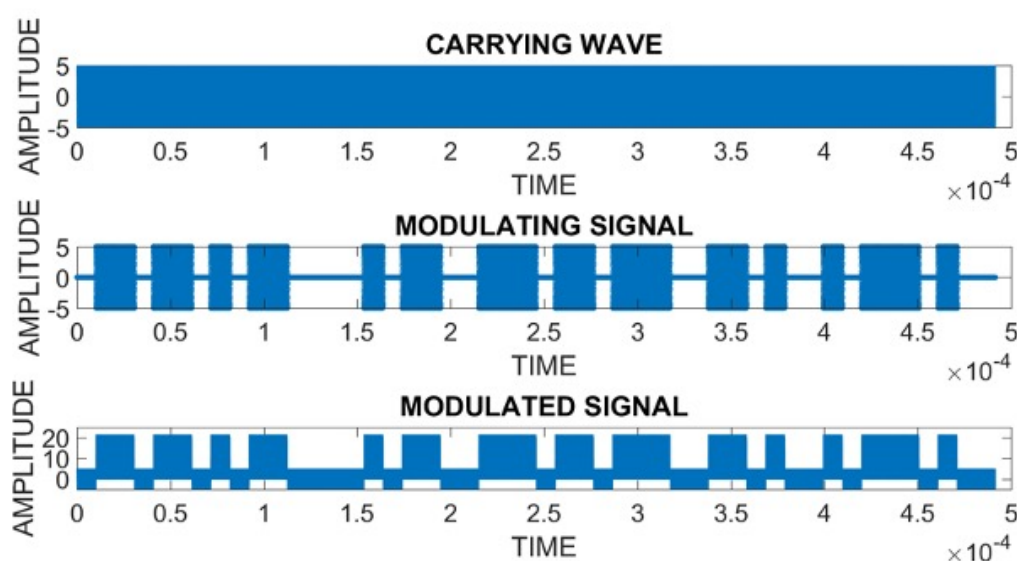
Фиг. 45. FPGA устройство

HDL кодер и FPGA модули като AMD Artix™ 7 50T-2I, TE0714-04-52I-7-B предоставят средства за трансформиране на MLP и други цифрови системи в реални хардуерни решения. Това позволява бързо изпълнение и ефективно използване на ресурсите на FPGA. Комбинацията от многослоен перцептрон, HDL кодер и FPGA модули предлага широка гама от инструменти и възможности за разработване на сложни цифрови системи и решаване на различни задачи в областта на машинното обучение и обработката на данни.

3.4. Амплитудна модулация и демодулация при безжично предаване на данни с невронни мрежи.

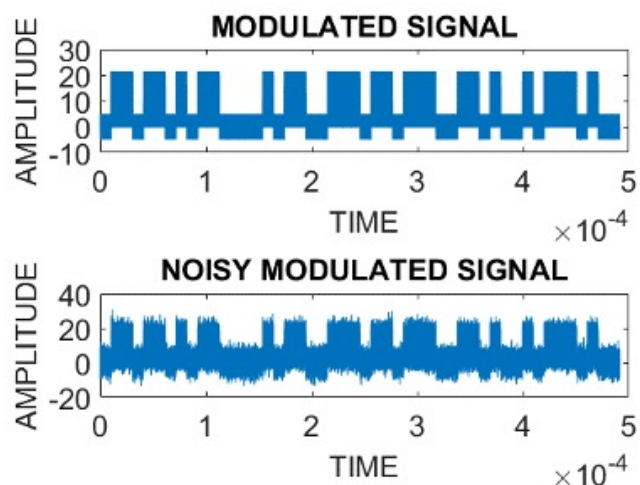
В статия [5*] са представени резултатите получени при прилагането на амплитудна модулация (АМ) и демодулация с използването на невронна мрежа. Параметрите на сигнала се определят първоначално, като се използва честотата на

семплиране, броя на семплите, амплитудите на носещия и модулиращите сигнали и носещата честота. След това се предоставя битов низ за модулиране. С помощта на дефинираните параметри и низа от битове се генерира модулиращ сигнал за всеки символ. В зависимост от стойността на бита (0 или 1) се генерира модулиращ сигнал с амплитуда или нулева стойност. След това модулиращият сигнал се умножава по носещата вълна и полученият модулиран сигнал се извежда. След модулация се генерира бял шум на Гаус и се добавя към модулирания сигнал. За тази цел се използва съотношението сигнал/шум (SNR), определено в децибели. Резултатът е зашумен модулиран сигнал. След това се изгражда невронна мрежа със скрити слоеве и функции за активиране. Невронната мрежа се обучава с помощта на зашумен амплитудно модулиран сигнал и незашумен амплитудно модулиран сигнал, като последният се използва за обучение. След завършване на обучението, невронната мрежа се използва за прогнозиране на модулирания сигнал. Извършва се демодулация на прогнозирания сигнал и битовете се декодират. Статията представя цялостен процес на амплитудна модулация и демодулация с помощта на невронна мрежа в програмната среда MATLAB. Представените резултати и декодираният изход на мрежата демонстрират ефективността на предложената реализация.



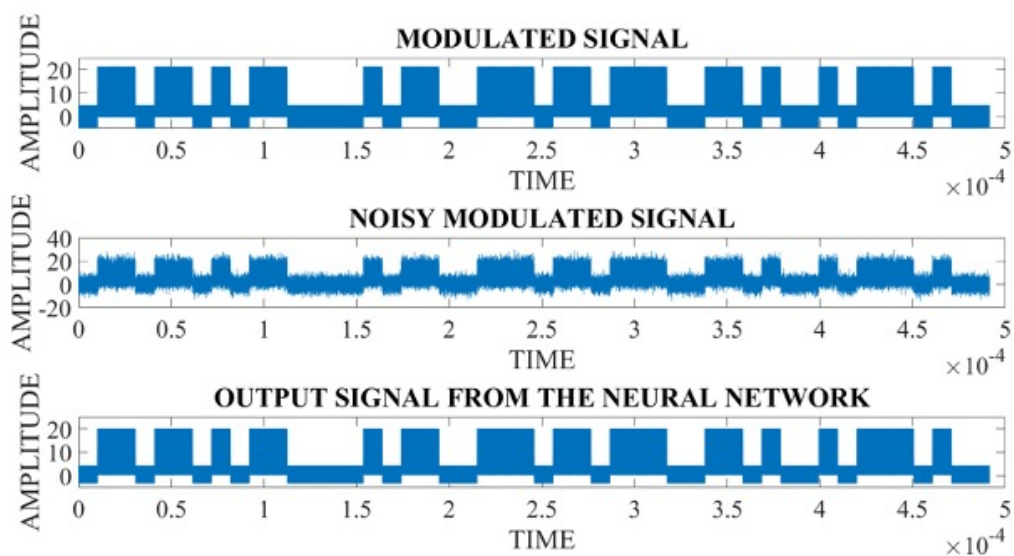
Фиг. 46. Амплитудна модулация

На фиг. 46 са представени резултатите от процеса на модулация, като са показани носещия сигнал, модулиращия сигнал и модулирания сигнал.



Фиг. 47. Зашумяване на сигнала

На фиг. 47 са представени резултатите от процеса на зашумяване на модулирания сигнал. Получените резултати за реален модулиран сигнал, модулиран с шум сигнал и изходен сигнал от невронна мрежа са показани на фиг. 48.



Фиг. 48. Сигнал от изхода на невронната мрежа

Получените резултати показват, че използването на амплитудна модулация и демодулация в комбинация с невронни мрежи осигурява мощен инструмент за безжично предаване и декодиране на данни. Тази техника позволява да бъдат предавани и възстановявани данни с висока точност дори и в силно зашумени среди. Чрез използването на невронни мрежи може да се обучи системата да обработва различни сценарии за предаване на данни и да се постигнат по-добри резултати.

Тази статия представя основната идея и изпълнение на безжично предаване на данни и декодиране с помощта на невронни мрежи. При разработването на приложения в практиката, могат да се извършват допълнителни оптимизации и подобрения въз основа на специфични изисквания и условия. Възможно е да се конвертира представения в статията програмен код на MATLAB във VHDL или Verilog за внедряване върху програмируеми логически интегрални схеми (FPGA).

3.5. Нови поколения безжични мрежи.

Безжичните комуникации са неразделна част от съвременния живот. Всяко следващо поколение безжични мрежи се стреми към увеличаване на скоростта на предаване и приемане на информационния поток, въвеждане на нови технологии, промяна на честотната лента и повишени изисквания за качество на услугите (Quality of Services - QoS). Управлението на мобилността е приоритетен въпрос в съвременните мобилни мрежи. Предизвикателството за всички мрежи е предаването на данни да се извършва без загуба. В статия [1*] е описан метод за пренос на сигнал - Handoff (HO) в различни поколения мрежи. Разгледани са хоризонтално прехвърляне (Horizontal Handoff - ННО) и вертикално прехвърляне (Vertical Handoff - VHO), [106]. Бързо нарастващият брой мобилни устройства, лавината от предаване на данни и услуги изискват развитието на ново поколение хетерогенни мрежи (5G), интегриращи 3G, хетерогенна 4G безжична връзка, Wi-Fi и други технологии. Статията разглежда предизвикателството пред човечеството наречено – Глобални мрежи от шесто поколение.

Мобилните комуникации условно се разделят на няколко поколения (1G, 2G, 3G, 4G, 5G), повечето от които съчетават няколко стандарта.

Безжичната клетъчна технология от първо поколение (1G) включва скорост на предаване от 1 Kbps до 2,8 Kbps и честотна лента от 40 Mhz до 900 Mhz. Предлага аналогова телефонна услуга (гласово повикване) с помощта на прекъсвач. Тази технология използва техники за мултиплексиране с честотно разделяне. Основните недостатъци на 1G мрежите са: нисък капацитет, висока консумация на енергия, лошо качество на звука, големи загуби, неефективно използване на спектъра и липса на криптиране.

Мрежите от второ поколение (2G) са първата цифрова клетъчна технология, която въвежда концепцията за цифрова модулация. Технологията изисква използването на текстови, фото и мултимедийни съобщения с помощта на цифрово криптиране. Използвани са технологии като множествен достъп с честотно разделяне (Frequency-Division Multiple Access - FDMA), множествен достъп с разделяне по време (Time-Division Multiple Access - TDMA), Глобална система за мобилни комуникации (Global System for Mobile Communications - GSM) и множествен достъп с разделяне на код (Code-Division Multiple Access - CDMA), [107]. Основните характеристики на 2G са повишената максимална скорост на предаване - 50 Kbps и по-добрата сигурност на информационния поток в сравнение с 1G.

2.5G и 2.75G са инструменти за популяризиране на нови функции, наложени от развитието на мобилните телефони.

2.5G въвежда нови, по-ефективни стандарти: Обща пакетна радио услуга (General Packet Radio Service - GPRS), позволяваща използването на мобилен интернет при по-високи скорости, и подобрени скорости на данни за GSM за мобилни телевизори.

С въвеждането на 2.75G теоретично се постига трикратно увеличение на скоростта на предаване.

Безжичната клетъчна мрежа от трето поколение (3G) е преход от теснолентова към широколентова технология с максимална скорост на трансфер от около 2 Mbps за фиксирани устройства и 384 Kbps за мобилни потребители.

