

Abstracts of Dissertations

Institute of Information and
Communication Technologies

BULGARIAN ACADEMY OF
SCIENCES



8 / 2023



ANT COLONY
OPTIMIZATION
FOR SOLVING
COMBINATORIAL
OPTIMIZATION
PROBLEMS

Stefka Fidanova

МЕТОД НА МРАВКИТЕ
ЗА РЕШАВАНЕ НА
КОМБИНАТОРНИ
ОПТИМИЗАЦИОННИ
ЗАДАЧИ

Стефка Фиданова

Автореферати на дисертации

Институт по информационни и
комуникационни технологии

БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ

ISSN: 1314-6351

Поредицата „Авториферати на дисертации на Института по информационни и комуникационни технологии при Българската академия на науките“ представя в електронен формат авториферати на дисертации за получаване на научната степен „Доктор на науките“ или на образователната и научната степен „Доктор“, защитени в Института по информационни и комуникационни технологии при Българската академия на науките. Представените трудове отразяват нови научни и научно-приложни приноси в редица области на информационните и комуникационните технологии като Компютърни мрежи и архитектури, Паралелни алгоритми, Научни пресмятания, Лингвистично моделиране, Математически методи за обработка на сензорна информация, Информационни технологии в сигурността, Технологии за управление и обработка на знания, Грид-технологии и приложения, Оптимизация и вземане на решения, Обработка на сигнали и разпознаване на образи, Интелигентни системи, Информационни процеси и системи, Вградени интелигентни технологии, Йерархични системи, Комуникационни системи и услуги и др.

Редактори

Геннадий Агре

Институт по информационни и комуникационни технологии, Българска академия на науките
E-mail: agre@iinf.bas.bg

Райна Георгиева

Институт по информационни и комуникационни технологии, Българска академия на науките
E-mail: rayna@parallel.bas.bg

Даниела Борисова

Институт по информационни и комуникационни технологии, Българска академия на науките
E-mail: dborissova@iit.bas.bg

Настоящото издание е обект на авторско право. Всички права са запазени при превод, разпечатване, използване на илюстрации, цитирания, разпространение, възпроизвеждане на микрофилми или по други начини, както и съхранение в бази от данни на всички или част от материалите в настоящето издание. Копирането на изданието или на част от съдържанието му е разрешено само със съгласието на авторите и/или редакторите

The series Abstracts of Dissertations of the Institute of Information and Communication Technologies at the Bulgarian Academy of Sciences presents in an electronic format the abstracts of Doctor of Sciences and PhD dissertations defended in the Institute of Information and Communication Technologies at the Bulgarian Academy of Sciences. The studies provide new original results in such areas of Information and Communication Technologies as Computer Networks and Architectures, Parallel Algorithms, Scientific Computations, Linguistic Modelling, Mathematical Methods for Sensor Data Processing, Information Technologies for Security, Technologies for Knowledge management and processing, Grid Technologies and Applications, Optimization and Decision Making, Signal Processing and Pattern Recognition, Information Processing and Systems, Intelligent Systems, Embedded Intelligent Technologies, Hierarchical Systems, Communication Systems and Services, etc.

Editors

Gennady Agre

Institute of Information and Communication Technologies, Bulgarian Academy of Sciences
E-mail: agre@iinf.bas.bg

Rayna Georgieva

Institute of Information and Communication Technologies, Bulgarian Academy of Sciences
E-mail: rayna@parallel.bas.bg

Daniela Borissova

Institute of Information and Communication Technologies, Bulgarian Academy of Sciences
E-mail: dborissova@iit.bas.bg

This work is subjected to copyright. All rights are reserved, whether the whole or part of the materials is concerned, specifically the rights of translation, reprinting, re-use of illustrations, recitation, broadcasting, reproduction on microfilms or in other ways, and storage in data banks. Duplication of this work or part thereof is only permitted under the provisions of the authors and/or editor.



BULGARIAN ACADEMY OF SCIENCES

Abstract of Doctor of Science Thesis

ANT COLONY OPTIMIZATION FOR SOLVING COMBINATORIAL OPTIMIZATION PROBLEMS

Stefka Stoyanova Fidanova

Approved by Scientific Jury:

Acad. Ivan Popchev
Acad. Krassimir Atanassov
Prof. Tanya Pencheva
Prof. Maria Nisheva
Cor. member Lyubka Doukovska
Prof. Ivan Dimov
Prof. Petya Koprinkova



**INSTITUTE OF INFORMATION AND
COMMUNICATION TECHNOLOGIES**

**Department of Parallel Algorithms and Machine Learning
with Lab for Neuro-Technologies**

1 Introduction

Relevance and motivation of the topic

Optimization is a key topic in informatics, artificial intelligence, operational research, and related fields. The goal of combinatorial optimization is to find an optimal object according to some criterion, from a finite set of objects. It refers to those optimization problems for which the set of valid solutions is discrete or reducible to discrete and the goal is to find the best possible solution. Examples of combinatorial optimization problems are the traveling salesman problem [114], vehicle routing [125], minimum spanning tree [104], constraint satisfaction [86], the knapsack problem [29] and others. These are NP (non-polynomial) problems, and in order to find near-optimal solutions, metaheuristic methods are usually used. One of them is the Ant Colony Optimization (ACO) [25]. It is well suited for solving discrete problems with tight constraints because it is a constructive method.

Purpose and tasks of the dissertation

The main goal of the dissertation is the development of algorithms, based on the ACO, for solving problems from real life and industry.

To achieve this goal, the following five tasks have been formulated:

- Development of an algorithm for solving the knapsack problem;
- Development of GPS network inspection algorithm;
- Development of an algorithm for building a wireless sensor network according to two criteria, minimum number of sensors and minimum energy used;
- Development of an algorithm for workforce planing;
- Development of an algorithm for modeling passenger flow according to two criteria, travel time and cost of travel.

Methodology

One of the most successful metaheuristic methods for solving combinatorial optimization problems is ACO. The idea for it comes from the behavior of ants in nature. When foraging, ants in nature mark their path by leaving a chemical substance called a pheromone. If isolated, an ant moves essentially randomly. If there is a pre-set pheromone, the ant registers it and decides to follow it with high probability and thus reinforces it with a new amount

of pheromone. The repetition of the above mechanism by ants in nature results in the fact that the more ants have traveled a trail, the more desirable it becomes for subsequent ants. On the other hand, the pheromone of the less used paths gradually decreases due to evaporation. This is how nature prevents ants from following old and unprofitable tracks.

Presentation of results

Algorithms were developed in accordance with the tasks, solving specific classes of problems. A software implementation of each of the developed algorithms was made. The programs are written in the C language. A study was made for the values of the control parameters.

Publications

The author of the dissertation has more than 200 publications, most of which are in the field of combinatorial optimization and application of stochastic methods. The results of the dissertation have been published in 19 publications including: 1 monograph published in the prestigious scientific publishing house Springer, 1 with an impact factor in a journal in the top 10% of Q1, 11 with an impact rank, 5 referenced in the world referencing and indexing system and one published in an international journal. All publications are after 2016, when the doctoral student acquired the title of professor, and did not participate in previous procedures.

Citations

The author of the dissertation has over 1250 citations. The publications on which this dissertation is based have been cited 51 times. The publications and citations used are after obtaining previous degrees and titles and have not been used in other procedures. The author's Hirsch index, relative to her known citations, is $h=18$.

2 Ant Colony Optimization

Ants, having limited individual capabilities, working as a collective are able to find the shortest path between their nest and the food source. This is called group intelligence. They work as follows:

- The first ant finds the food source, somehow, then returns to the nest, leaving a pheromone trail along the way;

- Ants follow possible paths by monitoring pheromone concentration and thus make shorter paths more attractive.;
- Ants prefer shorter paths, thus much of the longer paths lose their pheromone.

Marco Dorigo first applied ideas from ant behavior to solve combinatorial optimization problems [21, 25, 27]. The first ant algorithm was introduced in 1992 by him in his PhD thesis [24] which he defended at the Politecnico di Milano, Italy.

Ant Colony Optimization (ACO) is part of the metaheuristic optimization methods. A metaheuristic is a high-level procedure designed to find, construct, or choosing a low-level procedure that can guarantee finding enough a good solution to the optimization problem, especially when information is incomplete or computer resources are limited. The method is iterative. Briefly, the algorithm can be presented as follows:

- At each iteration, each ant starts building its solution from a random vertex in the graph. The random start is a way to diversify the search in the set of solutions;
- The ant chooses the next vertex to include in the solution using a function called transition probability. This function is the product of the amount of pheromone corresponding to the transition (of the arc connecting the two vertices or of the selected vertex) and heuristic information;
- The ant stops adding new vertices when the probability of adding a new vertex becomes 0;
- At the end of each iteration, the pheromone is renewed;
- The algorithm stops when the termination condition is reached.

The ant moves from vertex i to vertex j of the task graph with probability:

$$p_{ij} = \frac{\tau_{ij}^{\alpha} \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{\text{all possible } k} \tau_{ik}^{\alpha} \eta_{ik}^{\beta}} \quad (1)$$

Where:

- τ_{ij} is the amount of pheromone corresponding to the transition from vertex i to vertex j ;
- α is a parameter controlling the influence of τ_{ij} ;
- η_{ij} is the heuristic information;
- β is a parameter controlled the influence of η_{ij}

Before the first iteration, an initial pheromone τ_0 is placed, which has a small positive value. The rule for pheromone exchange is as follows:

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}, \quad (2)$$

Where τ_{ij} is the amount of pheromone corresponding to the transition from vertex i to vertex j , ρ is the pheromone evaporation rate.

3 ACO for the knapsack task

The results of this chapter are published in the following articles : [45, 48, 51, 56, 61, 62].

The multidimensional knapsack problem (MKP) is a complex combinatorial optimization problem with wide application. Tasks from different areas of industry can be presented as MKP including financial and other management. We can think of the knapsack problem as a resource allocation problem. There are m resources (backpacks) and n objects, with object j bringing profit p_j . Each resource has its own budget c_i (knapsack volume), and object j consumes an amount r_{ij} of resource i . We are interested in maximizing the total profit while staying within the limited budget. The MKP can be formalized as follows:

$$\begin{aligned} & \max \sum_{j=1}^n p_j x_j \\ & \text{subject to } \sum_{j=1}^n r_{ij} x_j \leq c_i \quad i = 1, \dots, m \\ & x_j \in \{0, 1\} \quad j = 1, \dots, n. \end{aligned} \quad (3)$$

x_j is 1 if object j is selected and 0 otherwise. Let $I = \{1, \dots, m\}$ and $J = \{1, \dots, n\}$, such that $c_i \geq 0$ for each $i \in I$. The well-defined MKP

implies that $p_j > 0$ and $r_{ij} \leq c_i \leq \sum_{j=1}^n r_{ij}$ for all $i \in I$ and $j \in J$. We note that the matrix $[r_{ij}]_{m \times n}$ and the vector $[c_i]_m$ are non negative.

3.1 ACO algorithm for MKP

We define the graph corresponding to MKP as follows: vertices correspond to objects and every two vertices are connected by edges. Fully connected graph means that after object i object j can be selected if there is enough resource and if object j is not yet selected. The algorithm is iterative. At each iteration, each ant constructs a solution. The starting object (vertex in the graph) is chosen randomly. New objects are then added without violating resource constraints. After all ants have built their solutions, the pheromone values are updated.

Using Intuitionistic Fuzzy Pheromone

In this section, we will apply intuitionistic fuzziness to pheromone renewal. At the beginning, the same pheromone is placed on all edges, which has a small positive value τ_0 , $\tau_0 \in (0, 1)$. At the end of each iteration, the pheromone is updated according to the solutions built by the ants. Let ρ be the evaporation rate. The pheromone renewal rule is:

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}. \quad (4)$$

In most applications of ACO to MKP, $\Delta\tau_{ij} = \rho F$, where F is the value of the objective function for the corresponding solution [32]. In the traditional ACO, the evaporation parameter ρ is an input parameter and remains unchanged until the end of the algorithm execution. [61] proposed the use of *intuitionistic fuzzy pheromone*. In the case of intuitionistic fuzzy pheromone, we have proposed the following pheromone update formula [61]:

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \alpha F, \quad (5)$$

where $(1 - \rho) + \alpha \leq 1$, $\alpha \in (0, 1)$.

In the intuitionistic fuzzy pheromone case, we generate the parameter ρ as a random number in the interval $(0, 1)$; then the parameter α is generated as a random number in the interval $(0, \rho)$. We have proposed two variants of the implementation of intuitionistic fuzzy pheromone updating. In the first variant, the parameters ρ and α are generated at the beginning of the execution of the algorithm even before the first iteration. Thus, they remain

unchanged until the end of the algorithm execution, but are different for different algorithm executions. In the second variant, the parameters ρ and α are generated at the beginning of each iteration. Thus, their values are different for each iteration of one execution of the algorithm.

The two proposed pheromone renewal options were tested on 10 MKR test samples from Operational Research Library “OR-Library” , <http://people.brunel.ac.uk/~mas-tjjb/jeb/orlib/mknapinfo.html> (21 Jun 2021).

Each test case consists of 100 objects and 10 knapsacks/constraints. For all tests, the ACO algorithm has the same parameters. The parameters are fixed experimentally. The algorithm was run 30 times with each of the variants for each of the test examples. An ANOVA test was applied to ensure the statistical difference between the averaged results obtained. We can conclude that intuitionistically the fuzzy pheromone update improves the performance of the algorithm and the results achieved by increasing the search diversity and hence the probability of finding a good solution. This diversification is more balanced when the coefficients are calculated once at the beginning of the algorithm than at each iteration.

3.2 Hybrid ACO

Sometimes the algorithm used is not enough to achieve good solutions. Then a combination of several methodologies is made so that their good qualities can be combined. Most often, one basic method is used and the solutions found by it are improved by applying local optimization (local search). MKP solutions are represented as a binary string, with 1 corresponding to selected objects and 0 to those not selected. In our local search procedure, we randomly select two positions in the solution constructed by the ant. If one of the selected items has a value of 0, we replace it with 1, and if their value is 1, we replace it with 0. We check whether the newly obtained solution is valid. If the solution is valid, we compare it with the current (initial) solution. If the newly generated solution is better than the current one, we replace it with it. We can conclude that the proposed local search procedure is effective and efficient. The performance of the algorithm has been improved without significantly increasing the time for its execution. Four variants of intercriteria analysis were applied to compare the two algorithms. The conclusion that the hybrid ACO algorithm performs better is unequivocally confirmed by the four different intercriteria analysis algorithms.