Този стандарт осигурява гласови и видео разговори, предаване на данни, сърфиране в интернет и видеоконференции. Основните характеристики са: по-висока скорост на предаване, мултимедиен достъп и глобален роуминг, загуби при предаване, определени като редки събития. 3G се основава на три основни стандарта - Универсална мобилна телекомуникационна услуга (Universal Mobile Telecommunications Service - UMTS), Широколентов кодово разделен множествен достъп (Wideband Code Division Multiple Access - WCDMA) и CDMA2000. 3G в мобилни телефони и слушалки е начин да свържете телефона си с интернет или други IP мрежи. Развитието на световната оперативна съвместимост за технологията за микровълнов достъп (Worldwide interoperability for Microwave Access - WiMAX) е огромен технологичен напредък за безжични високоскоростни данни, глас и видео на дълги разстояния. Тази технология се базира на стандартите IEEE 802.16, предоставяйки интегрирани услуги на крайни потребители със собствена безжична мрежа.

Мрежите от четвърто поколение (4G) осигуряват по-високо качество на услугите, максимална скорост на предаване за мобилен потребител от 100 Mbps и 1 Gbps за комуникация с ниска мобилност, намалена латентност (от 300 ms до 100 ms). 4G се основава на принципа на пакетно предаване, възможност за пренасочване на повиквания или онлайн сесии към 2G или 3G мрежи, интеграция с Wi-Fi и интернет мрежи.

Този стандарт координира работата на различни безжични технологии, като: Мултиплексиране с ортогонално честотно разделяне (Orthogonal Frequency Division Multiplexing - OFDM), Множествен достъп с кодово разделяне на множество носители (MC-CDMA), Множествен вход и множество изходи (Multiple Input Multiple Output - MIMO), Многократен достъп с кодово разделяне на голяма площ (LAS-CDMA) и Мрежа - услуга за локално многоточково разпространение (Local Multipoint Distribution Service - LMDS). Основните цели на 4G са удобно управление и непрекъснат роуминг между различни технологии. Предаваните гласови, информационни, звукови и интернет услуги използват IP администрация.

Дългосрочната еволюция (Long Term Evolution - LTE) като безжична широколентова технология надгражда UMTS чрез въвеждане на система за пакетни данни. Основните му характеристики са по-ефективното използване на радиочестотния спектър и налагането на по-високи скорости на мобилен обмен.

Бързо нарастващият брой мобилни устройства, лавината от предаване на данни и услуги изискват разработването на ново поколение хетерогенни мрежи, интегриращи 3G, различни 4G безжични, WiFi и други технологии.

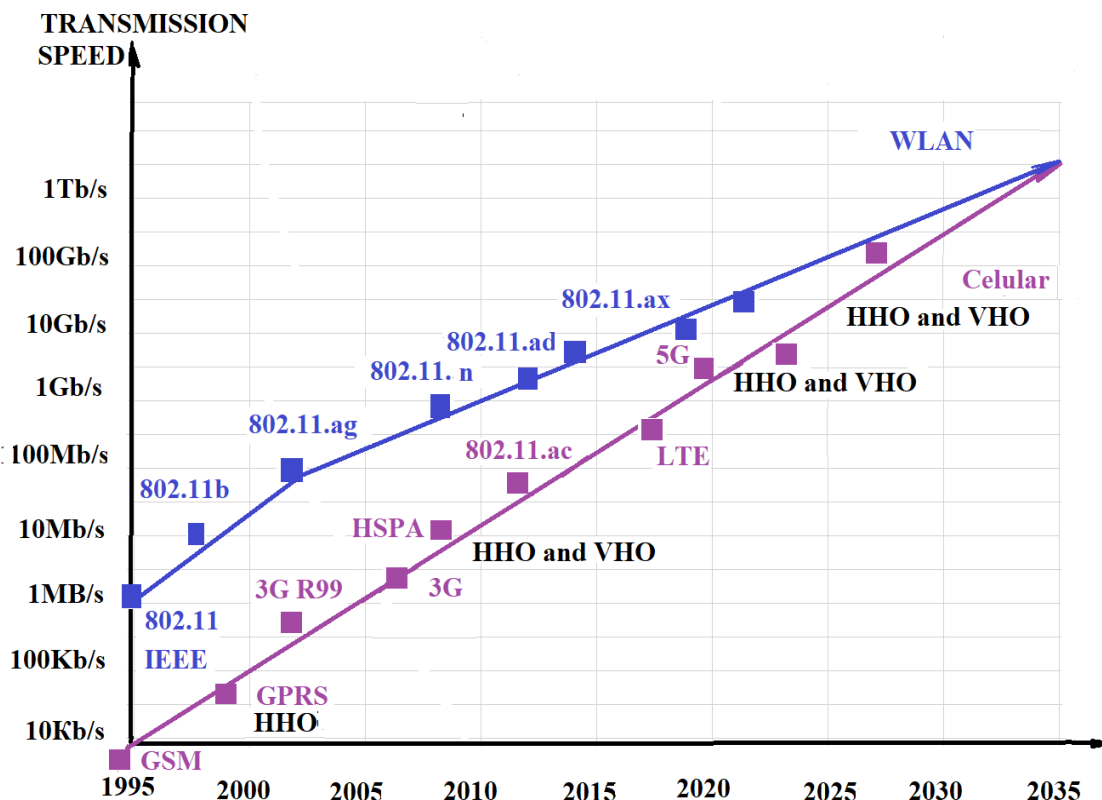
Нуждите от надграждане на инфраструктурата на 4G LTE, успоредно с десетократно увеличаване на скоростта на предаване и приемане, допълване на честотната лента с милиметров диапазон налагат въвеждането на пето поколение (5G) като модерна технология.

Структурата на петото поколение клетъчни мрежи се основава на гъсто разположение на клетките, малък обхват, огромен трафик, висока скорост на предаване, базирана на свързаност на множество (различни по природа) устройства, ниска латентност и висока честотна лента. Това са характеристики на хетерогенната среда, осигуряваща значително по-голям мрежов капацитет в сравнение със съществуващите безжични технологии. Основни за 5G са стандартите IEEE802.11 за безжична локална мрежа (Wireless Local Area Network - WLAN), безжични мрежи в градската зона Wireless MAN (WMAN), безжична ad-hoc мрежа (WANET), безжична персонална мрежа (Wireless Personal Area Network - WPAN) и безжични мрежи за цифрови комуникации, (Фиг. 49).

Основните изисквания към технологиите, използвани в мрежите от пето поколение са:

- Повишена скорост на трансфер на данни (1 Gbit/s за краен потребител във всяка клетка на мрежата),
- Латентност от: 1 ms в една посока от базовата станция към потребителя или 10 ms латентност от край до край,
- Масова свързаност (106 мобилни устройства/km²),

- Висока надеждност,
- Предаване без загуби,
- Висока ефективност и производителност (10 Mbps/km²).



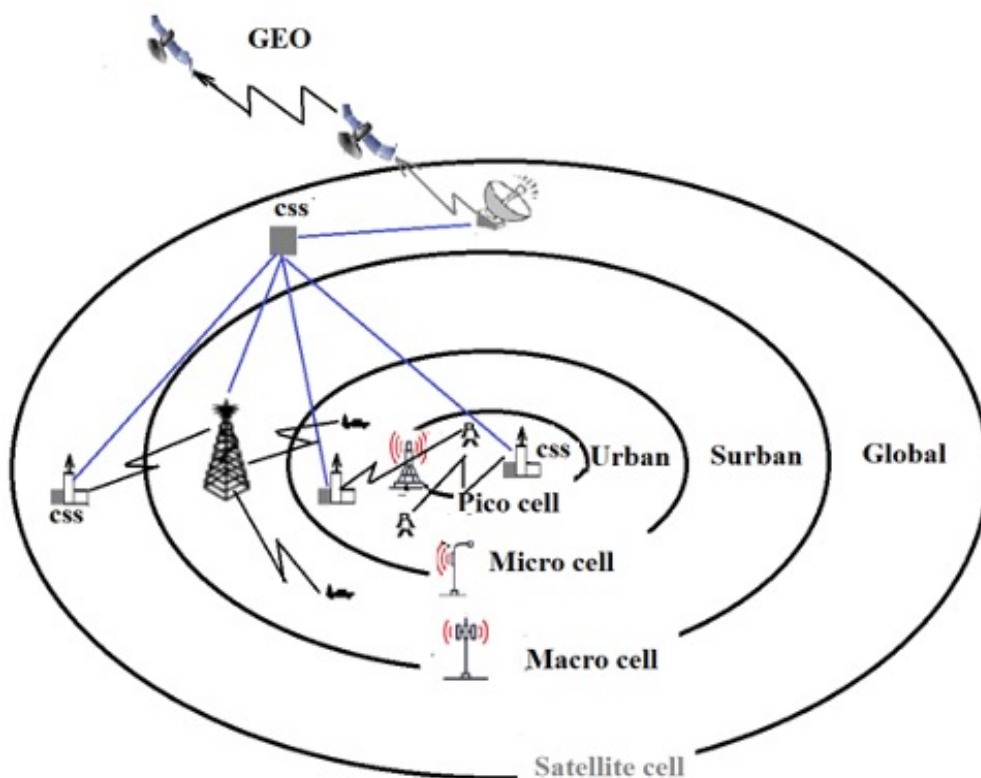
Фиг. 49. Еволюция на мобилните комуникации

Предизвикателствата за развитието на мобилните комуникации са свързани с растящия брой нови приложения и виртуалната реалност (VR), интелигентните автомобили и изкуственият интелект (AI) правят съвременните клетъчни мрежи неспособни да отговорят на техническите и информационните нужди на обществото и световната икономика. Идеята за мрежите от шесто поколение се основава на холистичен подход при определяне на бъдещите комуникационни нужди на обществото. Като мрежа с глобално покритие, тя ще координира сътрудничеството между 5G и сателитни комуникационни мрежи.

Очакванията са 6G:

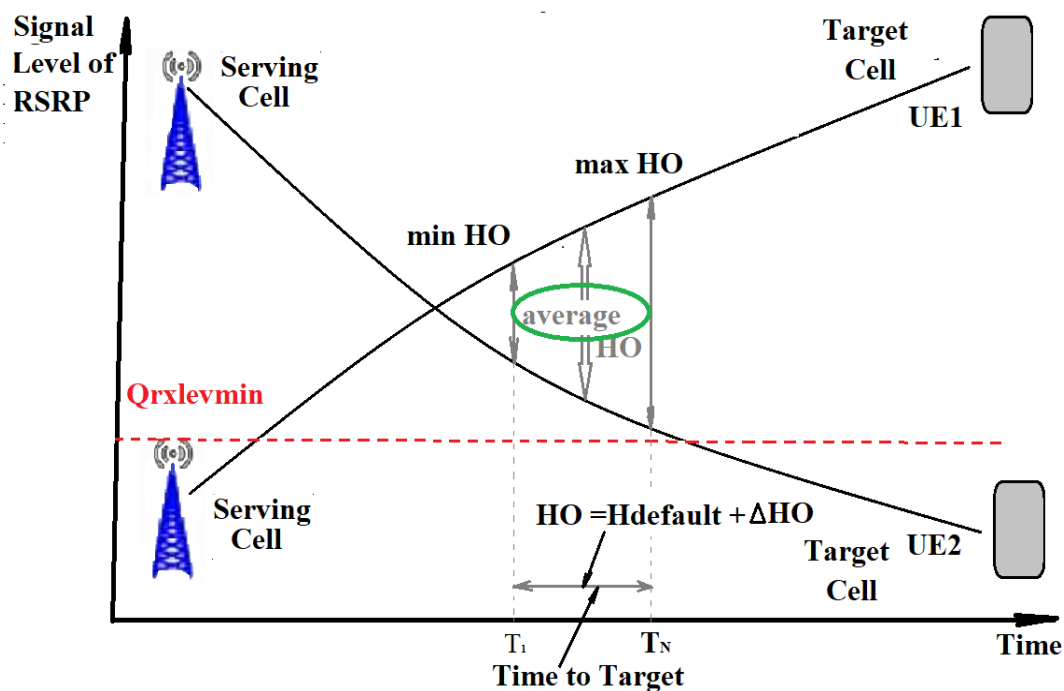
- да стане рамка от услуги, някои от които са поместени в облак,
- за разширяване на честотния спектър,
- да се увеличи броят на използваните многоканални антенни устройства в предаватели и приемници с цел увеличаване скоростта на предаване.