3.3 Startup Strategies

To better manage the solution building process, we have included a semi-random start of the ants. Our goal is to use the ants' experience and make the algorithm more efficient. We divide the set of vertices of the task graph into several subsets. We introduce an estimate of how good and how bad it is for the ant to start building a solution from a vertex belonging to a given set, according to the number of good and bad solutions started from vertices belonging to the corresponding set [45, 51].

Several starting strategies and combinations of them are proposed. For each set j , $D_j(i)$ is the estimate of how good the starting vertex of the solution is from this set, and the estimate $E_j(i)$ indicates how bad the initial vertex of the solution is from this set, where i is the current iteration number. We define a bound D for whether the estimate is good and a bound E below which the estimate is bad. The following [39] startup strategies are suggested:

- 1) If $\frac{E_j(i)}{D_j(i)} > E$ then for the current iteration subset j is forbidden. The starting vertex is chosen randomly from $\{j \mid j \text{ is not forbidden}\}$;
- 2) If $\frac{E_j(i)}{D_j(i)} > E$ then by the end of the algorithm subset j is forbidden. The starting vertex is randomly selected from a set $\{j \mid j \text{ is not forbidden}\}$;
- 3) If $\frac{E_j(i)}{D_j(i)} > E$ then for K_1 consecutive iterations subset j is forbidden. The starting vertex is chosen randomly from $\{j \mid j \text{ is not forbidden}\}$;
- 4) Let $r_1 \in [\frac{1}{2}, 1)$ and $r_2 \in [0, 1]$ be random numbers. If $r_2 > r_1$ we randomly select a vertex from a subset $\{j \mid D_j(i) > D\}$, otherwise a vertex from a non-forbidden subset is selected. r_1 is selected and fixed at the beginning of the algorithm.
- 5) Let $r_1 \in [\frac{1}{2}, 1)$ and $r_2 \in [0, 1]$ be random numbers. If $r_2 > r_1$ we choose a random vertex from a subset $\{j \mid D_j(i) > D\}$, otherwise a vertex from a non-forbidden subset is selected. r_1 is chosen at the beginning of the algorithm and is incremented by r_3 at each iteration.

$K_1, K_1 \in [0, \text{number of iterations}]$ is a parameter.

We apply an intercriteria analysis to the results achieved by ASO with the application of various startup strategies [39]. An intercriteria analysis was applied to show the relationship between the strategies. From it we can

conclude that when the selection is banning subsets of vertices, the algorithm works quite differently from the random selection variant (supervised or not).

4 Inspect GPS Network

The Global Positioning System (GPS) needs periodic tracking, consisting of placing GPS receivers successively at certain points. The results of this chapter are published in [63]. A GPS network can be defined as a set of stations (a_1, a_2, \dots, a_n) that are coordinated by placing receivers $(X1, X2, \dots)$ on them to determine the sessions $(a_1a_2, a_1a_3, a_2a_3, \dots)$ between them. The task is to find the best order in which these sessions can be arranged to give the best schedule. Thus, the schedule can be defined as a series of sessions to be observed consecutively. The solution is represented by a line graph with weighted edges. The nodes represent the stations and the edges represent the moving costs. The goal of the task is to reduce the cost of the solution, which is the sum of the costs (time) of moving from one point to another. Two variants of the ACO algorithm are applied to solve the problem, MMAS and ACS. The test cases used ranged from 100 to 443 sessions.

A comparison is made between the two algorithms. The obtained results show that MMAS achieves better results than ACS. A comparison is also made with the algorithms used by other authors to solve this problem [110]. The results show that both proposed ACO algorithms outperform other authors' algorithms. To improve the behavior of the algorithm and the achieved results, 6 local search procedures are proposed: sequential exchange of nodes; exchange in to randomly selected nodes; delete a random rib; deletion of the longest rib; delete 2 random edges; deleting the two longest ribs. The local search procedure is applied only to the best solution of the current iteration. In this way, there is an improvement in the solutions found, without a significant increase in the execution time of the algorithm. After the tests, it was found that the fifth variant of the local search procedure with the removal of two randomly selected edges gives the best results.

An ant method with a change in environment has also been proposed. Added an additional change to the ant environment by adding an extra shuffle to the pheromone exchange. A change in environment has been shown to improve the results obtained.

An intercriteria analysis was applied to the ACO algorithm applied to the average results of 5, 10, 20 and 30 runs. Through the intercriteria analysis,

the correctness of the algorithm and the similarities in the structure of the individual GPS networks can be examined.

5 Wireless Sensor Network Positioning

Spatially distributed sensors that communicate wirelessly form a wireless sensor network (WSN). Each sensor node collects data from an area around it, called the observation area. The observation radius defines the size of the area observed by the sensor. The communication radius determines how far a node can send the collected data. A special, more powerful node called the High Energy Communication Node (HECN) collects the data from all the sensors and sends it to the central computer where it is processed. As few sensors and energy as possible should be used, provided that the monitored terrain has full coverage. The task is multi-purpose. An algorithm based on the ant method is proposed for solving the problem as a multi-objective and two ACO algorithms for solving it as a single-objective. The results of this chapter are published in [50, 53, 57, 107, 63].

One of the most important points of ACO algorithms is the construction of the task graph. We need to choose which elements of the task will correspond to the nodes and the meaning of the arcs, where it is more appropriate to deposit the pheromone - on the nodes or on the arcs. In our WSN implementation, the task is represented by two graphs, which is one of our contributions. The terrain is modeled by a rectangular grid $G = \{g_{ij}\}_{N \times M}$, where M and N are the dimensions of the observed area. Through the graph G , the coverage of the area is calculated. We use another graph $G1_{N1 \times M1}$, in the vertices of which we place the sensors, $N1 \leq N$ and $M1 \leq M$. The parameters $N1 \leq N$ and $M1 \leq M$ depend on the observation and communication radii. In this way, we reduce the number of calculations that the algorithm performs, the execution time is reduced accordingly. The pheromone binds to the placement site $Ph = \{ph_{ij}\}_{N1 \times M1}$, the initial pheromone has a small value, for example, $1/n_{ants}$. The place where the HECN is located is the first position in the solution (zero position).

Our proposed heuristic information is a product of three parameters as follows:

$$\eta_{ij}(t) = s_{ij}l_{ij}(1 - b_{ij}), \quad (6)$$

where s_{ij} is the number of uncovered points that the new sensor will cover,

$$l_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if communication exists} \\ 0 & \text{no communication} \end{cases} \quad (7)$$

b is the decision matrix and the matrix element $b_{ij} = 1$ when there is a sensor placed on node (i, j) of graph $G1$, otherwise $b_{ij} = 0$. By s_{ij} we try to increase the locally covered points, more newly covered points can lead to less number of sensors. With l_{ij} we guarantee the connectivity of the network. Sensor placement starts from the HECN to the periphery. Each new sensor is placed so that it can transmit the collected information to the HECN. The expression $(1 - b_{ij})$ guarantees that at most one sensor will be placed on one node of graph $G1$, i.e. there will not be two or more sensors in the same position. When the transition probability $p_{ij} = 0$ for all values of i and j , the search for new sensor placement positions stops. Thus, the construction of the solution stops if there are no more free positions, or all points are covered, or new communication is impossible.

Two approaches were used to convert the task from multi-objective to single-objective. In one approach, the objective function is a product of the two objective functions of the task. In the other approach, the two objective functions are summed, having previously been normalized by dividing by the best value from the first iteration. There are two sub-options here: simple sum and weighted sum.

A comparison is made between the different approaches and the results obtained by other authors. For this purpose, the concept of extended Pareto front was introduced. The influence of the algorithm parameters is investigated.

Various variants of intercriteria analysis were applied. The influence of the number of ants on the behavior of the algorithm was evaluated using the intercriteria analysis. Again, with the help of the intercriteria analysis, the similarity between the individual variants of the applied algorithm was examined. There is more similarity between the behavior of the two single-objective variants than between some of the single-objective and multi-objective variants.

6 Workforce planning

Human resource management is one of the main parts of production organization. Given a set of jobs $J = \{1, \dots, m\}$ that must be completed in a fixed

period of time. Each job j takes d_j hours to complete. $I = \{1, \dots, n\}$ is the set of available workers. Each worker must work on each of their assigned tasks for a minimum of h_{min} hours to work efficiently. Worker i is available s_i hours. The maximum number of jobs assigned to one worker is s_i hours. Workers have different skills, the set A_i indicates which tasks worker i is qualified for. The maximum number of workers that can be assigned in the schedule period is t or at most t workers can be selected from the set I of available workers, and the assigned workers must be able to complete all jobs. The goal is to find a valid solution that has a minimum assignment cost. In this work, an algorithm based on the ACO is proposed to solve the Workforce planning problem [46, 106, 63, 108].

In the considered case, the task is represented by a three-dimensional graph, where vertex (i, j, z) means that worker i is hired to work on task j for time z . At the beginning of each iteration, each ant starts building a solution from a random vertex of the task graph. Three random numbers are generated for each of the ants. The first random number is in the interval $[0, \dots, n]$ and corresponds to the worker being hired. The second random number is in the interval $[0, \dots, m]$ and corresponds to the job on which this worker should work. The third random number is in the interval $[h_{min}, \dots, \min\{d_j, s_i\}]$ and corresponds to the number of hours worker i is employed to work on job j . Heuristic information is calculated using the following formula:

$$\eta_{ijl} = \begin{cases} l/c_{ij} & l = z_{ij} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

With this heuristic information, we encourage hiring the cheaper workers for as long as possible. The set of test examples includes ten structured and ten unstructured tasks. A task is structured when the time to complete the task is proportional to the minimum time that must be worked on that task. A comparison of the proposed ACO algorithm with algorithms proposed by other authors is made and it is shown that the ACO algorithm outperforms others for this task.

The task has strict constraints and some of the ants fail to find a valid solution. A local search procedure is proposed to improve the algorithm. It is applied to the invalid solutions found in the iteration. The procedure is one-time, regardless of whether the solution after a local search is valid or not. In this way, the execution time of the algorithm does not increase

significantly. A decrease in the number of invalid solutions found by the ants is observed even after the first iteration. In this way, the time (number of iterations) to find the best solution decreases. Three variants of the local search procedure are proposed: removing 25% of the assigned workers and adding new ones using the ant method. Remove half the assigned workers and add new ones by applying the ant method and delete the invalid solution and build a new solution in its place. The procedure in which half of the appointed workers are removed is the most effective. Removed workers are randomly selected.

The influence of the parameters of the ACO algorithm on the quality of the solutions found has been studied. Various numbers of ants (5, 10, 20 and 40) were used, and it was found that the best results were obtained when the number of ants was 5.

An intercriteria analysis was applied to gain some additional knowledge about the considered four variants of the ACO algorithm. It shows that at 5 and 10 ants we have a similar behavior of the algorithm as at 20 and 40. On the other hand, ICRA confirms the conclusion that for this task the best performance of the algorithm, i.e. using less computing resources, is with the use of five ants.

7 Passenger Flow Modeling

Rail transport is the oldest form of public transport still in use today. Nowadays, bus transport competes with rail, especially where there are highways. Analytical models are therefore very important for further planning and decision-making in transport development. The results of this chapter are published in [42, 58, 64].

In our case, there is a destination from stop A to stop B . There are several types of vehicles, a variety of trains and buses that travel between stop A and stop B . Each vehicle has a plurality of intermediate stops at which it stops between the two final stops. Some of the intermediate stops may be shared by some of the vehicles. Let the set of all stops be $S = \{s_1, \dots, s_n\}$ and at each stop s_i , $i = 1, \dots, n-1$, n is the number of stops, in each time slot, there is a number of passengers who want to travel to station s_j , $j = i + 1, \dots, n$. Each vehicle may have a different speed and cost to travel from stop s_i to stop s_j . We have defined two objective functions, the sum of the prices of all tickets sold and the total travel time of the passengers. If any of the vehicles

does not stop at any of the stops, then we set the travel time and price to that stop to be 0.

When applying the ACO to the passenger flow modeling task, the time is divided into time slots/slots ($N \times 24$ time slots corresponding to 60/N minutes). The ants start building the solution from the first stop. They choose randomly how many passengers will board each of the vehicles. The upper limit of passengers that can board the vehicle is the minimum of the difference between the capacity of the vehicle and the passengers already in it and the number of passengers who want to ride. If there is only one vehicle at a given stop at a given time, then as many passengers as possible board it.

The developed algorithm is first applied to a small example and then to a real example. The initial stop is Sofia, the capital of Bulgaria, and the final stop is Varna, the maritime capital of Bulgaria. This is one of the longest railway routes in Bulgaria, with a length of about 450 kilometers. There are 5 trains and 23 buses per day on this route. They run at different speeds, fares for getting from one stop to another are different, and have differences in intermediate stops. We do not have exact data on the number of passengers traveling from one stop to another on the Sofia-Varna line. For this reason, we have made an estimate of the number of passengers, taking into account the number of inhabitants of the settlements where the vehicles stop.

8 Conclusion

Combinatorial optimization is extremely difficult from a computational point of view. Usually, the application of a given method for solving such type of tasks depends on the task itself and may be different for different variants of the same task. The focus of this dissertation is on the application of the ant method. This method is among the best for solving combinatorial optimization problems. The ant method differs from other methods in that it is a constructive method and outperforms most of the other methods in a large number of applications. In the present dissertation, the results of the author, in the field of the ant method and its applications, achieved in the last 7 years are collected. At the beginning, a description of the method and its varieties is given. Individual chapters present the application of the ant method to various tasks. These are the backpack task, GPS network inspection task, wireless sensor network construction task, workforce

recruitment task, passenger flow modeling. The influence of the parameters of the developed algorithms was investigated. An intercriteria analysis was applied. A program implementation of the developed algorithms was made.

8.1 Publications related with the dissertation:

Monographs

- 1 Fidanova S.. Ant Colony Optimization and Applications. Studies in Computational Intelligence, 947, Springer, 2021, ISBN:978-3-030-67380-2, DOI:<https://doi.org/10.1007/978-3-030-67380-2>, 142 pages.

Journals with Impact Factor

- 2 Fidanova S., Atanassov K.. ACO with Intuitionistic Fuzzy Pheromone Updating Applied on Multiple Knapsack Problem. Mathematics, 9, 13, MDPI, 2021, ISSN:2227-7390, DOI:10.3390/math9131456, 1-7. IF 2.9, Q1.

Impact Rank Publications

- 3 Fidanova S.. Metaheuristic Method for Transport Modelling and Optimization Studies in Computational Intelligence, 648, Springer, 2016, 295 - 302. SJR 0.235
- 4 Roeva O., Fidanova S., Paprzycki M.. Comparison of Different ACO Start Strategies Based on InterCriteria Analysis. Recent Advances in Computational Optimization, Studies in Computational Intelligence, 717, Springer, 2018, ISBN:978-3-319-59860-4, 53-72. SJR 0.235
- 5 Fidanova S., Shindarov M., Marinov P.. Wireless Sensor Positioning Using ACO Algorithm. Studies in Computational Intelligence, 657, Springer, 2017, ISBN:978-3-319-41437-9, ISSN:1860-949X, 33-44. SJR 0.235
- 6 Fidanova S., Roeva O.. InterCriteria Analyzis of Differen Variants of ACO algorithm for Wireless Sensor Network Positioning. Lecture Notes in Computer Science, 11189, Springer, 2019, 88-96. SJR 0.407
- 7 Fidanova S., Roeva O.. Multi-Objective ACO Algorithm for WSN Layout: InterCriteria Analisys. Lecture Notice in Computer Science, 11958, Springer, 2020, ISBN:978-3-030-410315, 474-481. SJR 0.407

- 8 Roeva O., Fidanova S.. Different InterCriteria Analysis of Variants of ACO algorithm for Wireless Sensor Network Positioning. *Studies in Computational Intelligence*, 838, Springer, 2020, ISBN:978-3-030-22723-4, 83-103. SJR 0.237
- 9 Roeva O., Fidanova S., Luque G., Paprzycki M., InterCriteria Analysis of ACO Performance for Workforce Planing Problem, *Studiec in Computational Intelligence* 795, 2019, 47-68. SJR 0.235
- 10 Fidanova S., Luque G., New Local Search Procedure for Workforce Planning Problem, *Cybernetics and Information Technologies*, Vol. 20(6), 2020, 40-48. SJR 0.420
- 11 Roeva O., Fidanova S., Ganzha M., InterCriteria Analysis of the Evaporation Parameter Influence on Ant Colony Optimization Algorithm: A Workforce Planing Problem, *Studies in Computational Intelligence* 920, 2021, 89-110. SJR 0.237
- 12 Fidanova S., Roeva O., Influence of ACO Evaporation Parameter for Unstructured Workforce Planning Problem, *Large Scale Scientific Computing, Lecture Notes in Computer Science* 13127, 2022, 234-241. SJR 0.407
- 13 Fidanova S., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Algorithm for Fuzzy Transport Modelling: InterCriteriaAnalysis, *Studies in Computational Intelligence* 986, 2022, 123-138. SJR 0.237

Publications referenced in Scopus

- 14 Fidanova S., Roeva O., Paprzycki M., Gepner P.. InterCriteria Analysis of ACO Start Startegies. *IEEE Xplorer*, 2016, ISBN:ISBN 978-83-60810-90, DOI:ISBN 978-83-60810-90-3, 547-550
- 15 Fidanova S.. Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Knapsack Problem. 5th IEEE International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE), IEEE, 2020, DOI:10.1109/ICRAIE51050.2020.9358351, 1-5
- 16 Fidanova S., Roeva O., Ganzha M.. InterCriteria Analyzis of Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Knapsack Problem.

Annals of Computer Science and Information Systems., 25, IEEE, 2021, ISBN:978-83-959183-6-0, ISSN:2300-5963, DOI:10.15439/2021F22, 173-180

- 17 Fidanova, S., Luquq, G., Roeva, O., Paprzycki, M., Gepner, P.: Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planning. FedCSIS'2017, pp. 415–419. IEEE Xplorer (2017)
- 18 Fidanova S., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Algorithm for Fuzzy Transport Modelling, In proc of FedCSIS, ACSIS Vol. 21, IEEE Xplorer, 2020, 237-240.

Other Publications

- 19 Fidanova S., Atanassov K.. Flying Ant Colony Optimization Algorithm for Combinatorial Optimization. Studia Informatica, 38, 4, Polish Information Society, 2017, ISSN:1642-0489, 31-40

8.3 Contributions

The contributions in this dissertation can be divided into scientific and applied science. Scientific contributions concern the development of algorithms based on the ant method. The scientific and applied contributions refer to the program implementation of the developed algorithms.

The scientific contributions are:

- A hybrid algorithm for solving the knapsack problem is developed as a combination between applying the ant method and a suitable local search procedure. The use of two variants of intuitionistic fuzzy pheromone is introduced. With the help of intercriteria analysis, a comparison was made between the variants of the algorithms used, as well as the use of starting strategies.
- A GPS network inspection algorithm based on the ant method has been developed. Added changes to the search environment. The correctness of the algorithm and the similarity between the networks were investigated using intercriteria analysis.
- Algorithms have been developed to solve the task of building a wireless sensor network based on the ant method. A sensitivity analysis was performed against the number of ants used. The similarities and differences of the individual algorithms were analyzed using intercriteria analysis.
- An algorithm has been developed for solving the labor recruitment task based on the ant method. Several variants of local search procedures have been developed in order to improve the performance of the algorithm. An analysis of the sensitivity of the algorithm to its parameters was made. An intercriteria analysis was applied.
- An algorithm has been developed for modeling passenger flow in the presence of various types of transport in one direction. The algorithm is based on the ant method.

The scientific and applied contributions are:

- A software implementation of the hybrid algorithm for solving MKP was made;
- A software implementation of the GPS surveying network algorithm was made with changes to the search environment;
- A software implementation of the algorithm for solving the work force planning problem was made;
- A software implementation of a passenger flow modeling algorithm was made.

The results of this dissertation can be used in various fields of science, industry and practice. The developed algorithms and their program implementation refer to practical tasks and can be implemented in various branches of the economy.

Declaration of originality of the results

I declare that this dissertation contains original results obtained during scientific research carried out by me. Results that have been obtained, described and/or published by other scientists are duly and extensively cited in the bibliography.

This dissertation has not been applied for a degree at any other graduate school, university or scientific institute.

Signature:

8.4 Acknowledgments

I want to express my most sincere gratitude to all my colleagues from the Institute of Information and Communication Technologies, as well as Academician Krassimir Atanassov, Prof. Olympia Roeva and Assoc. Prof. Vassya Atanassova from the Institute of Biophysics and Biomedical Engineering with whom I have worked and are together achieved these results.

I thank the colleagues from the Parallel Algorithms section for the good working atmosphere, for the projects we worked on together, for the valuable discussions in which original ideas were born, for the results achieved as a result of our collective work.

I also thank the foreign scientists with whom I worked. I will mention Enrique Alba and Gabriel Luke from Spain; Marcin Paprzycki and Maria Ganja from Poland; Marco Dorigo from Belgium, Antonio Mucherino from France.

Last but not least I want to thank my family who have always supported me and especially my husband who has always encouraged and stimulated all my research.

References

- [1] Akuidiz I.F., Su W., Sankarasubramaniam Y., Cayrci E.: Wireless Sensor Networks: A Survey, *Computer Networks*, **38(4)**, Elsevier, 393–422, (2001)
- [2] A. EL AMARAOU A.,K. MESGHOUNI, *Train Scheduling Networks under Time Duration Uncertainty*, In proc. of the 19th World Congress of the Int. Federation of Automatic Control, 2014, 8762 - 8767.
- [3] Alba, E., Luque, G., Luna, F.: Parallel Metaheuristics for Workforce Planning. *J. Mathematical Modelling and Algorithms* **6(3)**, Springer, 509-528.(2007)
- [4] Alba E., Molina G.: Optimal Wireless Sensor Layout with Metaheuristics: Solving a Large Scale Instance, *Large-Scale Scientific Computing, Lecture Notes in Computer Science*, **4818**, Springer, 527–535, (2008)
- [5] A. A. ASSAD, *Models for Rail Transportation*, *Transportation Research Part A General*, **143**, 1980, 205 - 220.

- [6] Atanassov, K.: On Index Matrices, Part 1: Standard Cases. *Advanced Studies in Contemporary Mathematics* 20(2), 291–302 (2010)
- [7] Atanassov, K.: *On Intuitionistic Fuzzy Sets Theory*. Springer, Berlin (2012)
- [8] Atanassov, K., Szmidt, E., Kacprzyk, J.: On Intuitionistic Fuzzy Pairs. *Notes on IFS* 19(3), 1–13 (2013)
- [9] Atanassov, K., Mavrov, D., Atanassova, V.: Intercriteria Decision Making: A New Approach for Multicriteria Decision Making, Based on Index Matrices and Intuitionistic Fuzzy Sets. *Issues in IFSs and GNs* **11**, 1–8 (2014)
- [10] Atanassov, K., Atanassova, V., Gluhchev, G.: InterCriteria Analysis: Ideas and Problems. *Notes on Intuitionistic Fuzzy Sets* 21(1), 81–88 (2015)
- [11] Atanassov, K. *Intuitionistic Fuzzy Sets; Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 123; Springer: Heidelberg, Germany, 1999.
- [12] Atanassov, K. *Intuitionistic Fuzzy Logics; Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 351; Springer: Heidelberg, Germany, 2017.
- [13] T. BENZAO AND Z. SHAORONG, *Optimal Design of Monitoring Networks with Prior Deformation Information*, *Surv. Rev.* 33, (1995), pp. 231–246.
- [14] E. BONABEAU, M. DORIGO, G. THERAULAZ, *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*, Oxford University Press, 1999.
- [15] Campbell, G.: A two-stage stochastic program for scheduling and allocating cross-trained workers. *J. Operational Research Society* **62(6)**, 1038–1047. (2011)
- [16] P. CROSS AND K. THAPA, *The Optimal Design of Leveling Networks*, *Surv. Rev.* 25, (1979) pp. 68–79.
- [17] C. CHU, F. NING, P. HUNG AND S. CHU, *The Study of Orthometric Heighting Using GPS*, *Geomat. Res. Aus.* 66, (1997) pp. 55–76.

- [18] P.J. DARE AND H.A. SALEH, *GPS Network Design: Logistics Solution Using Optimal and Near-Optimal Methods*, J. of Geodesy, Vol 74, (2000) pp. 467–478.
- [19] Deb K., Pratap A., Agrawal S., Meyarivan T.: A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: Nsga-ii, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, **6(2)**, 182–197, (2002).
- [20] Deneubourg J.L., Aron S., Goss S., Pasteels J.M.,: The Self-Organising Exploatory Pattern of the Argentine Ant, J. of Insect Behavior 3, 159–168 (1990).
- [21] Dorigo, M., Di Caro, G.,: The Ant Colony Optimization Metaheuristic, In: Corne, D, Dorigo, M., Glover, F. (eds): New Idea in Optimization, McGraw-Hill, pp. 11–32 (1999).
- [22] O. DIAZ-PARRA, J. A. RUIZ-VANOYE, B. B. LORANCA, A. FUENTES-PENNA, R.A. BARRERA-CAMARA, *A Survey of Transportation Problems* Journal of Applied Mathematics Volume 2014 (2014), Article ID 848129, 17 pages.
- [23] Diffe W., Hellman M. E. : New direction in cryptography. IEEE Trans, Inf. Theory, IT - 36,(1976), 644–654.
- [24] *Dorigo, M.* Optimization, Learning and Natural Algorithms. Ph.D.Thesis. Politecnico di Milano, Italy, 1992 (in Italian).
- [25] *Dorigo, M., L. M. Gambardella.* Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. – IEEE Transactions on Evolutionary Computation. Vol. 1, 1997, 53-66.
- [26] *Dorigo, M., V. Maniezzo, A. Colomi.* The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperative Agents. – IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics–Part B, Vol. 26, 1996, No 1, 29-41.
- [27] *Dorigo, M., T. Stutzle.* Ant Colony Optimization. MIT Press, 2004.
- [28] Easton, F.: Service completion estimates for cross-trained workforce schedules under uncertain attendance and demand. Production and Operational Management **23(4)**, 660–675. (2014)

- [29] *Fidanova, S.* Evolutionary Algorithm for Multiple Knapsack Problem. – In: Int. Conference Parallel Problems Solving from Nature, Real World Optimization Using Evolutionary Computing, ISBN No 0-9543481-0-9, Granada, Spain, 2002.
- [30] *Fidanova, S.* ACO Algorithm with Additional Reinforcement. M. Dorigo, G. Di Caro, M. Sampels (Eds). – In: From Ant Colonies to Artificial Ants, Lecture Notes in Computer Science. No 2463. ISSN 0302-9743. Germany, Springer, 2002, 292-293.
- [31] Fidanova, S. (2003). ACO algorithm for MKP using various heuristic information. In I, Dimov, I. Lirkov, S. Margenov, Z. Zlatev (Eds.), Numerical methods and applications (pp. 434-330) (LNCS 2542). Berlin: Springer-Verlag.
- [32] Fidanova S.. Ant Colony Optimization and Pheromone Importance. Computer Science, Engineering and Applications, 2003, 408-413
- [33] Fidanova S.. Ant Colony Optimization for Multiple Knapsack Problem and Model Bias. Lecture Notes in Computer Science, 3401, Springer, 2005, ISSN:0377-0427, 280-287. SJR:0.339
- [34] Fidanova, S.: Hybrid Heuristics Algorithm for GPS Surveying Problem. Numerical Methods and Applications, Lecture Notes in Computer Science **4310**, 239–248. Springer (2007)
- [35] Fidanova S.. Probabilistic Model of Ant Colony optimization for Multiple Knapsack Problem. Lecture Notes in Computer Science, 4818, Springer, 2008, 545-552. SJR:0.339
- [36] S. FIDANOVA, K. ATANASOV *Generalized Net Model for the Process of Hibrde Ant Colony Optimization* Comptes Rendus de l'Academie Bulgare des Sciences, **62**(3), 2009, 315 - 322.
- [37] Fidanova, S., Alba, E., Molina, G.: Hybrid ACO Algorithm for the GPS Surveying Problem. Large Scale Scientific Computing, Lecture Notes in Computer Science **5910**, 318–325. Springer (2010)
- [38] Fidanova S., Marinov P., Alba E.: ACO for Optimal Sensor Layout, In Proc. of Int. Conf. on Evolutionary Computing, Valencia, Spain,