6G мобилната система за глобално покритие ще интегрира 5G безжична мобилна система и сателитна мрежа. Тези сателитни мрежи се състоят от телекомуникационна сателитна мрежа, сателитна мрежа за изображения на Земята и сателитна мрежа за навигация. Телекомуникационният сателит се използва за излъчване на глас, данни, интернет и видео; сателитните мрежи за изображения на земята са за събиране на информация за времето и околната среда; а навигационната сателитна мрежа е за глобална позиционна система (GPS), (фиг. 50).



Фиг. 50. 6G мобилната система

Управлението на мобилността е приоритетен въпрос в съвременните мобилни мрежи. Предизвикателството за всички мрежи е предаването на данни да се извършва без загуба. Процесът на прехвърляне на сигнал при смяна на клетка или намаляване на сигнала по време на активна потребителска връзка е известен в литературата като Handoff (HO), (фиг. 51).



Фиг. 51. Handoff (HO)

НО е процес в мобилните комуникации, при който свързана сесия за данни или клетъчно повикване се прехвърля от една клетка в BS към друга, без да се прекъсва сесията. Има различни типове НО. За мрежи с адаптивни протоколи и зададени приоритети, реализирани и проектирани съгласно стандартите IEEE802.16 и IEEE802.11, се разглеждат два основни типа: Вертикален хендовър (VHO) и Хоризонтален хендоф (ННО).

ННО е симетричен процес, който се случва в една и съща технология за достъп или устройство, което променя/предава клетките в една и съща мрежова технология, за да поддържа нейната непрекъснатост.

VHO е асиметричен процес, който възниква между различни базови станции, принадлежащи към различна мрежа.

Въвеждането на 5G е огромен технологичен напредък в развитието на телекомуникациите, интелигентните градове и енергийните мрежи, отбранителните съоръжения и други. Осигуряването на пълна мобилност, сигурност и предаване без загуби са основните предизвикателства пред съвременните мобилни мрежи.

Развитието на бъдещите безжични мрежи ще доведе до ултра-плътност на вида и броя на базовите станции, както и броя на потребителите и приложенията, които използват. Плътната, динамична и многопластова мрежова архитектура изисква разработването на нови механизми за управление на мобилността, адаптиращи се към характеристиките на новото поколение мрежи.

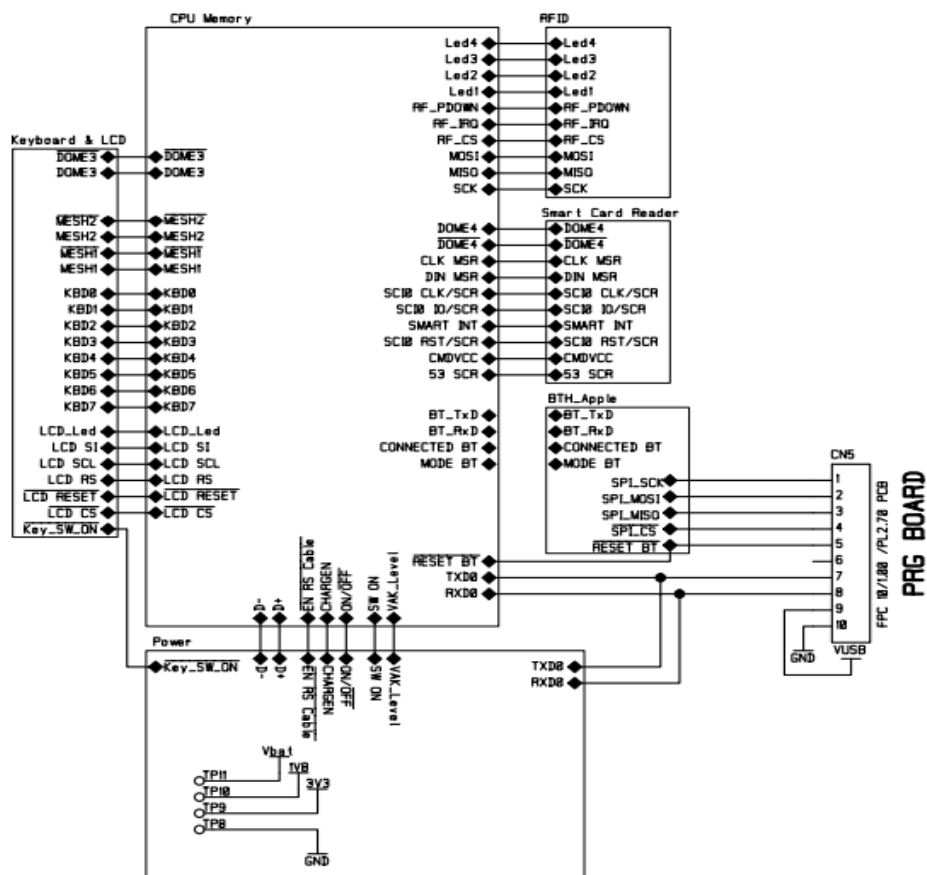
3.6. Реализация на хардуерни решения.

- Платежен терминал

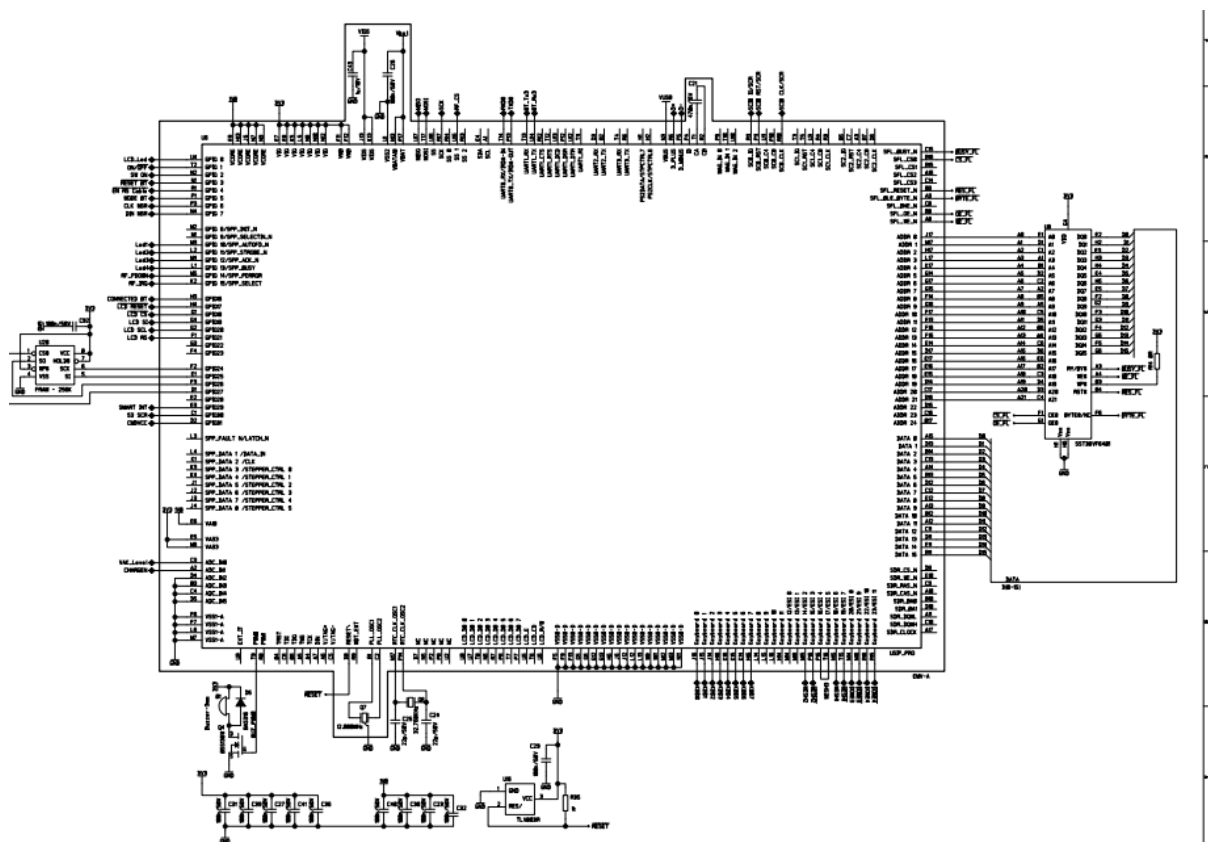
Платежният терминал е устройство, което се използва за обработка на плащания с банкови карти или други електронни методи на плащане. Тези устройства са често срещани в магазини, ресторанти, бензиностанции и други търговски обекти, където клиентите могат да извършват покупки и да плащат с кредитни или дебитни карти, смартфони, чипове за контактено плащане и други електронни начини на плащане.

На следващите фигури са представени отделните модули на разработената електрическа схема, показана на фиг. 52.

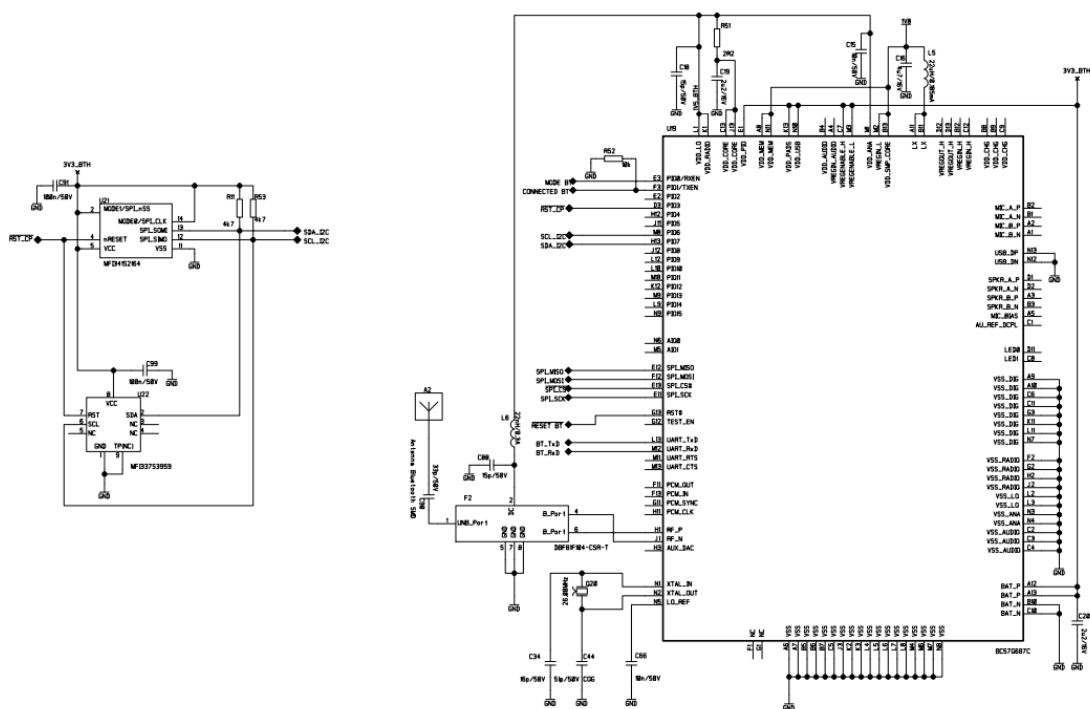
Платежните терминали обикновено се свързват към платежни обработващи компании или банкови институции, които авторизират и обработват плащанията, предоставяйки сигурност и улеснения както за търговеца, така и за клиента. При използването на платежен терминал, клиентът въвежда необходимите данни и сумата, която иска да плати, след което устройството се свързва със съответната финансова институция чрез GPRS връзка през приложение инсталирано на смарт устройство, за да се извърши транзакцията.