- Joaquim Filipe and Janus Kacprzyk eds., SciTePress-Science and Technology Publications portugal, ISBN 978-989-8425-31-7, 5–9, (2010)
- [39] S. Fidanova, K. Atanassov, P. Marinov, Generalized Nets and Ant Colony Optimization, Academic Publishing House, Bulgarian Academy of Sciences, 2011.
- [40] Fidanova, S., Paprzycki, M., Roeva, O.: Hybrid GA-ACO Algorithm for a Model Parameter Identification Problem: In proc. of FedCSIS 2014 conference, pp. 413–420. IEEE Xplorer (2014)
- [41] Fidanova, S., Ilcheva, Z.: Application of Ants Ideas on Image Edge Detection. Large Scale Scientific Computing, Lecture Notes in Computer Science **9374**, pp. 200–207. Springer, (2016)
- [42] Fidanova S., Metaheuristic Method for Transport Modelling and Optimization Studies in Computational Intelligence, 648, Springer, 2016, 295 - 302.
- [43] Fidanova, S., Roeva, O., Paprzycki, M., Gepner, P.: InterCriteria Analysis of ACO Start Strategies. Proceedings of the 2016 Federated Conference on Computer Science and Information Systems, 547–550. (2016)
- [44] Fidanova, S., Roeva, O.: InterCriteria Analysis of Ant Colony Optimization Application to GPS Surveying Problems. Issues in Intuitionistic Fuzzy Sets and Generalized Nets **12**, 20–38. (2016)
- [45] Fidanova S., Roeva O., Paprzycki M., Gepner P.. InterCriteria Analysis of ACO Start Startegies. IEEE Xplorer, 2016, ISBN:ISBN 978-83-60810-90, DOI:ISBN 978-83-60810-90-3, 547-550
- [46] Fidanova, S., Luquq, G., Roeva, O., Paprzycki, M., Gepner, P.: Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planning. FedCSIS'2017, pp. 415–419. IEEE Xplorer (2017)
- [47] Fidanova, S., Roeva, O., Mucherino, A., Kapanova, K.: InterCriteria Analysis of ANT Algorithm with Enviroment Change for GPS Surveying Problem. Artificial Intelligence:Methodology, Systems and Applications, Ch. Dachev, G. Agre eds., Lecture Notes in Artificial Intelligence **9883**, pp. 271–278. Springer (2016)

- [48] Fidanova S., Atanasov K.. Flying Ant Colony Optimization Algorithm for Combinatorial Optimization. *Studia Informatica*, 38, 4, Polish Information Society, 2017, ISSN:1642-0489, 31-40
- [49] Fidanova, S., Roeva, O., Atanasova, V.: Ant Colony Optimization Application to GPS Surveying Problems: InterCriteria Analysis. *Intuitionistic Fuzzy Sets and Generalized Nets, Advances in Intelligent Systems and Computing* (559), pp. 251–264. Springer (2018)
- [50] Fidanova S., Shindarov M., Marinov P.. Wireless Sensor Positioning Using ACO Algorithm. *Studies in Computational Intelligence*, 657, Springer, 2017, ISBN:978-3-319-41437-9, ISSN:1860-949X, 33-44.
- [51] Roeva O., Fidanova S., Paprzycki M.. Comparison of Different ACO Start Strategies Based on InterCriteria Analysis. *Recent Advances in Computational Optimization, Results of the Workshop on Computational Optimization WCO 2016, Studies of Computational optimization*, 717, Springer, 2018, ISBN:978-3-319-59860-4, 53-72.
- [52] Fidanova, S., Luquq, G., Roeva, O., Paprzycki, M., Gepner, P.: Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planning. *FedCSIS'2018, IEEE Xplorer, ACSIS Vol. 15*, 2018, 233-236.
- [53] Fidanova S., Roeva O.. InterCriteria Analyzis of Differen Variants of ACO algorithm for Wireless Sensor Network Positioning. *Lecture Notes in Computer Science*, 11189, Springer, 2019, 88-96.
- [54] Fidanova S., Luque G., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planing: Influence of the Evaporation Parameter, In *Proceedings of FedCSIS, IEEEEXplorer, ACSIS 18*, 2019, 177-181.
- [55] Fidanova S., Roeva O., Luque G., Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planing: Influence of the Algorithm Parameters, *Studies in Computational Intelligence* 793, 2019.
- [56] Fidanova S.. Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Knapsack Problem. *5th IEEE International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE)*, IEEE, 2020, DOI:10.1109/ICRAIE51050.2020.9358351, 1-5

- [57] Fidanova S., Roeva O.. Multi-Objective ACO Algorithm for WSN Layout: InterCriteria Analysis. Lecture Notice in Computer Science, 11958, Springer, 2020, ISBN:978-3-030-410315, 474-481.
- [58] Fidanova S., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Algorithm for Fuzzy Transport Modelling, In proc of FedCSIS, ACSIS Vol. 21, IEEEExplorer, 2020, 237-240.
- [59] Fidanova S., Roeva O., Luque G., Paprzycki M., InterCriteria Analysis of Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planing, Studies in Computational Intelligence 838, 2020, 61-82.
- [60] Fidanova S., Luque G., New Local Search Procedure for Workforce Planning Problem, Cybernetics and Information Technologies, Vol. 20(6), 2020, 40-48.
- [61] Fidanova S., Atanassov K.. ACO with Intuitionistic Fuzzy Pheromone Updating Applied on Multiple Knapsack Problem. Mathematics, 9, 13, MDPI, 2021, ISSN:2227-7390, DOI:10.3390/math9131456, 1-7.
- [62] Fidanova S., Roeva O., Ganzha M.. InterCriteria Analysis of Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Knapsack Problem. Annals of Computer Science and Information Systems, 25, IEEE, 2021, ISBN:978-83-959183-6-0, ISSN:2300-5963, DOI:10.15439/2021F22, 173-180
- [63] Fidanova S.. Ant Colony Optimization and Applications. Studies in Computational Intelligence, 947, Springer, 2021, ISBN:978-3-030-67380-2, DOI:<https://doi.org/10.1007/978-3-030-67380-2>, 142
- [64] Fidanova S., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Algorithm for Fuzzy Transport Modelling: InterCriteriaAnalysis, Studies in Computational Intelligence 986, 2022, 123-138.
- [65] Fidanova S., Roeva O., Influence of ACO Evaporation Parameter for Unstructured Workforce Planning Problem, Large Scale Scientific Computing, LNCS 13127, 2022, 234-241.
- [66] J. G. JIN, J. ZHAO, D. H. LEE, *A Column Generation Based Approach for the Train Network Design Optimization Problem*, J. of Transportation Research, **50**(1), 2013, 1 - 17.

- [67] Glover, F., Kochenberger, G., Laguna, M., Wubben, T.: Selection and assignment of a skilled workforce to meet job requirements in a fixed planning period. In:MAEB'04, 636–641. (2004)
- [68] Gonzalez, R. C., Woods, R. E.: Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. (2002)
- [69] Grzybowska, K., Kovács, G.: Sustainable Supply Chain – Supporting Tools. Proceedings of the 2014 Federated Conference on Computer Science and Information Systems 2, 1321–1329. (2014)
- [70] F. S. HANSELER, N. MOLYNEAUX, M. BIERLAIRE, AND A. STATHOPOULOS, *Schedule-based estimation of pedestrian demand within a railway station*, Proceedings of the Swiss Transportation Research Conference (STRC) 14-16 May, 2014.
- [71] B. HARVEY, D. ELFORD AND C. TURNER, *Calculation of 3D Control Surveys*, Aus. Surv. 43, (1998) pp. 109–117.
- [72] Hewitt, M., Chacosky, A., Grasman, S., Thomas, B.: Integer programming techniques for solving non-linear workforce planning models with learning. European J of Operational Research **242(3)**, 942–950. (2015)
- [73] Hu, K., Zhang, X., Gen, M., Jo, J.: A new model for single machine scheduling with uncertain processing time, J. Intelligent Manufacturing **28(3)**, 717–725. (2015)
- [74] Ikonov, N., Vassilev P., Roeva, O.: ICRAData – Software for Inter-Criteria Analysis. International Journal Bioautomation, **22(2)**, (2018)
- [75] Isah, O. R., Usman, A. D., Tekanyi, A. M. S.: A Hybrid Model of PSO Algorithm and Artificial Neural Network for Automatic Follicle Classification. Int. J. Bioautomation **21(1)**, 43–58. (2017)
- [76] Jain, A. K.: Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. (1989)
- [77] Jourdan D.B.: Wireless Sensor Network Planning with Application to UWB Localization in GPS-denied Environments, Massachusetts Institute of Technology, PhD thesis, (2000)

- [78] Hernandez H., Blum C.: Minimum Energy Broadcasting in Wireless Sensor Networks: An ant Colony Optimization Approach for a Realistic Antenna Model, *J. of Applied Soft Computing*, **11(8)**, 5684–5694, (2011).
- [79] Kochemberger G., McCarl G., Wymann F.: Heuristic for general inter programming, *J. of Decision Sciences* 5, (1974), 34–44.
- [80] Konstantinidis A., Yang K., Zhang Q., Zainalipour-Yazti D.: A multi-objective Evolutionary Algorithm for the deployment and Power Assignment Problem in Wireless sensor Networks, *J. of Computer networks*, **54(6)**, 960–976, (2010)
- [81] S. KORTESIS AND A. DERMANIS, *An Application of Graph theory to the Optimization of Costs in Trilateration Networks*, *Manuscr. Geod.* 12, (1987) pp. 296–308.
- [82] S. KUANG, *On Optimal Design of Leveling Networks*, *Aus. Surv.* 38, (1993) pp. 257–273.
- [83] S. KUANG, *On Optimal Design of Tree-dimensional Engineering Networks*, *Manuscr. Geod.* 18, (1993) pp. 33–45.
- [84] A. LEICK, *GPS Satellite Surveying*, 2nd. edition,. Wiley, Chichester, England.(1995).
- [85] Leguizamon, G., Michalevich, Z.: *A New Version of Ant System for Subset Problems* In: *Proceedings of Int. Conf. on Evolutionary Computations*, Washington (1999).
- [86] Lessing, L., I. Dumitrescu, T. Stutzle. A Comparison between ACO Algorithms for the Set Covering Problem. – In: *ANTS Workshop*, 2004, 1-12.
- [87] Li, G., Jiang, H., He, T.: A genetic algorithm-based decomposition approach to solve an integrated equipment-workforce-service planning problem. *Omega* **50**, 1–17. (2015)
- [88] Li, R., Liu ,G.: An uncertain goal programming model for machine scheduling problem. *J. Intelligent Manufacturing* **28(3)**, 689–694. 2014

- [89] Martello S., Toth P.: A mixtures of dynamic programming and branch-and-bound for the subset-sum problem, *Management Science*, **30**, (1984), 765–771.
- [90] V. K. MATHUR, *How Well do we Know Pareto Optimality?* *J. of Economic Education* **22**(2), 1991, 172 - 178.
- [91] M. MILLER, H. DRAGERT, E. ENDO, J. FRAYMUELLER, C. GOLDINGER, H. KELSEY, E. HUMPHREYS, D. JOHNSON, R. MCCAFFREY, J. OLDOW, A. QAMAR AND C. RUBIN, *Precise Measurements Help Gauge Pacific Northwest's Earthquake Potential*, *EOS Trans. Am. Geophys. Union* **79**, (1998) pp. 267–275.
- [92] Mlsna, Ph. A., Rodriguez, J. J.: Gradient and Laplacian-Type Edge Detection. *Handbook of Image and Video Processing* (Ed. Al Bovik), Academic Press, 415–431. (2000)
- [93] N. MOLYNEAUX, F. HANSELER, M. BIERLAIRE, *Modelling of train-induced pedestrian flows in rail- way stations*, *Proceedings of the Swiss Transportation Research Conference (STRC) 14-16 May, 2014*.
- [94] C. WORONIUK, M. MARINOV, *Simulation Modelling to Analyze the Current Level of Utilization of Sections Along Rail Rout*, *J. of Transport Literature*, textbf7(2), 2013, 235 - 252.
- [95] Molina G., Alba E., Talbi El-G: Optimal Sensor Network Layout Using Multi-Objective Metaheuristics, *Universal Computer Science* **14**(15), 2549–2565, (2008)
- [96] I. NATIO, Y. HATANAKA, N. MANNOJI, R. ICHIKAWA, S. SHIMADA, T. YABUKI, H. TSJI AND T. TANAKA, *Global Positioning System Project to Improve Japanese Weather Earthkaik Prediction*, *EOS Trans. Am. Geophys. Union* **79**, (1998) pp. 301–311.
- [97] Ning, Y., Liu, J., Yan, L.: Uncertain aggregate production planning. *Soft Computing* **17**(4), 617–624. (2013)
- [98] Othman, M., Bhuiyan, N., Gouw, G.: Integrating workers' differences into workforce planning. *Computers and Industrial Engineering* **63**(4), 1096–1106. (2012)

- [99] Paek J., Kothari N., Chintalapudi K., Rangwala S., Govindan R.: The Performance of a Wireless Sensor Network for Structural Health Monitoring, In Proc. of 2nd European Workshop on Wireless Sensor Networks, Istanbul, Turkey, Jan 31 – Feb 2, <https://escholarship.org/uc/item/9bf7f3n5>, (2004)
- [100] Mathur V.K.: How Well do we Know Pareto Optimality? *J. of Economic Education* **22(2)**, 172–178, (1991)
- [101] Parisio, A, Jones, CN.: A two-stage stochastic programming approach to employee scheduling in retail outlets with uncertain demand. *Omega* **53**, 97–103. (2015)
- [102] Pottie G.J., Kaiser W.J.: Embedding the Internet: Wireless Integrated Network Sensors, *Communications of the ACM*, **43(5)**, 51–58, (2000)
- [103] Pratt, W. K.: *Digital Image Processing*. Second ed., John Wiley & Sons, (1991)
- [104] *Reiman, M., M. Laumanns*. A Hybrid ACO Algorithm for the Capacitated Minimum Spanning Tree Problem. – In: First Int. Workshop on Hybrid Metaheuristics. Valencia, Spain, 2004, 1-10.
- [105] Roeva, O., Vassilev P., InterCriteria Analysis of Generation Gap Influence on Genetic Algorithms Performance, *Advances in Intelligent Systems and Computing* **401**, 301–313 (2016)
- [106] Roeva O., Fidanova S., Luque G., Paprzycki M., InterCriteria Analysis of ACO Performance for Workforce Planing Problem, *Studies in Computational Intelligence* 795, 2019, 47-68.
- [107] Roeva O., Fidanova S.. Different InterCriteria Analysis of Variants of ACO algorithm for Wireless Sensor Network Positioning. *Studies in Computational Intelligence*, 838, Springer, 2020, ISBN:978-3-030-22723-4, 83-103.
- [108] Roeva O., Fidanova S., Ganzha M., InterCriteria Analysis of the Evaporation Parameter Influence on Ant Colony Optimization Algorithm: A Workforce Planing Problem, *Studies in Computational Intelligence* 920, 2021, 89-110.

- [109] Romer K., Mattern F.: The Design Space of Wireless Sensor Networks, *IEEE Wireless Communications*, **11(6)**, 54–61, (2004)
- [110] Saleh H.A.: Ants Can Successfully Design GPS Surveying Networks, *GPS World* **9**, 48–60 (2002)
- [111] Saleh H. A., and Dare P.: Effective Heuristics for the GPS Survey Network of Malta: Simulated Annealing and Tabu Search Techniques. *Journal of Heuristics* **7(6)**, 533–549 (2001)
- [112] Sinha A., Zoltner A. A. : The multiple-choice knapsack problem, *J. of Operational Research*, **27**, (1979), 503–515.
- [113] Soukour, A., Devendeville, L., Lucet, C., Moukrim, A.: A Memetic algorithm for staff scheduling problem in airport security service. *Expert Systems with Applications* **40(18)**, 7504–7512. (2013)
- [114] *Stutzle, T. M. Dorigo.* ACO Algorithm for the Travelling Salesman Problem, – In: K. Miettinen, M. Makela, P. Neittaanmaki, J. Periaux, (Eds), *Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science*. Wiley, 1999, 163-183.
- [115] *Stutzle, T., H. H. Hoos.* MAX-MIN Ant System. – In: M. Dorigo, T. Stutzle, G. Di Caro (Eds). *Future Generation Computer Systems*. Vol 16. 2000, 889-914.
- [116] Verhulst, P.F.: A Note on the Law of Population Growth. *Correspondence Mathematiques et Physiques*, **10**, 113–121, (1938) (in French).
- [117] D. WELLS, W. LINDLOHR, B. SCHAFFRIN AND E. GRAFAREND, *GPS Design: Undifferenced Carrier Beat Phase Observations and the Fundamental Differencing Theorem*, Tech. Rep. 116, Department of Geodesy and Geomatics Engineering, University of New Brunswick, Fredericton, (1987).
- [118] Werner-Allen G., Lorinez K., Welsh M., Marcillo O., Jonson J., Ruiz M., J.Lees J.: Deploying a Wireless Sensor Nnetwork on an Active Volcano, *IEEE Internet Computing* **10(2)**, 18–25, , (2006)
- [119] Wolf S., Mezz P.: Evolutionary Local Search for the Minimum Energy Broadcast Problem, in C. Cotta, J. van Hemez (eds.), *VOCOP 2008*,

- Lecture Notes in Computer Sciences **4972**, Springer, Germany, 61–72, (2008)
- [120] Xu Y., Heidemann J., Estrin D.: Geography Informed Energy Conservation for Ad Hoc Routing, Proceedings of the 7th ACM/IEEE Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Italy, 70–84, (2001)
- [121] Yang, G., Tang, W., Zhao, R.: An uncertain workforce planning problem with job satisfaction. *Int. J. Machine Learning and Cybernetics*, Springer, doi:10.1007/s13042-016-0539-6, (2016)
- [122] Yuce M.R., Ng S.W., Myo N.L., Khan J.Y., Liu W.: Wireless Body Sensor Network Using Medical Implant Band, *Medical Systems* **31(6)**, 467–474, (2007)
- [123] Zadeh, L. Fuzzy Sets. *Inf. Control.* **1968**, *12*, 94–102.
- [124] Zeng, J., Li, Y.: The Use of Adaptive Genetic Algorithm for Detecting Kiwifruit’s Variant Subculture Seedling. *Int. J. Bioautomation* **21(4)**, 349–356. (2017)
- [125] *Zhang, T., S. Wang, W. Tian, Y. Zhang.* ACO-VRPTWRV: A New Algorithm for the Vehicle Routing Problems with Time Windows and Re-Used Vehicles Based on Ant Colony Optimization. – In: Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. IEEE Press, 2006, 390-395.
- [126] Zhou, P., Ye, W. Q., Wang Q.: An Improved Canny Algorithm for Edge Detection. *Journal of Computational Information Systems*, **7(5)**, 1516–1523 (2011)
- [127] Zhou, C., Tang, W., Zha,o R.: An uncertain search model for recruitment problem with enterprise performance, *J Intelligent Manufacturing*, **28(3)**, Springer, 295–704. (2014)



БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ

АВТОРЕФЕРАТ НА ДИСЕРТАЦИЯ

за присъждане на научна степен “доктор на науките” в професионално
направление

4.6 “Информатика и компютърни науки”

МЕТОД НА МРАВКИТЕ ЗА РЕШАВАНЕ НА КОМБИНАТОРНИ ОПТИМИЗАЦИОННИ ЗАДАЧИ

Стефка Стоянова Фиданова

Научно жури:

Акад. Иван Попчев
Акад. Красимир Атанасов
Проф. Таня Пенчева
Проф. Мария Нишева
Член. кор. Любка Дуковска
Проф. Иван Димов
Проф. Петя Копринкова



**Институт по информационни и
комуникационни технологии**

**Секция „Паралелни алгоритми и машинно обучение
с лаборатория по невро-технологии”**

1 Увод

Актуалност и мотивировка на темата

Оптимизацията е ключова тема в информатиката, изкуствения интелект, изследването на операциите и свързаните с тях области. Целта на комбинаторната оптимизация е да намери оптимален обект по някакъв критерий, от крайно множество от обекти. Тя се отнася за тези оптимизационни задачи, за които множеството от валидни решения е дискретно или може да бъде редуцирано до дискретно и целта е да бъде намерено възможно най-доброто решение. Примери за комбинаторни оптимизационни задачи са задачата за търговския пътник [114], маршрутизация на превозни средства [125], минимално обхващащо дърво [104], удовлетворяване на ограничения [86], задачата за раницата [29] и други. Това са NP (неполиномиални) задачи и за да бъдат намерени решения близки до оптималните, обикновено се използват метаевристични методи. Един от тях е методът на мравките [25]. Той е много подходящ за решаване на дискретни задачи със строги ограничения, защото е конструктивен метод.

Цел и задачи на дисертационния труд

Основната цел на дисертационния труд е разработването на алгоритми, на основата на метода на мравките, за решаването на задачи от реалния живот и индустрията.

За постигането на тази цел са формулирани следните пет задачи:

- Разработване на алгоритъм за решаване на задачата за раницата;
- Разработване на алгоритъм за инспектиране на GPS мрежа;
- Разработване на алгоритъм за построяване на безжична сензорна мрежа по два критерия, минимален брой сензори и минимална използвана енергия;
- Разработване на алгоритъм за наемане на работна сила;
- Разработване на алгоритъм за моделиране на пътничкопоток по два критерия, време за придвижване и цена за придвижване.

Методика на изследването

Един от най-успешните метаевристични методи за решаване на комбинаторни оптимизационни задачи е методът на мравките. Идеята за него идва от поведението на мравките в природата. Когато търсят храна, мравките в природата маркират своя път оставяйки химическа субстанция наречена феромон. Ако е изолирана, една мравка се движи основно по случаен начин. Ако има предварително поставен феромон, мравката го регистрира и решава да го следва с голяма вероятност и по този начин го засилва с ново количество феромон. Повтарянето на горния механизъм от мравките в природата води до това, че ако по една следа са преминали повече мравки, толкова по-желана става тя за следващите мравки. От друга страна, феромонът на слабо използваните пътища постепенно намалява заради изпарение. Така природата предпазва мравките да следват стари и неизгодни следи.

Представяне на резултатите

В съответствие с поставените задачи са разработени алгоритми, решаващи конкретни класове проблеми. Направена е програмна реализация на всеки от разработените алгоритми. Програмите са написани на езика C. Направено е изследване за стойностите на управляващите параметри.

Публикации

Авторът на дисертацията има над 200 публикации, като повечето са в областта на комбинаторната оптимизация и прилагането на стохастични методи. Резултатите от дисертацията са публикувани в 19 публикации съдържащи: 1 монография издадена в престижното научно издателство Springer, 1 с импакт фактор в списание в топ 10% на Q1, 11 с импакт ранг, 5 реферирани в световната система за реферирание и индексирание и една публикувана в международно списание. Всички публикации са след 2016, когато дисертантката е придобила званието професор, и не са участвали в предходни процедури.

Цитирания

Авторът на дисертацията има над 1250 цитирания. Публикациите, на основата на които е написана тази дисертация, са цитирани 51 пъти. Използваните публикации и цитирания са след придобиване на предходни степени и звания и не са използвани в други процедури. Индексът на Хирш на автора, спрямо известните ѝ цитирания, е $h=18$.

2 Метод на мравките

Мравките, имайки ограничени индивидуални възможности, работейки като колектив са в състояние да намерят най-краткия път между своето гнездо и източника на храна. Това се нарича групова интелигентност. Те действат по следния начин:

- Първата мравка намира източника на храна, по някакъв начин, след което се връща в гнездото, оставяйки по пътя следа от феромон;
- Мравките следват възможните пътища следейки концентрацията на феромон и така правят по-късите пътища по-привлекателни.;
- Мравките предпочитат по-късите пътища, по този начин голяма част от по-дългите пътища губят от своя феромон.

Пръв Marco Dorigo прилага идеи от поведението на мравки за решаване на комбинаторни оптимизационни задачи [21, 25, 27]. Първият алгоритъм на мравките е въведен през 1992 от него в докторската му дисертация [24], която той защитава в Политехниката на Милано, Италия.

Методът на мравките (Ant Colony Optimization - ACO) е част от метаевристичните методи за оптимизация. Метаевристиката е процедура от високо ниво, предназначена за намиране, изграждане или избор на процедура на ниско ниво, която може да гарантира намирането на достатъчно добро решение на оптимизационната задача, особено когато информацията е непълна или компютърните ресурси са ограничени. Методът е итеративен. Накратко алгоритъмът може да бъде представен по следния начин:

- На всяка итерация, всяка мравка започва да строи своето решение от случаен връх в графа. Случайният старт е начин за разнообразяване на търсенето в множеството от решения;
- Мравката избира следващият връх, който да включи в решението с помощта на функция, наречена вероятност на прехода. Тази функция е произведение от количеството феромон съответстващо на прехода (на дъгата свързваща двата върха или на избрания връх), и евристична информация;

- Мравката спира да прибавя нови върхове когато вероятността за добавяне на нов връх стане 0;
- Накрая на всяка итерация феромонът се обновява;
- Алгоритъмът спира когато е достигнато условието за край.

Мравката се придвижва от връх i до връх j от графа на задачата с вероятност:

$$p_{ij} = \frac{\tau_{ij}^{\alpha} \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{\text{all possible } k} \tau_{ik}^{\alpha} \eta_{ik}^{\beta}} \quad (1)$$

Където:

- τ_{ij} е количеството феромон съответстващо на прехода от връх i до връх j ;
- α е параметър, контролиращ влиянието на τ_{ij} ;
- η_{ij} е евристичната информация;
- β е параметър, контролиращ влиянието на η_{ij}

Преди първата итерация се поставя начален феромон τ_0 , който има малка положителна стойност. Правилото за обмяна на феромона е следното:

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}, \quad (2)$$

Където τ_{ij} е количеството феромон, съответстващо на прехода от връх i до връх j , ρ е скоростта на изпарение на феромона.

3 Метод на мравките за задачата за раницата

Резултатите от тази глава са публикувани в следните статии [45, 48, 51, 56, 61, 62].

Многомерната задача за раницата (МКР) е сложна комбинаторна оптимизационна задача с широко приложение. Задачи от различни области

на индустрията могат да бъдат представени като МКР включително финансово и друг вид управление.

За задачата за раницата можем да си мислим като задача за разпределение на ресурси. Има m ресурса (раници) и n обекта, като обект j носи печалба p_j . Всеки ресурс има свой собствен бюджет c_i (обем на раницата) и обект j консумира количество r_{ij} от ресурс i . Ние се интересуваме от максимизирането на общата печалба и в същото време да останем в рамките на ограничения бюджет. МКР може да се формализира по следния начин:

$$\begin{aligned} & \max \sum_{j=1}^n p_j x_j \\ & \text{subject to } \sum_{j=1}^n r_{ij} x_j \leq c_i \quad i = 1, \dots, m \\ & x_j \in \{0, 1\} \quad j = 1, \dots, n. \end{aligned} \tag{3}$$

x_j е 1 ако обект j е избран и 0 в другия случай. Нека $I = \{1, \dots, m\}$ и $J = \{1, \dots, n\}$, като $c_i \geq 0$ за всяко $i \in I$. Добре дефинираната МКР предполага, че $p_j > 0$ и $r_{ij} \leq c_i \leq \sum_{j=1}^n r_{ij}$ за всички $i \in I$ и $j \in J$. Отбелязваме, че матрицата $[r_{ij}]_{m \times n}$ и векторът $[c_i]_m$ са не отрицателни.

3.1 АСО алгоритъм за МКР

Определяме графа съответстващ на МКР по следния начин: върховете съответстват на обектите и всеки два върха са свързани с ребра. Пълното свързване на графа означава, че след обект i обект j може да бъде избран ако има достатъчно ресурс и ако обект j все още не е избран. Алгоритъмът е итеративен. На всяка итерация всяка мравка конструира решение. Началният обект (върх в графа) се избира по случаен начин. След това се добавят нови обекти без да се нарушават ограниченията на ресурса. След като всички мравки построят своите решения, стойностите на феромона се обновяват.