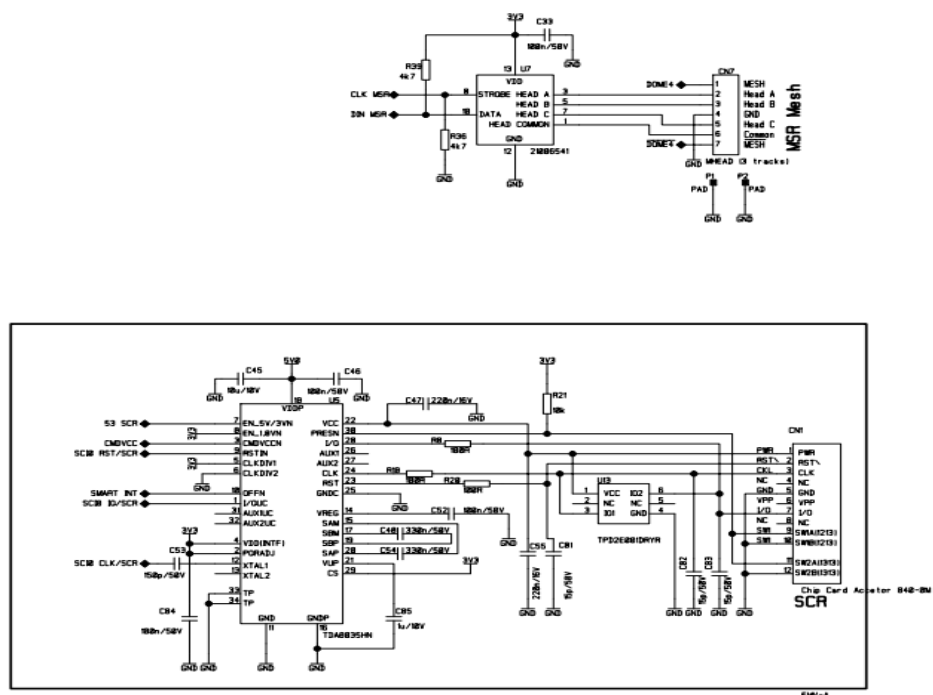
Фиг. 52. Електрическа схема на платежен терминал



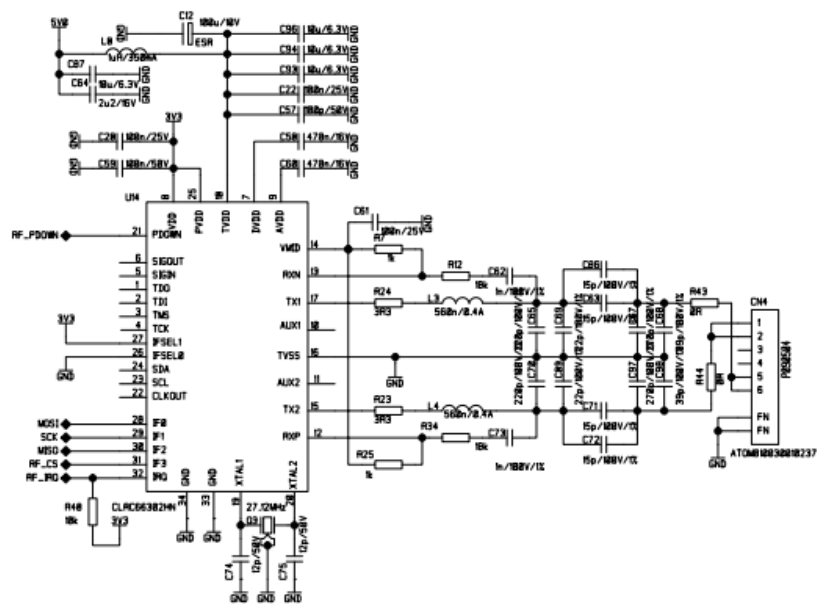
Фиг. 54. Микроконтролер за обработка на данните



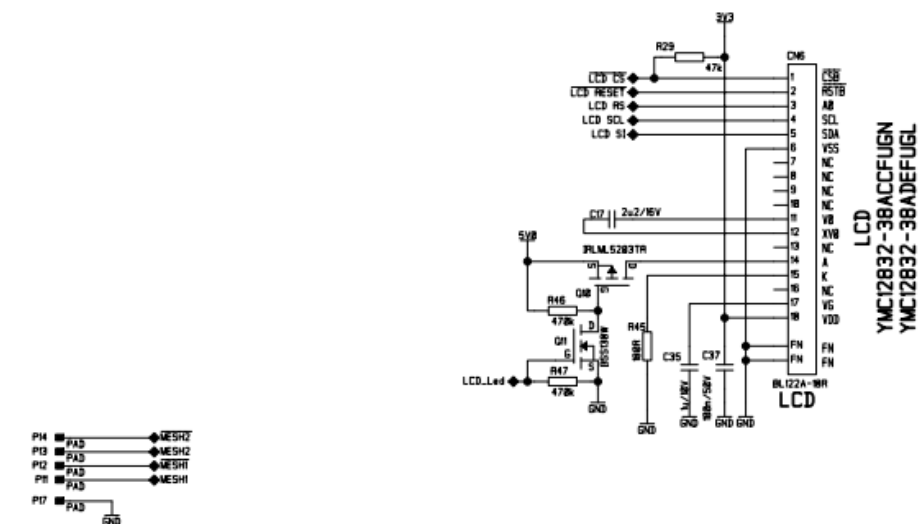
Фиг. 55. Блок за връзка по BLUETOOTH с APPLE устройство



Фиг. 56. Блок за контактно четене на банкови карти (смарт карти и магнитни карти)



Фиг. 57. Блок за контактно четене на банкови карти (RFID, NFC)

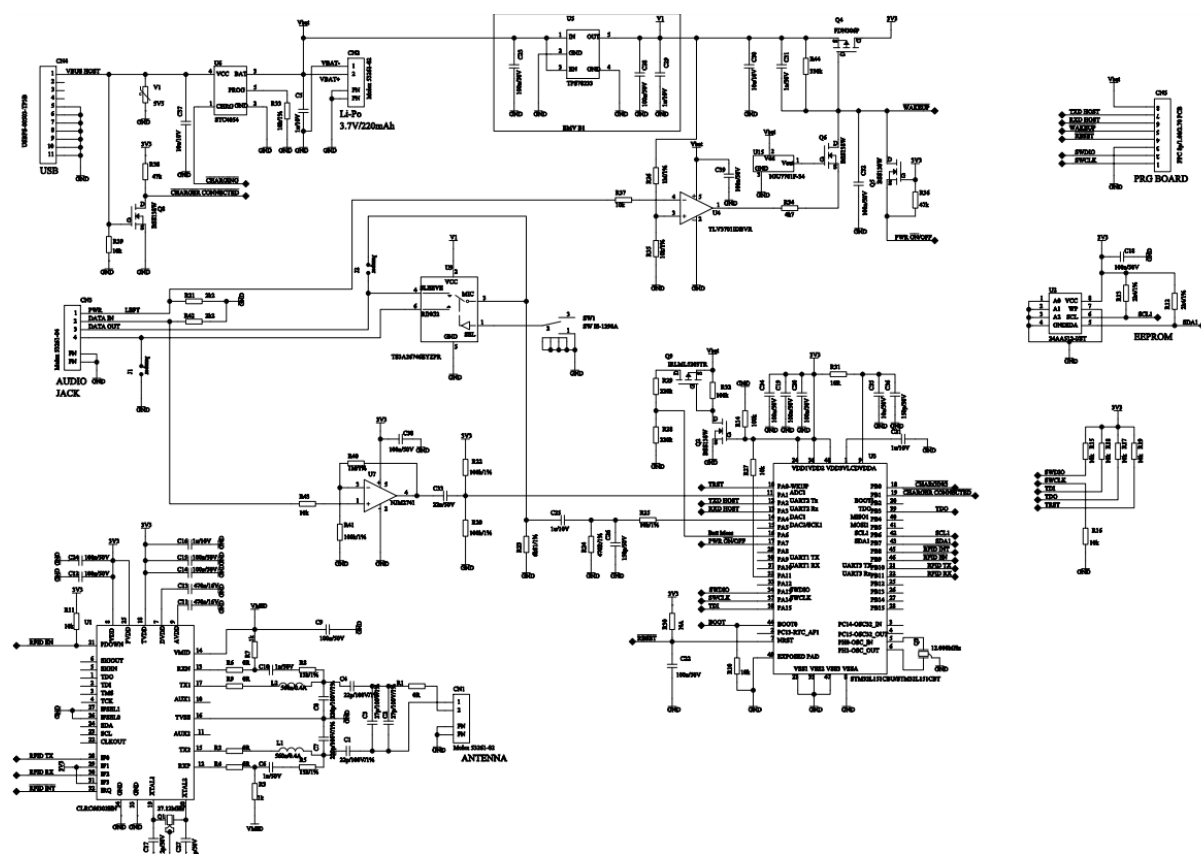


103

- Устройство за безконтактно четене на смарт карти

Разработена е електрическа схема, която включва следните модули, (фиг. 59):

- захранващ блок;
- микроконтролер за обработка на данните;
- блок за връзка по аудио интерфейс със смарт устройство;
- блок за безконтактно четене на смарт карти.



Фиг. 59. Електрическа схема на устройство за безконтактно четене на смарт карти

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Дисертационният труд е посветен на прилагането на иновативни, интелигентни методи за изследване и реализация на хардуерни решения в контекста на разпределените системи за безжично събиране, пренасяне и управление на информационни потоци. Анализирани са възможните връзки и взаимодействия между две технологии - радиочестотна идентификация (RFID) и невронни мрежи (NN), както и потенциалните предимства от включването им в системите за комуникация. Представена е обосновка за това как тези две технологии се допълват, предоставяйки интелигентни решения и възможности за оптимизация на процесите. Описани са предизвикателствата, които възникват с внедряването на радиочестотна идентификация и невронни мрежи в разпределените системи, за да се постигнат интелигентни и ефективни решения за събиране, обработка и управление на информационни потоци. В настоящия дисертационен труд се разглежда и как включването на Wi-Fi технологии може да подсили интелигентността и функционалността на разпределена система, като добавя допълнителни възможности за комуникация и анализ на данни.

Методологията на изследванията в дисертацията включват използването на числен и експериментален подход. Численият подход е използван при реализацията на алгоритмите посредством компютърно пресмятане. Експерименталният подход е използван при създаването на хардуерните приложения.