Използване на интуиционистки размит феромон

В тази секция ще приложим интуиционистка размитост към обновяването на феромона. В началото се поставя еднакъв феромон на всичките ребра, който има малка положителна стойност τ_0 , $\tau_0 \in (0, 1)$. На

края на всяка итерация феромонът се обновява съобразно построените, от мравките, решения. Нека ρ е скоростта на изпарение. Правилото за обновяване на феромона е:

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}. \quad (4)$$

В повечето приложения на АСО към МКР, $\Delta\tau_{ij} = \rho F$, където F е стойността на целевата функция за съответното решение [32].

В традиционния метод на мравките, параметърът на изпарение ρ е входен параметър и остава непроменен до края на изпълнението на алгоритъма. В [61] е предложено използването на *интуиционистки размит феромон*. В случая на интуиционистки размит феромон сме предложили следната формула за обновяване на феромона [61]:

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \alpha F, \quad (5)$$

където $(1 - \rho) + \alpha \leq 1$, $\alpha \in (0, 1)$.

В случая на интуиционистки размит феромон генерираме параметъра ρ като случайно число в интервала $(0, 1)$; след това параметърът α се генерира като случайно число в интервала $(0, \rho)$. Предложили сме два варианта на прилагането на интуиционистки размито обновяване на феромона. В първия вариант, параметрите ρ и α се генерират в началото на изпълнението на алгоритъма още преди първата итерация. Така те остават непроменени до края на изпълнението на алгоритъма, но са различни за различните изпълнения на алгоритъма. Във втория вариант, параметрите ρ и α се генерират в началото на всяка итерация. Така техните стойности са различни за всяка итерация на едно изпълнение на алгоритъма.

Двата предложени варианта за обновяване на феромона са тествани върху 10 МКР тестови примера от Operational Research Library “OR-Library”, <http://people.brunel.ac.uk/mastjjb/jeb/orlib/mknapinfo.html> (21 Jun 2021).

Всеки тестови пример се състои от 100 обекта и 10 раници/ограничения. За всички тестове АСО алгоритъмът е с едни и същи параметри. Параметрите са фиксирани експериментално. Алгоритъмът е прилаган 30 пъти със всеки един от вариантите за всеки един от тестовите примери. Приложен е ANOVA тест за да се гарантира статистическата разлика между получените осреднени резултати. Можем да заключим, че интуиционистки размитото обновяване на феромона подобрява действието на

алгоритъма и постигнатите резултати, като увеличава разнообразието на търсене и от там вероятността за намиране на добро решение. Това разнообразяване е по-балансирано, когато пресмятането на коефициентите се извършва еднократно в началото на алгоритъма, отколкото на всяка итерация.

3.2 Хибриден АСО

Понякога използваният алгоритъм не е достатъчен за постигането на добри решения. Тогава се прави комбинация от няколко методологии, за да могат да се комбинират добрите им качества. Най-често се използва един основен метод и намерените от него решения се подобряват с прилагането на локална оптимизация (локално търсене). Решенията на МКР се представят като двоичен низ, като 1 съответства на избраните обекти, а 0 на тези, които не са избрани. В нашата процедура за локално търсене избираме по случаен начин две позиции в построеното от мравката решение. Ако една от избраните позиции има стойност 0, я заменяме с 1, а ако им стойност 1 я заменяме с 0. Проверяваме дали новополученото решение е валидно. Ако решението е валидно го сравняваме с текущото (първоначалното) решение. Ако новогенерираното решение е по-добро от текущото, то го заменяме с него. Можем да заключим, че предложената процедура за локално търсене е ефективна и ефикасна. Действието на алгоритъма е подобро без съществено увеличаване на времето за изпълнението му. Приложени са четири варианта на интеркритериален анализ за сравнение на двата алгоритъма. Изводът, че хибридният АСО алгоритъм работи по-добре се потвърждава недвусмислено от четирите различни алгоритъма за интеркритериален анализ.

3.3 Стартови стратегии

За по-добро управление на процеса на построяване на решение, сме включили полу-случаен старт на мравките. Нашата цел е да използваме опита на мравките и да направим алгоритъма по-ефективен. Разделяме множеството от върхове на графа на задачата на няколко подмножества. Въвеждаме оценка за това колко е добре и колко не е добре мравката да започне построяването на решение от връх принадлежащ на дадено множество, съобразно броя на добрите и на лошите решения стартирали от върхове, принадлежащи на съответното множество [45, 51].

Предложени са няколко стартови стратегии и комбинации от тях. За всяко множество j , $D_j(i)$ е оценката доколко е добре началният връх на решението да е от това множество, а оценката $E_j(i)$ показва доколко не е добре началният връх на решението да е от това множество, където i е номерът на текущата итерация. Определяме граница D за това дали оценката е добра и граница E под която оценката е лоша. Предложени са следните стартови стратегии [39]:

- 1) Ако $\frac{E_j(i)}{D_j(i)} > E$ тогава за текущата итерация подмножество j е забранено. Началният връх се избира по случаен начин от $\{j \mid j \text{ не е забранено}\}$;
- 2) Ако $\frac{E_j(i)}{D_j(i)} > E$ тогава до края на алгоритъма подмножество j е забранено. Началният връх се избира по случаен начин от множество $\{j \mid j \text{ не е забранено}\}$;
- 3) Ако $\frac{E_j(i)}{D_j(i)} > E$ тогава за K_1 поредни итерации подмножество j е забранено. Началният връх се избира по случаен начин от $\{j \mid j \text{ не е забранено}\}$;
- 4) Нека $r_1 \in [\frac{1}{2}, 1)$ и $r_2 \in [0, 1]$ са случайни числа. Ако $r_2 > r_1$ избираме по случаен начин връх от подмножество $\{j \mid D_j(i) > D\}$, в противен случай се избира връх от незабранено подмножество. r_1 е избрано и фиксирано в началото на алгоритъма.
- 5) Нека $r_1 \in [\frac{1}{2}, 1)$ и $r_2 \in [0, 1]$ са случайни числа. Ако $r_2 > r_1$ избираме случаен връх от подмножество $\{j \mid D_j(i) > D\}$, в противен случай се избира връх от незабранено подмножество. r_1 се избира в началото на алгоритъма и нараства с r_3 на всяка итерация.

$K_1, K_2 \in [0, \text{брой итерации}]$ е параметър.

Прилагаме интеркритериален анализ към резултатите, постигнати от АСО с прилагането на разнообразни стартови стратегии [39]. Приложен е интеркритериален анализ, който показва връзката между стратегиите. От него можем да заключим, че когато изборът е със забраняване на подмножества от върхове, алгоритъмът работи доста по-различно от варианта на случаен избор (контролиран или не).

4 Инспектиране на GPS мрежа

Глобалната система за позициониране (GPS) има нужда от периодично проследяване, състоящо се от поставяне на GPS приемници последователно на определени точки. Резултатите от тази глава са публикувани в [63]. GPS мрежата може да бъде определена като набор от станции (a_1, a_2, \dots, a_n) , които се координират чрез поставяне на приемници (X_1, X_2, \dots) върху тях, за да определят сесиите $(a_1a_2, a_1a_3, a_2a_3, \dots)$ между тях. Задачата е да се намери най-добрият ред, в който тези сесии могат да бъдат организирани, за да се даде най-добрият график. По този начин графикът може да се определи като редица от сесии, които да се спазват последователно. Решението е представено чрез линеен граф с претеглени ребра. Възлите представляват станциите, а ребрата представляват разходите за преместване. Целта на задачата е намаляване на цената на решението, която е сумата от разходите (времето) за преминаване от една точка в друга. Приложени са два варианта на АСО алгоритъма за решаване на задачата, ММАС и АС. Използваните тестовите примери варират от 100 до 443 сесии.

Направено е сравнение между двата алгоритъма. Получените резултати показват, че ММАС постига по-добри резултати от АС. Направено е и сравнение с алгоритмите използвани от други автори за решаване на тази задача [110]. Резултатите показват, че и двата предложени АСО алгоритъма превъзхождат алгоритмите на другите автори. За подобряване поведението на алгоритъма и постигнатите резултати са предложени 6 процедури за локално търсене: последователна размяна на възли; размяна на в да случайно избрани възела; изтриване на случайно ребро; изтриване на най-дългото ребро; изтриване на 2 произволни ребра; изтриване на двете най-дълги ребра. Процедурата за локално търсене е приложена само към най-доброто решение на текущата итерация. По този начин има подобряване на намерените решения, без съществено увеличаване на времето за изпълнение на алгоритъма. След направените тестове е установено, че петият вариант на процедура за локално търсене с премахване на две случайно избрани ребра дава най-добри резултати.

Предложен е и метод на мравките с промяна в средата. Добавено е допълнителна промяна в средата на мравките, чрез добавяне на допълнително разбъркване в обмяната на феромона. Показано е, че промяната в средата подобрява получените резултати.

Приложен е интеркритериален анализ към АСО алгоритъма прило-

жен за средните резултати от 5, 10, 20 и 30 пускания. Чрез интеркри- териалния анализ може да се изследва коректността на алгоритъма и сходствата в структурата на отделните GPS мрежи.

5 Построяване на безжична сензорна мрежа

Пространствено разпределени сензори, които комуникират безжично, образува безжична сензорна мрежа (WSN). Всеки сензорен възел събира данни от област около себе си, наречена област на наблюдение. Радиусът на наблюдение определя големината на областта, наблюдавана от сензора. Радиусът на комуникация определя колко далече възелът може да изпрати събраните данни. Специален, по-мошен възел, наречен високо енергиен комуникационен възел (HECN) събира данните от всички сензори и ги изпраща до централния компютър, където се обработват. Трябва да се използват възможно по-малко сензори и енергия, при условие, че наблюдаваният терен има пълно покритие. Задачата е многоцелева. Предложен е алгоритъм, на основата на метода на мравките, за решаване на задачата като многоцелева и два АСО алгоритъма за решаването ѝ като едноцелева. Резултатите от тази глава са публикувани в [50, 53, 57, 107, 63].

Един от най-важните моменти на АСО алгоритмите е изграждането на графа на задачата. Трябва да изберем кои елементи от задачата ще отговарят на възлите и значението на дъгите, къде е по-подходящо да депозираме феромона - върху възлите или върху дъгите. В нашата реализация WSN задачата е представена с два графа, което е един от приносите ни. Теренът е моделиран чрез правоъгълна решетка $G = \{g_{ij}\}_{N \times M}$, където M и N са размерите на наблюдаваната област. Чрез граф G се изчислява покритието на областта. Използваме друг граф $G1_{N1 \times M1}$, във върховете на който поставяме сензорите, $N1 \leq N$ и $M1 \leq M$. Параметрите $N1 \leq N$ и $M1 \leq M$ зависят от радиусите на наблюдение и комуникация. По този начин намаляваме броя на изчисленията, които алгоритъмът извършва, съответно се намалява времето за изпълнение. Феромонът се свързва с мястото на поставяне $Ph = \{ph_{ij}\}_{N1 \times M1}$, началният феромон има малка стойност, например $1/n_{ants}$. Мястото, където се намира HECN, е първата позиция в решението (нулева позиция).

Предложената от нас евристична информация е произведение от три параметъра както следва:

$$\eta_{ij}(t) = s_{ij}l_{ij}(1 - b_{ij}), \quad (6)$$

където s_{ij} е броят на непокрытите точки, които новият сензор ще покрие,

$$l_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{ако има комуникация} \\ 0 & \text{ако няма комуникация} \end{cases} \quad (7)$$

b е матрицата на решенията а матричният елемент $b_{ij} = 1$, когато има поставен сензор на възел (i, j) от граф $G1$, в противен случай $b_{ij} = 0$. Чрез s_{ij} се опитваме да увеличим локално покритите точки, повече непокрыти точки може да доведе до по-малък брой сензори. С l_{ij} гарантираме свързаността на мрежата. Поставянето на сензори започва от НЕСН към периферията. Всеки нов сензор се поставя така, че да може да предаде събраната информация до НЕСН. Чрез изразът $(1 - b_{ij})$ се гарантира, че на един възел от граф $G1$ ще се постави най-много един сензор, т.е. в една и съща позиция няма да има два или повече сензора. Когато вероятността за преход $p_{ij} = 0$ за всички стойности на i и j , търсенето на нови позиции за поставяне на сензори спира. Така изграждането на решението спира, ако няма повече свободни позиции, или всички точки са покрити или нова комуникация е невъзможна.

Използвани са два подхода за преобразуване на задачата от многоцелева в едноцелева. При единия подход целевата функция представлява произведение от двете целеви функции на задачата. При другия подход двете целеви функции се сумират, като преди това са нормирани, като са разделени на най-добрата стойност от първата итерация. Тук има два под-варианта: обикновена сума и претеглена сума.

Направено е сравнение между различните подходи и резултатите получени от други автори. За целта е въведено понятието разширен Парето фронт. Изследвано е влиянието на параметрите на алгоритъма.

Приложени са различни варианти на интеркритериален анализ. С помощта на интеркритериалния анализ е направена оценка на влиянието на броя на мравките върху поведението на алгоритъма. Отново с помощта на интеркритериалния анализ е изследвано сходството между отделните варианти на приложения алгоритъм. Има по-голямо сходство между поведението на двата едноцелеви варианта, отколкото между някои от едноцелевите и многоцелевите варианти.

6 Наемане на работна сила

Управлението на човешките ресурси е една от основните части при организацията на производството. Дадено е множество от задания $J = \{1, \dots, m\}$, които трябва да бъдат изпълнени за фиксиран период от време. Всяко задание j изисква d_j часа за да бъде завършено. $I = \{1, \dots, n\}$ е множеството от налични работници. Всеки работник трябва да работи върху всяко едно от назначените му задания минимум h_{min} часа, за да работи ефективно. Работник i е наличен s_i часа. Максималният брой задания, назначени на един работник е s_i часа. Работниците имат различни умения, множеството A_i показва за кои задания работник i е квалифициран. Максималният брой работници, който може да бъде назначен за планирания период е t или най-много t работника могат да бъдат избрани от множеството I на наличните работници и назначените работници трябва да бъдат способни да приключат всички задания. Целта е да се намери валидно решение, което да има минимална цена за назначаване. В тази работа е предложен алгоритъм на базата на метода на мравките за решаване на задачата за наемане на работна сила [46, 106, 63, 108].

В разглеждания случай задачата е представена чрез тримерен граф, където връх (i, j, z) означава работник i да бъде нает да работи по задание j за време z . В началото на всяка итерация, всяка мравка започва да строи решение от случаен връх на графа на задачата. За всяка една от мравките се генерират три случайни числа. Първото случайно число е в интервала $[0, \dots, n]$ и съответства на работника, който се наема. Второто случайно число е в интервала $[0, \dots, m]$ и съответства на заданието, върху което този работник трябва да работи. Третото случайно число е в интервала $[h_{min}, \dots, \min\{d_j, s_i\}]$ и съответства на броя часове, които работник i е нает да работи върху задание j . Евристичната информация се изчислява по следната формула:

$$\eta_{ijl} = \begin{cases} l/c_{ij} & l = z_{ij} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

С тази евристична информация насърчаваме назначаването на поевтините работници за възможно по-дълго време. Множеството от тестови примери включва десет структурирани и десет неструктурирани задачи. Една задача е структурирана, когато времето за изпълнение на заданието е пропорционално на минималното време, което трябва да се работи върху това задание. Направено е сравнение на предложения АСО

алгоритъм с алгоритми предложени от други автори и е показано, че АСО алгоритъмът превъзхожда другите за тази задача.

Задачата е със строги ограничения и част от мравките не успяват да намерят валидно решение. За подобряване на алгоритъма е предложена процедура за локално търсене. Тя се прилага върху намерените невалидни решения в итерацията. Процедурата е еднократна, независимо дали решението след локално търсене е валидно или не. По този начин времето за изпълнение на алгоритъма не се увеличава съществено. Наблюдава се намаляване на броя на намерените от мравките невалидни решения още след първата итерация. По този начин времето (броят итерации) за намиране на най-доброто решение намалява. Предложени са три варианта на процедура за локално търсене: с премахване на 25% от назначените работници и добавяне на нови с прилагане на метода на мравките. Премахване на половината назначени работници и добавяне на нови с прилагане на метода на мравките и заличаване на невалидното решение и построяване на ново решение на негово място. Най-ефективна се оказва процедурата при която се премахват половината от назначените работници. Премахнатите работници се избират по случаен начин.

Изследвано е влиянието на параметрите на АСО алгоритъма върху качеството на намерените решения. Използван е разнообразен брой мравки (5, 10, 20 и 40), и е установено, че най-добри резултати се получават когато броят на мравките е 5.

Приложен е интеркритериален анализ за да получим някои допълнителни познания за разглежданите четири варианта на АСО алгоритъма. Той показва, че при 5 и 10 мравки имаме сходно поведение на алгоритъма, както и при 20 и 40. От друга страна, ИСГА потвърждава заключението, че за тази задача най-добрата производителност на алгоритъма, т.е., използвайки по-малко изчислителни ресурси, е с използването на пет мравки.

7 Моделиране на пътничкопоток

Железопътният транспорт е най-старият обществен транспорт, който се използва и до днес. В днешно време автобусният транспорт конкурира железопътният, особено там където има магистрала. За това аналитичните модели са много важни за по-нататъшното планиране и вземане на решения при развитието на транспорта. Резултатите от тази глава са

публикувани в [42, 58, 64].

В нашия случай има дестинация от спирка A до спирка B . Има няколко вида превозни средства, разнообразни влакове и автобуси, които пътуват между спирка A и спирка B . Всяко превозно средство има множество от междинни спирки, на които спира, между двете крайни спирки. Някои от междинните спирки могат да са общи за някои от превозните средства. Нека множеството от всички спирки да бъде $S = \{s_1, \dots, s_n\}$ и на всяка спирка s_i , $i = 1, \dots, n - 1$, n е броят на спирките, във всеки времеви слот има брой пътници, които искат да пътуват до гара s_j , $j = i + 1, \dots, n$. Всяко превозно средство може да има различна скорост и цена за придвижване от спирка s_i до спирка s_j . Дефинирали сме две целеви функции, сумата от цените на всички продадени билети и общото време за превозване на пътниците. Ако някое от превозните средства не спира на някоя от спирките, то поставяме времето за пътуване и цената до тази спирка да бъдат 0.

При прилагане на метода на мравките за задачата за моделиране на пътничопоток времето се разделя на времеви интервали/слотове ($N \times 24$ времеви интервали, съответстващи на 60/N минути). Мравките започват да строят решението от първата спирка. Те избират по случаен начин колко пътника ще се качат във всяко от превозните средства. Горната граница на пътниците, които могат да се качат в превозното средство е минимумът от разликата между капацитетът на превозното средство и пътниците, които вече са в него и броя на пътниците, които искат да пътуват. Ако на дадена спирка в даден момент време има само едно превозно средство, то в него се качват максимално възможно пътници.

Разработеният алгоритъм първо е приложен към малък пример, а след това към реален пример. Началната спирка е София, столицата на България, а крайната е Варна, морската столица на България. Това е едно от най-дългите железопътни направления в България, с дължина около 450 километра. По това направление има 5 влака и 23 автобуса за едно денонощие. Те се движат с различна скорост, цените за придвижване от една спирка до друга са различни и имат разлики в междинните спирки. Нямаме точни данни за броя на пътниците, които пътуват от една спирка до друга по линията София Варна. По тази причина сме направили оценка на броя на пътниците, имайки в предвид броя на жителите на населените места в които спират превозните средства.

8 Заключение

Комбинаторната оптимизация е изключително трудна от изчислителна гледна точка. Не съществува универсален метод за тяхното решаване. Обикновено прилагането на даден метод за решаването на такъв тип задачи зависи от самата задача и може да е различен за различни варианти на една и съща задача.

Фокусът в тази дисертация е към прилагането на метода на мравките. Този метод е измежду най-добрите за решаване на комбинаторни оптимизационни задачи. Методът на мравките се различава от останалите методи по това, че е конструктивен метод и превъзхожда повечето от останалите методи в голяма част от приложенията.

В настоящата дисертация са събрани резултатите на автора, в областта на метода на мравките и неговите приложения, постигнати през последните 7 години. В началото е дадено описание на метода и неговите разновидности.

Отделните глави представляват приложението на метода на мравките към различни задачи. Това са задачата за раницата, задачата за инспектиране на GPS мрежа, построяване на безжична сензорна мрежа, задачата за наемане на работна сила, моделиране на пътничкопоток. Всички те са сложни комбинаторни оптимизационни задачи изискващи неполиномиален брой изчисления. Изследвано е влиянието на параметрите на разработените алгоритми. Приложен е интеркритериален анализ. Направена е програмна реализация на разработените алгоритми.

8.1 Списък на публикациите

Монографии

- 1 Fidanova S.. Ant Colony Optimization and Applications. Studies in Computational Intelligence, 947, Springer, 2021, ISBN:978-3-030-67380-2, DOI:<https://doi.org/10.1007/978-3-030-67380-2>, 142 pages.

Списания с импакт фактор

- 2 Fidanova S., Atanassov K.. ACO with Intuitionistic Fuzzy Pheromone Updating Applied on Multiple Knapsack Problem. Mathematics, 9, 13, MDPI, 2021, ISSN:2227-7390, DOI:10.3390/math9131456, 1-7. IF 2.9,Q1.

Издания с импакт ранг

- 3 Fidanova S., Metaheuristic Method for Transport Modelling and Optimization Studies in Computational Intelligence, 648, Springer, 2016, 295 - 302. SJR 0.235
- 4 Roeva O., Fidanova S., Paprzycki M.. Comparison of Different ACO Start Strategies Based on InterCriteria Analysis. Recent Advances in Computational Optimization, Studies in Computational Intelligence, 717, Springer, 2018, ISBN:978-3-319-59860-4, 53-72. SJR 0.235
- 5 Fidanova S., Shindarov M., Marinov P.. Wireless Sensor Positioning Using ACO Algorithm. Studies in Computational Intelligence, 657, Springer, 2017, ISBN:978-3-319-41437-9, ISSN:1860-949X, 33-44. SJR 0.235
- 6 Fidanova S., Roeva O.. InterCriteria Analyzis of Differen Variants of ACO algorithm for Wireless Sensor Network Positioning. Lecture Notes in Computer Science, 11189, Springer, 2019, 88-96. SJR 0.407
- 7 Fidanova S., Roeva O.. Multi-Objective ACO Algorithm for WSN Layout: InterCriteria Analisys. Lecture Notice in Computer Science, 11958, Springer, 2020, ISBN:978-3-030-410315, 474-481. SJR 0.407

- 8 Roeva O., Fidanova S.. Different InterCriteria Analysis of Variants of ACO algorithm for Wireless Sensor Network Positioning. *Studies in Computational Intelligence*, 838, Springer, 2020, ISBN:978-3-030-22723-4, 83-103. SJR 0.237
- 9 Roeva O., Fidanova S., Luque G., Paprzycki M., InterCriteria Analysis of ACO Performance for Workforce Planing Problem, *Studiec in Computational Intelligence* 795, 2019, 47-68. SJR 0.235
- 10 Fidanova S., Luque G., New Local Search Procedure for Workforce Planning Problem, *Cybernetics and Information Technologies*, Vol. 20(6), 2020, 40-48. SJR 0.420
- 11 Roeva O., Fidanova S., Ganzha M., InterCriteria Analysis of the Evaporation Parameter Influence on Ant Colony Optimization Algorithm: A Workforce Planing Problem, *Studies in Computational Intelligence* 920, 2021, 89-110. SJR 0.237
- 12 Fidanova S., Roeva O., Influence of ACO Evaporation Parameter for Unstructured Workforce Planning Problem, *Large Scale Scientific Computing, Lecture Notes in Computer Science* 13127, 2022, 234-241. SJR 0.407
- 13 Fidanova S., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Algorithm for Fuzzy Transport Modelling: InterCriteriaAnalysis, *Studies in Computational Intelligence* 986, 2022, 123-138. SJR o.237

Издания реферирани в Scopus

- 14 Fidanova S., Roeva O., Paprzycki M., Gepner P.. InterCriteria Analysis of ACO Start Startegies. *IEEE Xplorer*, 2016, ISBN:ISBN 978-83-60810-90, DOI:ISBN 978-83-60810-90-3, 547-550
- 15 Fidanova S.. Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Knapsack Problem. 5th IEEE International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE), IEEE, 2020, DOI:10.1109/ICRAIE51050.2020.93581-5
- 16 Fidanova S., Roeva O., Ganzha M.. InterCriteria Analyzis of Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Knapsack Problem. *Annals of Computer Science and Information Systems*, 25, IEEE, 2021, ISBN:978-83-959183-6-0, ISSN:2300-5963, DOI:10.15439/2021F22, 173-180

- 17 Fidanova, S., Luquq, G., Roeva, O., Paprzycki, M., Gepner, P.: Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planning. FedCSIS'2017, pp. 415–419. IEEE Xplorer (2017)
- 18 Fidanova S., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Algorithm for Fuzzy Transport Modelling, In proc of FedCSIS, ACSIS Vol. 21, IEEEExplorer, 2020, 237-240.

Други издания

- 19 Fidanova S., Atanassov K.. Flying Ant Colony Optimization Algorithm for Combinatorial Optimization. Studia Informatica, 38, 4, Polish Information Society, 2017, ISSN:1642-0489, 31-40

8.3 Приноси

Приносите в тази дисертация могат да бъдат разделени на научни и научноприложни. Научните приноси касаят разработването на алгоритми на базата на метода на мравките. Научно-приложните приноси се отнасят към програмната реализация на разработените алгоритми.

Научните приноси са:

- Разработен е хибриден алгоритъм за решаване на задачата за раницата като комбинация между прилагане на метода на мравките и подходяща процедура за локално търсене. Въведено е използването на два варианта на интуиционистки размит феромон. С помощта на интеркритериален анализ е направено сравнение между вариантите на използваните алгоритми, както и на използването на стартови стратегии.
- Разработен е алгоритъм за инспектиране на GPS мрежа на основата на метода на мравките. Добавени са промени в средата на търсене. Изследвани са коректността на алгоритъма и сходството между мрежите с помощта на интеркритериален анализ.
- Разработени са алгоритми за решаване на задачата за построяване на безжична сензорна мрежа на основата на метода на мравките. Направен е анализ на чувствителността спрямо броя на използваните мравки. Анализирани са сходствата и различията на отделните алгоритми с помощта на интеркритериален анализ.
- Разработен е алгоритъм за решаване на задачата за наемане на работна сила на основата на метода на мравките. Разработени са няколко варианта на процедури за локално търсене с цел подобряване работата на алгоритъма. Направен е анализ на чувствителността на алгоритъма спрямо неговите параметри. Приложен е интеркритериален анализ.
- Разработен е алгоритъм за моделиране на пътничкопоток при наличие на разнообразни видове транспорт в едно направление. Алгоритъмът е основан на метода на мравките.

Научно-приложните приноси са:

- Направена е софтуерна реализация на хибридният алгоритъм за решаване на задачата за раницата;
- Направена е софтуерна реализация на алгоритъма за инспектиране на GPS мрежа с промени в средата на търсене;
- Направена е софтуерна реализация на алгоритъма за решаване на задачата за наемане на работна сила;
- Направена е софтуерна реализация на алгоритъм за моделиране на пътникопоток.

Резултатите от настоящата дисертация могат да се използват в най-различни области на науката, индустрията и практиката. Разработените алгоритми и тяхната програмна реализация се отнасят за практически задачи и могат да бъдат внедрени в различни отрасли на икономиката.

8.4 Декларация за оригиналност

Декларация за оригиналност на резултатите

Декларирам, че настоящата дисертация съдържа оригинални резултати, получени при проведени от мен научни изследвания. 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:

8.5 Благодарности

Искам да изкажа моите най-искрени благодарност на всички мои колеги от Института по Информационни и Комуникационни Технологии както и на акад. Красимир Атанасов, проф. Олимпия Роева и доц. Вася Атанасова от Института по Биофизика и Биомедицинско Инженерство с които съм работила и заедно сме постигнали тези резултати.

Благодаря на колегите от секция Паралелни Алгоритми за добрата работна атмосфера, за проектите които работихме заедно, за ценните дискусии в които се родиха оригинални идеи, за постигнатите резултати в следствие на колективната ни работа.

Благодаря и на чуждестранните учени, с които съм работила. Ще спомена Енрике Алба и Габриел Люк от Испания; Марчин Папржицки и Мария Ганжа от Полша; Марко Дориго от Белгия, Антонио Мучерино от Франция.

И накрая, но не на последно място искам да благодаря на моето семейство, които винаги са ме подкрепяли, и специално на съпруга ми, който винаги е насърчавал и стимулирал всичките ми научни изследвания.