Настоящият дисертационен труд има за цел **със средствата на съвременните методи от областта на интелигентните системи, да се изследват и реализират хардуерни решения.** За постигането на поставената цел са формулирани шест научни задачи. В процеса на решаването им са получени оригинални резултати, свързани с изследвания на съвременните интелигентни методи за реализация на хардуерни решения на разпределени системи за безжично събиране, пренасяне и управление на информационни потоци.

В резултат от проведените изследвания, представени в настоящия дисертационен труд, са постигнати следните научно-приложни и приложни резултати:

1. Проведен е критичен анализ на възможността за прилагане на интелигентни методи за анализ и реализация на хардуерни решения.

2. Анализирани са възможните връзки и взаимодействия между две ключови технологии - радиочестотна идентификация и невронни мрежи.

3. Изследвани са начините за интегриране на тези технологии, за да се постигнат интелигентни и ефективни решения за събиране, обработка и управление на информационни потоци.

4. Анализирани са възможностите и предизвикателствата, които възникват с внедряването на радиочестотна идентификация и невронни мрежи в разпределените системи.

5. Анализирано е как включването на безжични технологии може да подсили интелигентността и функционалността на разпределена система, като добавя допълнителни възможности за комуникация и анализ на данни.

6. Представени са оригинални хардуерни решения за събиране, обработка и управление на информационни потоци.

Постигнатите резултати от анализа на проведените изследвания в настоящия дисертационен труд са представени в научните издания – „*Problems of Engineering Cybernetics and Robotics*“ и „*Engineering Sciences*“, както и в сборника с трудове на международната конференция *10-th International Conference on Intelligent Systems - IS'20*.

Дисертационният труд е структуриран в увод, три глави и заключение, придружава се от декларация за оригиналност на получените резултати и библиография.

Дисертационният труд е разработен в рамките на **Националната Научна Програма „Интелигентно растенивъдство“**, № Д01-65/19.03.2021г.

НАСОКИ ЗА БЪДЕЩИ ИЗСЛЕДВАНИЯ

Получените в дисертацията резултати са приложими за решаването на по-широк кръг задачи, свързани с проектиране и разработване на технически средства за разпределени системи за безжично събиране, пренасяне и управление на информационни потоци. Това би могло да бъде насока за бъдещи изследвания, които ще доведат до обогатяване на изследваната научна област, поради растящата зависимост от технологиите, които облекчават комуникацията и управлението на данни.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМАТА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

1. Otsetova-Dudin E., **Markov K.**, Mobility Factor in New Generations Wireless Networks. Proceedings of the 10-th International Conference on Intelligent Systems - IS'20, Varna, Bulgaria, IEEE Xplore, ISBN:978-1-7281-5456-5, ISSN:1541-1672, DOI:10.1109/IS48319.2020.9199970, pp. 601-605, 2020.

2. **Markov K.**, Planning and Developing Techniques in Working | Within Distributed Systems for Wireless Gathering, Transferring and Manipulation of Information Streams, Part I. Problems of Engineering Cybernetics and Robotics, 75, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:0204-9848, DOI:10.7546/PECR.75.21.07, pp. 59-70, 2021.

3. **Markov K.**, Designing of Technical Tools for Distributed Systems for Wireless Gathering, Transferring and Management of Information. Problems of Engineering Cybernetics and Robotics, 76, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:2738-7356, DOI:10.7546/PECR.76.21.02, pp. 25-38, 2021.

4. **Markov K.**, Planning and Developing Techniques in Working with Distributed Systems for Wireless Gathering, Transferring and Manipulation of Information Streams, Part II. Engineering Sciences, LIX, 2, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:1312-5702(Print), ISSN:2603-3542(Online), DOI:10.7546/EngSci.LIX.22.02.05, pp. 53-68, 2022.

5. **Markov K.**, Multilayer Perceptron with Backpropagation, HDL Coder, and FPGA Technology: An Integrated Approach for Efficient Neural Network Implementation. Problems of Engineering Cybernetics and Robotics, 80, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:2738-7356, DOI:10.7546/PECR.80.23.02, pp. 13-22, 2023.

6. **Markov K.**, Wireless Data Transmission and Neural Networks: Using Amplitude Modulation and Demodulation. Problems of Engineering Cybernetics and Robotics, 80, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:2738-7356, DOI:10.7546/PECR.80.23.03, pp. 23-32, 2023.

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.

Подпис:

/Красимир Георгиев Марков/

ПРИЛОЖЕНИЯ

Приложение 1

Изчисляване на стойностите на RLC параметрите за филтър на Чебишев

```
%Lo-pass filter chebishev

Wp = 2*pi*20e06;%лента на пропускане

Ws = 2*pi*25e06;%лента на задържане

Rp=10;%допустимата неравномерност на АЧХ в интервала на пропускане в dB

Rs=13;%минимално необходимо затихване в интервала на подтискане в dB

[n,Wn]=cheb1ord(Wp, Ws, Rp, Rs,'s')%избор на минимално необходимия порядък
на филтъра

[b,a]=cheby1(n,Rp,Wn,'s');%изчисляване на аналогов филтер

h=tf(b,a)%предавателна характеристика

den2=a/a(3);%приравняване на свободният член в характеристичния полином
към 1

num2=b/a(3);

h1=tf(num2,den2)

[H,w] = freqs(num2,den2,4096);

figure (9);plot(w/(2*pi),mag2db(abs(H))),grid

pol=roots(a)%полюси на сигнала

nul=roots(b)%нули на сигнала

w1=sqrt(real(pol(1))^2+imag(pol(1))^2)%спрегната честота в радиан/секунда
```

$f_{lspr} = w1 / (2 * \pi)$ %спрегната честота в Херци

$ksi1 = \text{abs}(\text{real}(\text{pol}(1))) / w1$ %коэффициент на затихване

$T1 = 1 / w1$ %време константа

$L = 560e-9$

$C = T1^2 / L$

$R = 2 * ksi1 / (\text{sqrt}(L / C))$

Приложение 2

Модулация и филтрация на сигнали

$A1 = 5$; %амплитуда на периодичен синусоиден сигнал

$N = 1024$; %брой на точките от сигнала

$Fs = 100000000$; %честота на дискретизация в Hz

$dt = 1 / Fs$; %стъпка за моментите на дискретизация

$t = 0 : dt : (N-1) * dt$; %моментите на дискретизация

$f1 = 13560000$; %честота 13.56MHz на периодичен синусоиден сигнал

$x1 = A1 * \cos(2 * \pi * t * f1)$; %стойностите периодичен синусоиден сигнал

$A = 3.3$; %амплитуда на периодичен правоъгълен сигнал

$f = 20000000$; %честота 2MHz на периодичен правоъгълен сигнал

$x = A * \text{square}(2 * \pi * t * f)$; %стойностите на периодичен правоъгълен сигнал

$y = A1 * (1 + A / A1 * \text{square}(2 * \pi * t * f)) * \cos(2 * \pi * t * f1)$; %стойностите на модулиран сигнал

$f2 = 40e6$; %честота 40MHz на синусоиден произволен сигнал

```

x2=cos(2*pi*t*f2);%стойностите на произволна функцията

y1=A1*(1+A/A1.*square(2*pi*t*f)).*cos(2*pi*t*f1)+x2;%стойностите на
модулиран сигнал смесен с други периодични сигнали

figure (1);

plot(t,x1),title('SINOSIDAL SIGNAL 13.56MHz '),xlabel('Time[sec] '),
ylabel('Amplitude[V]')%изчертаване на времевата област на сигнала 'x1'

X1 = fft(x1,N);%бързо преобразуване на Фурие

X1 = X1(1:N/2);%нормиране на лентата

mx1= abs(X1)/N; %вектор на модула

fx1 = (0:N/2-1).*Fs/N;%вектор на честотите в спектъра

figure (2);

stem(fx1, mag2db(mx1)),title('SINOSIDAL SIGNAL FREQUENCY SPECTRUM
13.56MHz'),xlabel('Frequency[Hz] '), ylabel('Power[dB]')%изчертаване на
честотният спектър на сигнала 'x1'

figure (3);

plot(t,x),title('RECTANGULAR SIGNAL 2MHz '),xlabel('Time[sec] '),
ylabel('Amplitude[V]')%изчертаване на времевата област на сигнала 'x1'

X = fft(x,N);%бързо преобразуване на Фурие

X = X(1:N/2);%нормиране на лентата

mx= abs(X)/N; %вектор на модула

fx = (0:N/2-1).*Fs/N;%вектор на честотите в спектъра

figure (4);

stem(fx, mag2db(mx)),title('FREQUENCY SPECTRUM OF RECTANGULAR
SIGNAL 2MHz'),xlabel('Frequency[Hz] '), ylabel('Power[dB]')%изчертаване на
честотния спектър на сигнала 'x1'

```


figure (5);

```
plot(t,y),title('AMPLITUDED MODULATED SIGNAL '),xlabel('Time[sec] '),  
ylabel('Amplitude[V]')%изчертаване на времевата област на сигнала 'x1'
```

```
Y = fft(y,N);%преобразуване на Фурие
```

```
Y = Y(1:N/2);%нормиране на лентата
```

```
my= abs(Y)/N; %вектор на модула
```

```
fy = (0:N/2-1).*Fs/N;%вектор на честотите в спектъра
```

figure (6);

```
stem(fy, mag2db(my)),title('FREQUENCY SPECTRUM OF AMPLITUDED  
MODULATED SIGNAL'),xlabel('Frequency[Hz] '),  
ylabel('Power[dB]')%изчертаване на честотният спектър на сигнала 'x1'
```

figure (7);

```
plot(t,y1),title('AMPLITUDED MODULATED SIGNAL+ 40MHz  
' ),xlabel('Time[sec] '), ylabel('Amplitude[V]')%изчертаване на времевата област на  
сигнала 'x1'
```

```
Y1 = fft(y1,N);%преобразуване на Фурие
```

```
Y1 = Y1(1:N/2);%нормиране на лентата
```

```
my1= abs(Y1)/N; %вектор на модула
```

```
fy1 = (0:N/2-1).*Fs/N;%вектор на честотите в спектъра
```

figure (8);

```
stem(fy1, mag2db(my1)),title('FREQUENCY SPECTRUM OF AMPLITUDED  
MODULATED SIGNAL +40MHz'),xlabel('Frequency[Hz] '),  
ylabel('Power[dB]')%изчертаване на честотният спектър на сигнала 'x1'
```

```
%Lo-pass filter chebishev
```

```
Wp = 2*pi*20e06;%лента на пропускане
```

```

Ws = 2*pi*25e06;%лента на задържане

Rp=10;%допустимата неравномерност на АЧХ в интервала на пропускане в dB

Rs=13;%минимално необходимо затихване в интервала на подтискане в dB

[n,Wn]=cheb1ord(Wp, Ws, Rp, Rs,'s')%избор на минимално необходимия порядък
на филтъра

[b,a]=cheby1(n,Rp,Wn,'s');%изчисляване на аналогов филтър

h=tf(b,a)%предавателна характеристика

den2=a/a(3);%приравняване на свободният член в характеристичния полином
към 1

num2=b/a(3);

h1=tf(num2,den2)

[H,w] = freqs(num2,den2,4096);

figure (9);plot(w/(2*pi),mag2db(abs(H))),grid

pol=roots(a)%полюси на сигнала

nul=roots(b)%нули на сигнала

w1=sqrt(real(pol(1))^2+imag(pol(1))^2)%спрегната честота в радиан/секунда

flspr=w1/(2*pi)%спрегната честота

ksi1=abs(real(pol(1)))/w1%коэффициент на затихване

T1=1/w1%времеконстанта

L=560e-9;

C=T1^2/L

R=2*ksi1/(sqrt(L/C))

y2=lsim(h1,y1,t);%симулиране на времевия отговор на динамичната система към
произволни входове

```

```

Y2 = fft(y2,N);
Y2= Y2(1:N/2);
my2= abs(Y2)/N;
fy2 = (0:N/2-1).*Fs/N;

figure (10);

stem(fy2, mag2db(my2)),title('FREQUENCY SPECTRUM OF FILTERED
SIGNAL'),xlabel('Frequency[Hz] '), ylabel('Power[dB]')%изчертаване на честотния
спектр на сигнала 'x1'

figure (11);

plot(t,y2),title('FILTERED SIGNAL '),xlabel('Time[sec] '),
ylabel('Amplitude[V]')%изчертаване на времевата област на сигнала 'x1'

```

Приложение 3

Използване на невронна мрежа

```

% Параметри на сигнала

Fs = 100e6; %честота на дискретизация

N = 1024; %брой отчети

dt = 1/Fs; %времева стъпка

A1 = 5; %амплитуда на носещият сигнал

A2=3.3;%амплитуда на модулиращия сигнал

% Носеща вълна

fc = 13.56e6; %носеща честота

t = 0:dt:(N-1)*dt; %времева ос

```

```

carrier = A1*cos(2*pi*fc*t); %носеща вълна

%Модулиращ сигнал 1

bits = '01101101 01100001 01100111 01101110 01101001 01110100';% magnit

modulated_data = []; %инициализиране на празен масив

bits = strrep(bits, ' ', ''); %премахване на интервалите от низа

% Генериране на модулиращия сигнал за всеки символ

for i = 1:length(bits)

    if bits(i) == '1'

        modulated_signal = A1 * cos(2*pi*fc*t); %модулиращ сигнал за '1'

    else

        modulated_signal = zeros(size(t)); %модулиращ сигнал за '0'

    end

    modulated_data = [modulated_data modulated_signal]; %добавяне на
модулиращия сигнал в масива

end

% Амплитудна модулация

carrier_replicated = repmat(carrier, 1, length(modulated_data) / length(carrier));

modulated_signal = carrier_replicated .* (1 + (A2/A1) *modulated_data );%формула

t = 0:dt:(length(modulated_signal)-1)*dt; %променена дължината на вектора t

% Генериране на бял гаусов шум

SNR = 10; %отношение сигнал-шум (в dB)

noisy_signal = awgn(modulated_signal, SNR, 'measured');

% Генериране на данни за невронна мрежа

```

```

input_data = noisy_signal; %зашумен амплитудно модулиран сигнал

target_data = modulated_signal; %чист амплитудно модулиран сигнал

% Създаване на невронна мрежа

hidden_units = 100; %брой скрити неврони

net = feedforwardnet(hidden_units);

net.layers{1}.transferFcn = 'tansig'; %активационна функция на първия скрит слой
logsig

net.layers{2}.transferFcn = 'tansig'; %активационна функция на втория скрит слой

net.trainFcn = 'trainlm'; %задаване на алгоритъма за обучение

% Настройка на параметрите за обучение

net.trainParam.epochs = 200; %увеличаване на броя на епохите

net.trainParam.goal = 1e-6; %допустима целева грешка

net.trainParam.show = 50; %показвайте информация за обучението по-рядко

% Обучение на невронната мрежа

net = train(net,input_data,target_data);

predicted_signal= sim(net,target_data);

% Декодиране изхода на мрежата

decoded_bits_predicted = "";

for i = 1:length(predicted_signal)/N

    chunk_predicted = predicted_signal((i-1)*N+1:i*N);

    average_amplitude_predicted = mean(abs(chunk_predicted));

    if average_amplitude_predicted > 0.5 * A1

        decoded_bits_predicted = [decoded_bits_predicted '1'];
    
```

```

else
    decoded_bits_predicted = [decoded_bits_predicted '0'];
end

end

disp(decoded_bits_predicted)

decoded_chars = ""; %инициализация на променлива за съхранение на
декодираните символи

% преобразуване на битовете в ASCII символи

for i = 1:8:length(bits)

    chunk = decoded_bits_predicted(i:i+7); %вземане на поредния блок от 8 бита

    decimal_value = bin2dec(chunk); %преобразуване на блока от битове в
десетично число

    character = char(decimal_value); %преобразуване на десетичното число в ASCII
СИМВОЛ

    decoded_chars = [decoded_chars character]; %добавяне на декодирания символ
към резултата

end

disp(decoded_chars)

figure(3);

plot(input_data, 'b');

figure(4)

plot(predicted_signal, 'r');

figure(5);

plot(t,target_data, 'b');

```

% Пресмятане на средноквадратична грешка между предсказани и целеви данни

```
mse = mean((predicted_signal - target_data).^2);
```

```
disp(['Средноквадратична грешка: ' num2str(mse)]);
```

```
gensim(net)
```

. Резултати от анализа на NFC четец

Антенa 1

име	R_a	L_a	C_a	$f_{natural}$	Q_{MAX}	Q_a	R_Q
стойност	0,4Ω	740nH	12,6 pF	520MHz	25	158	1Ω

Филтър от приложение 1

име	L_0	C_0	R_0	Z_{match}	f_c	f_{cutoff}
стойност	560nH	215pF	1,6Ω	25	13,56MHz	14,52 MHz

Предавателна характеристика:

$$W(p) = \frac{0.3162}{1.202e - 16p^2 + 3.512e-09p+1}$$

Съгласуваща верига

име	R_{tr}	X_{tr}	$C1$	$C2$	Напрегнатост на 0 cm, [V]	Напрегнатост на 4 cm, [V]	Ток I [mA]
стойност	376Ω	70Ω	27,9pF	316,7pF	9,2	2,1	270

Антенa 2

име	R_a	L_a	C_a	$f_{natural}$	Q_{MAX}	Q_a	R_Q
стойност	$0,6\Omega$	1100nH	16pF	25	380MHz	156,2	5Ω

Филтър от приложение 1

име	L_0	C_0	R_0	Z_{match}	f_c	f_{cutoff}
стойност	560nH	215pF	$1,6\Omega$	25	13,56MHz	14,52 MHz

Предавателна характеристика:

$$W(p) = \frac{0.3162}{1.202e - 16p^2 + 3.512e-09p+1}$$

Съгласуваща верига

име	R_{tr}	X_{tr}	$C1$	$C2$	Напрегнатост на 0 cm, [V]	Напрегнатост на 4 cm, [V]	Ток I [mA]
стойност	294Ω	15Ω	37,4pF	188pF	11,8	2,7	220

Антенa 2 е с оптимални параметри спрямо Антенa 1 при изпълняване на изискванията за стандарта EMV Co.

БИБЛИОГРАФИЯ

- 1.Борисова Д., И. Мустакеров, Л. Дуковска, Оптимални стратегии при вземане на решения в условията на неопределеност за целите на диагностика на инженерни системи. 19-ти Международен симпозиум „Управление на топлоенергийни обекти и системи”, Банкя, България, ISSN:1313-2237, 29-32, 2011.
- 2.Гишин Ст., Х. Фрай, В. Сгурев, Н. Айзенрайх, М. Хаджийски, Х. Кан, Д. Стоянов, Л. Дуковска, И. Миленов, Х. Хаджиев, В. Господинов, Енергийно ефективни и екотехнологии за производство, съхранение, реализация и мониторинг на зелена енергия, 20-ти Международен симпозиум „Управление на топлоенергийни обекти и системи”, Банкя, България, ISSN:1313-2237, 9-12, 2012.
- 3.Дуковска Л., С. Койнов, Пример за хибриден интелигентен подход приложим в анализа на енергийна система. 20-ти Международен симпозиум „Управление на топлоенергийни обекти и системи”, Банкя, България, ISSN:1313-2237, 103-106, 2012.
- 4.Койнов С., Л. Дуковска, Интегриран подход за предсказващо поддържане в МСП. 21-ви Международен симпозиум „Управление на топлоенергийни обекти и системи”, Банкя, България, ISSN:1313-2237, 55-59, 2013.
- 5.Койнов С., Л. Дуковска, Пример за приложение на интелигентни техники при изготвяне на прогноза за натоварването на енергийна система. 20-ти Международен симпозиум „Управление на топлоенергийни обекти и системи”, Банкя, България, ISSN:1313-2237, 107-110, 2012.
- 6.Койнов С., Л. Дуковска, Диагностика на мелещи вентилатори. 19-ти Международен симпозиум „Управление на топлоенергийни обекти и системи”, Банкя, България, ISSN:1313-2237, 21-24, 2011.
- 7.Стоянов С., Табакова-Комсалова, В., Дуковска, Л., Изкуствен интелект в 24.... Книга първа, Издателство на БАН „Проф. Марин Дринов“, 2023, ISBN:978-619-245-305-3, стр. 309, 2023.

- 8.Хаджийски М., Интелигентни хибридни системи за адаптация, вземане на решения и управление, ХТМУ, 2011.
- 9.Andonov V., S. Poryazov, A. Otsetova, E. Saranova, A Queue in Overall Telecommunication System with Quality of Service Guarantees, Social-Informatics and Telecommunications Engineering, Volume 283, pp. 243-262, 2019.
- 10.Atanassova V., L. Doukovska, A. Michalíková, I. Radeva, Intercriteria analysis: From pairs to triples. Notes on Intuitionistic Fuzzy Sets, 22, 5, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:1310-4926, pp. 98-110, 2016.
- 11.Barr A., E. Feigenbaum, The Handbook of Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, 1981.
- 12.Becvar Z., J. Zelenka, Handovers in the Mobile WiMAX, 6th Conference on Telecommunications, pp. 107-114, 2007.
- 13.Behar V., C. Kabakchiev, L. Doukovska, Target Trajectory Detection in Monopulse Radar by Hough Transform. Comptes rendus de l'Academie bulgare des Sciences, Volume 53 №5, pp. 45-48, 2000.
- 14.Blidov H., L. Doukovska, K. Atanassov, Generalized Net Model of the First Phase of the General Claim Process. Proceedings of the 10-th International Conference on Intelligent Systems - IS'20, Varna, Bulgaria, IEEE Xplore, ISBN:978-1-7281-5456-5, ISSN:1541-1672, DOI:10.1109/IS48319.2020.9200126, pp. 626-629, 2020.
- 15.Blidov H., L. Doukovska, Evaluating the General Claim Process through Temporal Intuitionistic Fuzzy Pairs. Chapter of Book: Book: Uncertainty and Imprecision in Decision Making and Decision Support: New Advances, Challenges, and Perspectives, Series: Lecture Notes in Networks and Systems, 338, Springer International Publishing, Switzerland, ISSN:2367-3370, DOI:10.1007/978-3-030-95929-6_14, pp. 1-7, 2022.
- 16.Borissova D., I. Mustakarov, L. Doukovska, Predictive Maintenance Sensors Placement by Combinatorial Optimization, International Journal of Electronics and Telecommunications, Volume 58, №2, ISSN:0867-6747, pp. 153-158, 2012.

17. Boshnakov K., V. Petkov, L. Doukovska, D. Borissova, S. Koynov, Approaches for Diagnostic and Predictive Maintenance. SPS in Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments, Edited by Ryszard S. Romaniuk, 8008, 80081Z, Bellingham, WA, USA, ISBN:0277-786X, DOI:10.1117/12.905182, 2011.
18. Čapkovič F., L. Doukovska, V. Atanassova, Cooperation of Substantial Agents in Multi-Agent Systems. International Journal of Data Science, 1, 4, Inderscience Publishers, ISSN:2053-0811, pp. 353-369, 2016.
19. Čapkovič F., L. Doukovska, V. Atanassova, Petri Nets in Modelling of Supervisor Based Agent Cooperation. Proceedings of the the 4th International Conference on Big Data, Knowledge and Control Systems Engineering – BdKCSE'17, John Atanasoff Union on Automatics and Informatics, Sofia, Bulgaria, ISSN:2367-6450, pp. 85-92, 2017.
20. Čapkovič F., L. Doukovska, V. Atanassova, Comparison of Two Kinds of Cooperation of Substantial Agents. Proceedings of the Conference Big Data, Knowledge and Control Systems Engineering – BdKCSE'14, Sofia, Bulgaria, ISSN:2367-6450, pp. 97-106, 2014.
21. Chakarov V., K. Atanassov, V. Tasseva, Application of the generalized nets in medicine (Edemas), First European Conference on Health Care Modelling and Computation, Craiova, August 31 - September 2, pp. 79-86, 2005.
22. Cem Unsalan, Bora Tar, Digital System Design with FPGA: Implementation Using Verilog and VHDL, ISBN:9781259837906, McGraw-Hill Education, 2017.
23. Daniels R. W., Approximation Methods for Electronic Filter Design. McGraw-Hill, New York, 1974.
24. Doukovska L., Hough Target Detectors with Small Values of Signal-to-Noise Ratio. NATO Advanced Study Institute on "Unexploded Ordnance Detection and Mitigation", Il Ciocco, Italy, 2008.

25. Doukovska L., Combined Doppler-Hough Method for Velocity Estimation. Proceedings of the International Radar Symposium – IRS'09, Hamburg, Germany, pp. 677-682, 2009.
26. Doukovska L., Angelova, D., Comparative Analysis of Two Techniques for Moving Target Velocity Estimation. Proceedings of the 7-th European Radar Conference – EuRAD'10, Paris, France, pp. 431-434, 2010.
27. Doukovska L., Constant False Alarm Rate Detectors in Intensive Noise Environment Conditions. Cybernetics and Information Technologies, Volume 10, №3, pp. 31-48, 2010.
28. Doukovska L., Application of Mathematical Transform in Detection Algorithms. Proceedings of the First International Symposium on Business Modelling and Software Design – BMSD'11, Sofia, Bulgaria, pp. 161-167, DOI:10.5220/0004459801610167, 2011.
29. Doukovska L., Track-Before-Detect Procedure Using Hough Velocity Estimation Technique, Comptes rendus de l'Academie bulgare des Sciences, Volume 68, №9, pp. 1153-1160, 2015.
30. Doukovska L., Conventional Hough Detector in Presence of Randomly Arriving Impulse Interference. Proceedings of the International Radar Symposium – IRS'15, Dresden, Germany, Volume 1, pp. 487-492, 2015.
31. Doukovska L., Moving Target Hough Detector in Pulse Jamming. Cybernetics and Information Technologies, Volume 7, №1, pp. 67-76, 2007.
32. Doukovska L., D. Karastoyanov, N. Stoymenov, I. Kalaykov, InterCriteria Decision Making Approach for Iron Powder Briquetting, Proceedings of the International Symposium on Business Modeling and Software Design – BMSD'15, Milan, Italy, ISBN:979-989-758-111-3, pp. 292-296, 2015.
33. Doukovska L., V. Atanassova, InterCriteria Decision Making Approach in Radar Detection Threshold Analysis, Notes on Intuitionistic Fuzzy Sets, ISSN:1310-4926, e-ISSN:2367-8283, Volume 21, №4, pp. 129-135, 2015.

34. Doukovska L., V. Petkov, E. Mihailov, S. Vassileva, Image Processing for Technological Diagnostics of Metallurgical Facilities. *Cybernetics and Information Technologies*, 12, 4, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:1311-9702, pp. 66-76, 2012.
35. Doukovska L., S. Vassileva, Intelligent Methods for Process Control and Diagnostics of Mill Fan System, *Cybernetics and Information Technologies (CIT)*, Print ISSN:1311-9702, Online ISSN:1314-4081, DOI:10.2478/cait-2014-0012, Volume 14, №1, pp. 151-160, 2014.
36. Doukovska L., S. Vassileva, Knowledge-based Mill Fan System Technical Condition Prognosis. *Transactions on Systems - Special Issue on Knowledge-based Modeling and Control of Multifactorial Processes*, 12, 8, World Scientific and Engineering Academy and Society, ISSN:1109-2777, pp. 398-408, 2013.
37. Doukovska L., Artificial Intelligence to Support Bulgarian Crop Production. *Engineering Sciences*, LVIII, 4, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:1312-5702, DOI:10.7546/EngSci.LVIII.21.04.03, pp. 30-48, 2021.
38. Emmanuel C. Ifeakor, Barrie W. Jervis, *Digital Signal Processing: A Practical Approach*, Second Edition, Prentice Hall, ISBN-13:978-0201596199, ISBN-10:0201596199, 2001.
39. Fagbohuni Ol., Comparative studies on 3G, 4G and 5G wireless technology, *Journal of Electronics and Communication Engineering*, Volume 9, №3, Ver. I, pp. 88-94, 2014.
40. Farooq M., M. Ihmed, U. Al, Future Generations of Mobile Communication Networks, *Journal Academy of Contemporary Research*, Volume 2, pp. 24-30, 2013.
41. Felita C., M. Suryanegara, 5G key technologies: Identifying innovation opportunity, *International Conference on QiR*, Yogyakarta, DOI:10.1109/QiR.2013.6632571, pp. 235-238, 2013.
42. Feras Z., H. Suhaidi, H. Adib, Vertical Handover in Wireless Heterogeneous Networks, *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering*, Volume 9, № 1-2, pp. 81-85, 2017.

43. Gupta A., M. Singh, A Study of Wireless Network: 6G Technology, National Conference Proceeding – NCRIETS April 6-7, pp. 1- 3, 2018.
44. Hadjiski M., L. Doukovska, CBR approach for Technical Diagnostics of Mill Fan System. Comptes rendus de l'Academie bulgare des Sciences, Volume 66, №1, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:1310-1331, pp. 93-100, 2013.
45. Hadjiski M., L. Doukovska, S. Koynov, Nonlinear Trend Analysis of Mill Fan System Vibrations for Predictive Maintenance and Diagnostics. International Journal of Electronics and Telecommunications (JET), Volume 58, №4, Versita, Warsaw, Poland, ISSN:0867-6747, DOI:10.2478/v10177-012-0048-9, pp. 351-356, 2012.
46. Hadjiski M., L. Doukovska, Consistent Data and Decision Fusion of Heterogeneous Information Denoising in Complex Systems Diagnosis. Proceedings of the First International Conference on Telecommunications and Remote Sensing – ICTRS'12, Sofia, Bulgaria, SCITEPRESS - Science and Technology Publications, ISBN:978-989-8565-28-0, pp. 163-169, 2012.
47. Hadjiski M., L. Doukovska, Technical Diagnostics of Mill Fan System. Comptes rendus de l'Academie bulgare des Sciences, 65, 12, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:1310-1331, pp. 1731-1738, 2012.
48. Hu Y. H., Hwang J. N., Neural Network Signal Processing. CRC Press., 1999.
49. Huang T., W. Yang, J. Wu, J. Ma, X. Zhang, D. Zhang, A Survey on Green 6G Network: Architecture and Technologies, IEEE Access, Volume 7, DOI:10.1109/ACCESS.2019.2957648, pp. 175758-175768, 2019.
50. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville: Deep Learning, MIT Press., 2016.
51. Ifeachor E., B. Jervis, Digital Signal Processing, A Practical Approach, Edinburg Gate: Pearson Education, 2002.
52. Kabakchiev C., Doukovska L., Garvanov I., Comparative Losses Analysis of Constant False Alarm Rate Processors in Conditions of Pulse Jamming. IIT-BAS Working Papers, 111, 2000.

53. Kabakchiev C., Doukovska L., Garvanov I., Comparative Analysis of Losses of CA CFAR Processors in Pulse Jamming. Cybernetics and Information Technologies, Volume 1, №1, Prof. Marin Drinov Academic Publishing House, ISSN:1311-9702, pp. 21-35, 2001.
54. Kamenov D., Sgurev V., Doukovska L., Controlling Multiagent System for Sensor Networks - Software Architecture Modelling and Diagnostics. Proceedings of Signal Processing Symposium - SPS'11, Jachranka, Poland, IEEEExplore, CD Proc., 2011.
55. Karastoyanov D., L. Doukovska, G. Angelova, I. Yatchev, Intelligent Approach for Analysis of 3D Digitalization of Planer Objects for Visually Impaired People. Chapter of Book Series: Advances in Intelligent Systems and Computing, 864, Springer International Publishing, Switzerland, ISBN:978-3-030-38703-7, DOI:10.1007/978-3-030-38704-4_8, pp. 179-202, 2020.
56. Kirchev L., Blyantov, M., Georgiev, V., Boyanov, K., A communication model supporting process migration in grid. Proceedings of the EXPGRID workshop on large-scale distributed systems of the 15th international symposium on High-Performance Distributed Computing, Paris, France, pp. 31-39, 2006.
57. Kordon A., Applying Computational Intelligence, Springer, 2010.
58. Kurzweil R., The Age of Intelligent Machines, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1990.
59. Kustiawan I., T. Hariyadi, D. Nurjannah, Vertical Handoff Model in Next Generation Wireless Networks, ISMEE 2019, DOI:10.1088/1757-899X/850/1/012053, 2019.
60. Kyovtorov V., Kabakchiev, C., Behar, V., Kuzmanov, G., Garvanov, I., Doukovska, L., FPGA Implementation of Low-Frequency GPR Signal Algorithm Using Frequency Stepped Chirp Signals in the Time Domain. Proceedings of the International Radar Symposium – IRS'08, Wroclaw, Poland, ISBN:978-8-3720-7757-8, pp. 297-300, 2008.
61. Kyovtorov, V., Kabakchiev, C., Garvanov, I., Doukovska, L., Behar, V., FPGA Implementation of FSCS GPR signal algorithm. NATO Advanced Study Institute “Unexploded Ordnance Detection and Mitigation”, Il Ciocco, Italy, CD Proc., 2008.

62. Lagnese M. C., Neural Networks with MATLAB. Pearson, 2003.
63. Luger G., Artificial Intelligence, Pearson, Addison Wesley, 2009.
64. Measurement and tuning of a NFC and Reader IC antenna – AN11535, 291911, 2014.
65. Moysiadis V., Sarigiannidis P., Vitsas V., Khelifi A., Smart farming in Europe. Computer Science Review, 39, 100345, 2021.
66. Murata Manufacturing Co., Ltd., <https://www.murata.com/en-eu>.
67. Nikolov E., Technical Means for Automation, Parts 1 and 2, TU-Sofia, 2009.
68. Nikov V., L. Doukovska, Fuzzy Methods for Mill Fan Systems Technical Diagnostics. Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems - FedCSIS'12, Wroclaw, Poland, IEEEExplore, ISBN:978-83-60810-51-4, 139-143, 2012.
69. NXP Semiconductors, CLRC663 – High performance multi-protocol NFC frontend CLRC663 and CLRC663 plus, 2020.
70. Oppenheim Alan B., Allen C. Willsky, Jan T. Young. Signals & Systems. Prentice Hall, 1996.
71. Otsetova-Dudin E., Handoff in Various Mobile Network Technologies, Scientific Journal Transport and Communications, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Žilina, Volume II, pp. 28-32, 2019.
72. Penev N., Modern communication systems and technologies, Sofia, Nedkov, 2008.
73. Radev D., I. Kurtev, D. Stankovski, S. Syarova, A Handover Scheme for Broadband Wireless Mobile Networks, International Symposium on Electronics and Telecommunications, ETC 2010, Timisoara, Romania, pp. 137-140, 2010.
74. Riley K. F., Hobson, M. P., Bence S. J., Mathematical Methods for Physics and Engineering, ISBN:9780521679718, University of Cambridge, 2006.
75. Russell S, P. Norvig, Artificial Intelligence—A Modern Approach (Second Edition), Prentice Hall, New Jersey, 2003.

- 76.Sgurev V., L. Doukovska, S. Drangajov, Operative Real Time Control of Specialized Auto Transportation of Agricultural Products from the Production Areas towards the Processing Plants. Proceedings of the 1st IFAC Workshop on Dynamics and Control in Agriculture and Food - DYCAF'12, Plovdiv, Bulgaria, IFAC, pp. 7-11, 2012.
- 77.Sgurev V., S. Drangajov, L. Doukovska, Real Time Man-Robot Control of a Group of Specializes Mobile Robots. Problems of Engineering Cybernetics and robotics, 65, Prof. Marin Drinov Publishing House, ISSN:0204-9848, pp. 3-13, 2012.
- 78.Sgurev V., L. Doukovska, S. Drangajov, V. Nikov, Network Flow Interpretation of Innovation Processes and Risks. Proceedings of the Signal Processing Symposium – SPS'13, Jachranka Village, Poland, IEEEExplore, ISBN:978-1-4673-6319-8-13-2013, 2013.
- 79.Sgurev V., S. Drangajov, L. Doukovska, V. Nikov, Innovation Cycles Control Through Markov Decision Processes. Proceedings of the International Symposium on Business Modeling and Software Design – BMSD'13, Noordwijkerhout, The Netherlands, SCITEPRESS - Science and Technology Publications, ISBN:978-989-8565-56-3, DOI:10.5220/0004776602860291, pp. 286-291, 2013.
- 80.Sgurev V., L. Doukovska, S. Drangajov, Intelligent Network-flow Solutions with Risks at Transportation of Products. Sgurev V., Jotsov V., Kacprzyk J. (Eds.), Chapter of Book: Advances in Intelligent Systems Research and Innovation, Series: Studies in Systems, Decision and Control, 379, Springer International Publishing, Switzerland, ISBN:978-3-030-78123-1, DOI:10.1007/978-3-030-78124-8_19, pp. 417-439, 2022.
- 81.Shahpazov V., Velez V., Doukovska L., Design and Application of Artificial Neural Networks for Predicting the Values of Indexes on the Bulgarian Stock Market. Proceedings of the Signal Processing Symposium – SPS'13, Jachranka Village, Poland, IEEEExplore, ISBN:978-1-4673-6319-8-13, CD Proc., 2013.
- 82.Shahpazov V., Doukovska L., Forecasting Financial Markets with Artificial Intelligence, Proceedings of the International Workshop on Advanced Control and Optimisation: Step Ahead – ACOSA'14, Bankya, Bulgaria, Prof. Marin Drinov Publishing House, ISSN:1314-4634, pp. 67-74, 2014.

83. Shahpazov V., Doukovska L., Karastoyanov D., Artificial Intelligence Neural Networks Applications in Forecasting Financial Markets and Stock Prices, Proceedings of the International Symposium on Business Modeling and Software Design – BMSD'14, Luxembourg, Grand Duchy of Luxembourg, SCITEPRESS - Science and Technology Publications, 2014, ISBN:978-989-758-032-1, DOI:10.5220/00054272028 20288, pp. 282-288, 2014.
84. Srinivasan D., Modeling and Optimization for Large Engineering Systems: Hybrid Computational Intelligence and Multi-Agent Approach, 2010 World Congress on Computational Intelligence, Barcelona, Spain, 2010.

85. Standards:

EMC for gauging noise emissions:

- Interfering voltage in the power outlets, frequency 150 kHz – 30 MHz – BDS EN 55011, BDS EN 55014-1, BDS EN 55015, BDS EN 55016-2-1
- Interfering voltage in the power outlets, frequency 30 MHz – 300 MHz – BDS EN 55014-1
- Noise emission in the environment, frequency 30 MHz – 1 GHz – BDS EN 61000-4-20
- Noise emission in the environment, frequency 9 kHz – 30 MHz – BDS EN 55015
- Emission of radio-frequency disturbances in the frequency range 150 kHz – 30 MHz – BDS EN 55014-1

EMC regarding noise immunity:

- Immunity of electrical and electronic equipment to repetitive electrical fast transients. Voltage level 250 V – 4000 V – BDS EN 61000-4-4
- Surge resistance. Voltage level 500 V – 6000 V – BDS EN 61000-4-5
- Magnetic fields with frequency of the power network. Intensity of the
- Magnetic field (0,5 – 150) A/m – BDS EN 61000-4-8

- Impulse magnet fields. Intensity of the magnetic field (0,5-150) A/m – BDS
- EN 61000-4-9
- EMV1 ISO/IEC 14443 Determines communication between reader and
- Wireless smart cards.

- 86.Stoyanov S., T. Glushkova, I. Popchev, L. Doukovska, Virtualization of Things in a Smart Agriculture Space. Sgurev V., Jotsov V., Kacprzyk J. (Eds.), Chapter of Book: Advances in Intelligent Systems Research and Innovation, Series: Studies in Systems, Decision and Control, 379, Springer International Publishing, Switzerland, ISBN:978-3-030-78123-1, DOI:10.1007/978-3-030-78124-8_16, pp. 349-368, 2022.
- 87.Stoyanov S., T. Glushkova, V. Tabakova-Komsalova, A. Stoyanova-Doycheva, V. Ivanova, L. Doukovska, Integration of STEM centers in a Virtual Education Space. Mathematics, Special Issue: Digital Transformation of Mathematics Education, Volume 744, №10, MDPI, ISSN:2227-7390, DOI:10.3390/math10050744, 2022.
- 88.Stoyanova-Doycheva A., V. Ivanova, L. Doukovska, V. Tabakova, I. Radeva, S. Danailova, Architecture of a Knowledge Base in Smart Crop Production. Proceedings of the International Conference Automatics and Informatics – ICAI'21, 30 September-2 October 2021, Varna, Bulgaria, IEEE Xplore, 2021.
- 89.Sultan K., H. Ali, Z. Zhang, Big Data Perspective and Challenges in Next Generation Networks, Journal Future Internet, Volume 10, №7, DOI:10.3390/fi10070056, 2018.
- 90.Terziyska M., Doukovska L., Semifuzzyneuralnetworks, Part 1: Nonlinearsystem identification, Proceedings of the International Workshop on Advanced Control and Optimisation: Step Ahead – ACOSA'14, 2014, Bankya, Bulgaria, Prof. Marin Drinov Publishing House, ISSN:1314-4634, pp. 18-23, 2014.
- 91.Terziyska M., Doukovska L., Semifuzzyneuralnetworks, Part 2: Predictivecontrol, Proceedings of the International Workshop on Advanced Control and Optimisation: Step Ahead – ACOSA'14, Bankya, Bulgaria, Prof. Marin Drinov Publishing House, ISSN:1314-4634, pp. 24-28, 2014.

92. Terziyska M., L. Doukovska, M. Petrov, Implicit Generalized Predictive Controller Based on Semi Fuzzy Neural Network Model. Proceedings of the 7th IEEE International Conference Intelligent Systems IS'2014, Warsaw, Poland, Volume 1: Mathematical Foundations, Theory, Analyses, In Series: Advances in Intelligent Systems and Computing, №1, 322, Springer International Publishing, ISBN:978-3-319-11312, ISSN:2194-5357, DOI:10.1007/978-3-319-11313-5, pp. 695-706, 2015.
93. Tianxing M., Yoshinov, R., Osipov, V., Zhukova, N., Schukina, M., Evnevich, E., Problems of Human Secure Interaction with the Internet Space. Problems of Engineering Cybernetics and Robotics, Volume 75, pp. 15-34, 2021.
94. Toskova A., Toskov B., Doukovska L., Daskalov B., Radeva I., Neural Networks in the Intelligent Educational Space. Proceedings of the IEEE International Workshop on Advances in Neural Networks and Applications – ANNA 2018, Berlin, IEEEExplore, 2018, ISBN:978-3-8007-4756-6, pp. 107-112, 2018.
95. Trifonov R., Tsochev, G., Yoshinov, R., Manolov, S., Pavlova, G., Conceptual Model for Cyber Intelligence Network Security System, International Journal of Computers, Volume 11, pp. 85-92, 2017.
96. Tzanov V., L. Todorova, D. Zoteva, L. Doukovska, Generalized Net Model of Processes of Loading and Transportation of Raw Materials of Open Construction Sites. Advances in Intelligent Systems and Computing, Volume 994, №1081, Springer International Publishing, Switzerland, ISBN:978-3-030-47023-4, DOI:10.1007/978-3-030-47024-1_19, 10, pp. 174-183, 2020.
97. Vassileva S., L. Doukovska, S. Mileva, AI-Based Prediction and Diagnostic on Bioethanol Production. Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Intelligent Systems – IS'12, Sofia, Bulgaria, IEEEExplore, ISBN:978-1-4673-2782-4, pp. 270-274, 2012.
98. Vodyaho A., Yoshinov, R., Zhukova, N., Thaw, A.M., Ahmed Saddam A., Fog oriented model for data collection in the networks of mobile devices. Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Intelligent Systems – IS'20, pp. 421-425, 2020.

99. Jo, J. Cho, Cross-layer optimized vertical handover schemes between mobile WiMAX and 3G networks, KSII Transactions on Internet and Information Systems, Volume 2, №4, pp. 171-183, 2008.
100. Jorge Nocedal, Stephen J. Wright, Numerical Optimization, ISBN-13:978-0387-30303-1, Springer, 2006.
101. Jose Maria Giron-Sierra, Digital Signal Processing with Matlab Examples, 2017.
102. Yajnanarayana V., H. Ryde'n, A. Jauhari L., M. Cirkic, 5G, Book, Handover using Reinforcement Learning, 2018.
103. Zeng Q., D. Agrawal, Handbook of Wireless Networks and Mobile Computing, Chapter 1, John Wiley & Sons, pp. 1-25, 2002.
104. Zverev A. I., Handbook of Filter Synthesis, John Wiley, 1967.
105. <https://www.mckinsey.com/>
106. <https://softhandover.wordpress.com/>
107. <https://www.mouser.bg/datasheet/2/302/CLRC663-1126414.pdf>
108. <http://www.mathworks.com/>

MATLAB – Communications System Toolbox-User's Guide

MATLAB – Signal Processing Toolbox-User's Guide

MATLAB – Control System Toolbox-User's Guide

MATLAB – Symbolic Math Toolbox-User's Guide

MATLAB – Neural Network Toolbox-User's Guide

MATLAB – HDL CODER-User's Guide