Литература

- [1] Akuidiz I.F., Su W., Sankarasubramaniam Y., Cayrci E.: Wireless Sensor Networks: A Survey, *Computer Networks*, **38(4)**, Elsevier, 393–422, (2001)
- [2] A. EL AMARAOUI A.,K. MESGHOUNI, *Train Scheduling Networks under Time Duration Uncertainty*, In proc. of the 19th World Congress of the Int. Federation of Automatic Control, 2014, 8762 - 8767.
- [3] Alba, E., Luque, G., Luna, F.: Parallel Metaheuristics for Workforce Planning. *J. Mathematical Modelling and Algorithms* **6(3)**, Springer, 509-528.(2007)
- [4] Alba E., Molina G.: Optimal Wireless Sensor Layout with Metaheuristics: Solving a Large Scale Instance, *Large-Scale Scientific Computing, Lecture Notes in Computer Science*, **4818**, Springer, 527–535, (2008)

- [5] A. A. ASSAD, *Models for Rail Transportation*, Transportation Research Part A General, **143**, 1980, 205 - 220.
- [6] Atanassov, K.: On Index Matrices, Part 1: Standard Cases. *Advanced Studies in Contemporary Mathematics* 20(2), 291–302 (2010)
- [7] Atanassov, K.: *On Intuitionistic Fuzzy Sets Theory*. Springer, Berlin (2012)
- [8] Atanassov, K., Szmidt, E., Kacprzyk, J.: On Intuitionistic Fuzzy Pairs. *Notes on IFS* 19(3), 1–13 (2013)
- [9] Atanassov, K., Mavrov, D., Atanassova, V.: Intercriteria Decision Making: A New Approach for Multicriteria Decision Making, Based on Index Matrices and Intuitionistic Fuzzy Sets. *Issues in IFSs and GNs* **11**, 1–8 (2014)
- [10] Atanassov, K., Atanassova, V., Gluhchev, G.: InterCriteria Analysis: Ideas and Problems. *Notes on Intuitionistic Fuzzy Sets* 21(1), 81–88 (2015)
- [11] Atanassov, K. *Intuitionistic Fuzzy Sets*; Studies in Fuzziness and Soft Computing, 123; Springer: Heidelberg, Germany, 1999.
- [12] Atanassov, K. *Intuitionistic Fuzzy Logics*; Studies in Fuzziness and Soft Computing, 351; Springer: Heidelberg, Germany, 2017.
- [13] T. BENZAO AND Z. SHAORONG, *Optimal Design of Monitoring Networks with Prior Deformation Information*, *Surv. Rev.* 33, (1995), pp. 231–246.
- [14] E. BONABEAU, M. DORIGO, G. THERAULAZ, *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*, Oxford University Press, 1999.
- [15] Campbell, G.: A two-stage stochastic program for scheduling and allocating cross-trained workers. *J. Operational Research Society* **62(6)**, 1038–1047. (2011)
- [16] P. CROSS AND K. THAPA, *The Optimal Design of Leveling Networks*, *Surv. Rev.* 25, (1979) pp. 68–79.

- [17] C. CHU, F. NING, P. HUNG AND S. CHU, *The Study of Orthometric Heighting Using GPS*, Geomat. Res. Aus. 66, (1997) pp. 55–76.
- [18] P.J. DARE AND H.A. SALEH, *GPS Network Design: Logistics Solution Using Optimal and Near-Optimal Methods*, J. of Geodesy, Vol 74, (2000) pp. 467–478.
- [19] Deb K., Pratap A., Agrawal S., Meyarivan T.: A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: Nsga-ii, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, **6(2)**, 182–197, (2002).
- [20] Deneubourg J.L., Aron S., Goss S., Pasteels J.M.: The Self-Organising Exploatory Pattern of the Argentine Ant, J. of Insect Behavior 3, 159–168 (1990).
- [21] Dorigo, M., Di Caro, G.: The Ant Colony Optimization Meta-heuristic, In: Corne, D, Dorigo, M., Glover, F. (eds): New Idea in Optimization, McGraw-Hill, pp. 11–32 (1999).
- [22] O. DIAZ-PARRA, J. A. RUIZ-VANOYE, B. B. LORANCA, A. FUENTES-PENNA, R.A. BARRERA-CAMARA, *A Survey of Transportation Problems* Journal of Applied Mathematics Volume 2014 (2014), Article ID 848129, 17 pages.
- [23] Diffe W., Hellman M. E. : New direction in cryptography. IEEE Trans, Inf. Theory, IT - 36,(1976), 644–654.
- [24] *Dorigo, M.* Optimization, Learning and Natural Algorithms. Ph.D.Thesis. Politecnico di Milano, Italy, 1992 (in Italian).
- [25] *Dorigo, M., L. M. Gambardella.* Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. – IEEE Transactions on Evolutionary Computation. Vol. 1, 1997, 53-66.
- [26] *Dorigo, M., V. Maniezzo, A. Colomi.* The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperative Agents. – IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics–Part B, Vol. 26, 1996, No 1, 29-41.
- [27] *Dorigo, M., T. Stutzle.* Ant Colony Optimization. MIT Press, 2004.

- [28] Easton, F.: Service completion estimates for cross-trained workforce schedules under uncertain attendance and demand. *Production and Operational Management* **23(4)**, 660–675. (2014)
- [29] *Fidanova, S.* Evolutionary Algorithm for Multiple Knapsack Problem. – In: *Int. Conference Parallel Problems Solving from Nature, Real World Optimization Using Evolutionary Computing*, ISBN No 0-9543481-0-9, Granada, Spain, 2002.
- [30] *Fidanova, S.* ACO Algorithm with Additional Reinforcement. M. Dorigo, G. Di Caro, M. Sampels (Eds). – In: *From Ant Colonies to Artificial Ants, Lecture Notes in Computer Science*. No 2463. ISSN 0302-9743. Germany, Springer, 2002, 292-293.
- [31] Fidanova, S. (2003). ACO algorithm for MKP using various heuristic information. In I, Dimov, I. Lirkov, S. Margenov, Z. Zlatev (Eds.), *Numerical methods and applications* (pp. 434-330) (LNCS 2542). Berlin: Springer-Verlag.
- [32] Fidanova S.. *Ant Colony Optimization and Pheromone Importance*. Computer Science, Engineering and Applications, 2003, 408-413
- [33] Fidanova S.. *Ant Colony Optimization for Multiple Knapsack Problem and Model Bias*. *Lecture Notes in Computer Science*, 3401, Springer, 2005, ISSN:0377-0427, 280-287. SJR:0.339
- [34] Fidanova, S.: *Hybrid Heuristics Algorithm for GPS Surveying Problem*. *Numerical Methods and Applications, Lecture Notes in Computer Science* **4310**, 239–248. Springer (2007)
- [35] Fidanova S.. *Probabilistic Model of Ant Colony optimization for Multiple Knapsack Problem*. *Lecture Notes in Computer Science*, 4818, Springer, 2008, 545-552. SJR:0.339
- [36] S. FIDANOVA, K. ATANASOV *Generalized Net Model for the Process of Hibride Ant Colony Optimization* *Comptes Rendus de l'Academie Bulgare des Sciences*, **62(3)**, 2009, 315 - 322.
- [37] Fidanova, S., Alba, E., Molina, G.: *Hybrid ACO Algorithm for the GPS Surveying Problem*. *Large Scale Scientific Computing, Lecture Notes in Computer Science* **5910**, 318–325. Springer (2010)

- [38] Fidanova S., Marinov P., Alba E.: ACO for Optimal Sensor Layout, In Proc. of Int. Conf. on Evolutionary Computing, Valencia, Spain, Joaquim Filipe and Janus Kacprzyk eds., SciTePress-Science and Technology Publications portugal, ISBN 978-989-8425-31-7, 5–9, (2010)
- [39] S. Fidanova, K. Atanassov, P. Marinov, Generalized Nets and Ant Colony Optimization, Academic Publishing House, Bulgarian Academy of Sciences, 2011.
- [40] Fidanova, S., Paprzycki, M., Roeva, O.: Hybrid GA-ACO Algorithm for a Model Parameter Identification Problem: In proc. of FedCSIS 2014 conference, pp. 413–420. IEEE Xplorer (2014)
- [41] Fidanova, S., Ilcheva, Z.: Application of Ants Ideas on Image Edge Detection. Large Scale Scientific Computing, Lecture Notes in Computer Science **9374**, pp. 200–207. Springer, (2016)
- [42] Fidanova S., Metaheuristic Method for Transport Modelling and Optimization Studies in Computational Intelligence, 648, Springer, 2016, 295 - 302.
- [43] Fidanova, S., Roeva, O., Paprzycki, M., Gepner, P.: InterCriteria Analysis of ACO Start Strategies. Proceedings of the 2016 Federated Conference on Computer Science and Information Systems, 547–550. (2016)
- [44] Fidanova, S., Roeva, O.: InterCriteria Analysis of Ant Colony Optimization Application to GPS Surveying Problems. Issues in Intuitionistic Fuzzy Sets and Generalized Nets **12**, 20–38. (2016)
- [45] Fidanova S., Roeva O., Paprzycki M., Gepner P.. InterCriteria Analysis of ACO Start Startegies. IEEE Xplorer, 2016, ISBN:ISBN 978-83-60810-90, DOI:ISBN 978-83-60810-90-3, 547-550
- [46] Fidanova, S., Luquq, G., Roeva, O., Paprzycki, M., Gepner, P.: Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planning. FedCSIS'2017, pp. 415–419. IEEE Xplorer (2017)
- [47] Fidanova, S., Roeva, O., Mucherino, A., Kapanova, K.: InterCriteria Analysis of ANT Algorithm with Enviroment Change for GPS

- Surveying Problem. Artificial Intelligence:Methodology, Systems and Applications, Ch. Dachev, G. Agre eds., Lecture Notes in Artificial Intelligence **9883**, pp. 271–278. Springer (2016)
- [48] Fidanova S., Atanassov K.. Flying Ant Colony Optimization Algorithm for Combinatorial Optimization. *Studia Informatica*, 38, 4, Polish Information Society, 2017, ISSN:1642-0489, 31-40
- [49] Fidanova, S., Roeva, O., Atanasova, V.: Ant Colony Optimization Application to GPS Surveying Problems: InterCriteria Analysis. *Intuitionistic Fuzzy Sets and Generalized Nets, Advances in Intelligent Systems and Computing* (559), pp. 251–264. Springer (2018)
- [50] Fidanova S., Shindarov M., Marinov P.. Wireless Sensor Positioning Using ACO Algorithm. *Studies in Computational Intelligence*, 657, Springer, 2017, ISBN:978-3-319-41437-9, ISSN:1860-949X, 33-44.
- [51] Roeva O., Fidanova S., Paprzycki M.. Comparison of Different ACO Start Strategies Based on InterCriteria Analysis. *Recent Advances in Computational Optimization, Results of the Workshop on Computational Optimization WCO 2016, Studies of Computational optimization*, 717, Springer, 2018, ISBN:978-3-319-59860-4, 53-72.
- [52] Fidanova, S., Luquq, G., Roeva, O., Paprzycki, M., Gepner, P.: Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planning. *FedCSIS'2018, IEEE Xplorer, ACSIS Vol. 15*, 2018, 233-236.
- [53] Fidanova S., Roeva O.. InterCriteria Analyzis of Differen Variants of ACO algorithm for Wireless Sensor Network Positioning. *Lecture Notes in Computer Science*, 11189, Springer, 2019, 88-96.
- [54] Fidanova S., Luque G., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planing: Influence of the Evaporation Parameter, In *Proceedings of FedCSIS, IEEE Xplorer, ACSIS 18*, 2019, 177-181.
- [55] Fidanova S., Roeva O., Luque G., Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planing: Influence of the Algorithm Parameters, *Studies in Computational Intelligence* 793, 2019.

- [56] Fidanova S.. Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Knapsack Problem. 5th IEEE International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE), IEEE, 2020, DOI:10.1109/ICRAIE51050.2020.9358351, 1-5
- [57] Fidanova S., Roeva O.. Multi-Objective ACO Algorithm for WSN Layout: InterCriteria Analysis. Lecture Notes in Computer Science, 11958, Springer, 2020, ISBN:978-3-030-410315, 474-481.
- [58] Fidanova S., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Algorithm for Fuzzy Transport Modelling, In proc of FedCSIS, ACSIS Vol. 21, IEEE Explorer, 2020, 237-240.
- [59] Fidanova S., Roeva O., Luque G., Paprzycki M., InterCriteria Analysis of Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Workforce Planning, Studies in Computational Intelligence 838, 2020, 61-82.
- [60] Fidanova S., Luque G., New Local Search Procedure for Workforce Planning Problem, Cybernetics and Information Technologies, Vol. 20(6), 2020, 40-48.
- [61] Fidanova S., Atanassov K.. ACO with Intuitionistic Fuzzy Pheromone Updating Applied on Multiple Knapsack Problem. Mathematics, 9, 13, MDPI, 2021, ISSN:2227-7390, DOI:10.3390/math9131456, 1-7.
- [62] Fidanova S., Roeva O., Ganzha M.. InterCriteria Analysis of Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Knapsack Problem. Annals of Computer Science and Information Systems, 25, IEEE, 2021, ISBN:978-83-959183-6-0, ISSN:2300-5963, DOI:10.15439/2021F22, 173-180
- [63] Fidanova S.. Ant Colony Optimization and Applications. Studies in Computational Intelligence, 947, Springer, 2021, ISBN:978-3-030-67380-2, DOI:<https://doi.org/10.1007/978-3-030-67380-2>, 142
- [64] Fidanova S., Roeva O., Ganzha M., Ant Colony Algorithm for Fuzzy Transport Modelling: InterCriteria Analysis, Studies in Computational Intelligence 986, 2022, 123-138.

- [65] Fidanova S., Roeva O., Influence of ACO Evaporation Parameter for Unstructured Workforce Planning Problem, Large Scale Scientific Computing, LNCS 13127, 2022, 234-241.
- [66] J. G. JIN, J. ZHAO, D. H. LEE, *A Column Generation Based Approach for the Train Network Design Optimization Problem*, J. of Transportation Research, **50**(1), 2013, 1 - 17.
- [67] Glover, F., Kochenberger, G., Laguna, M., Wubben, T.: Selection and assignment of a skilled workforce to meet job requirements in a fixed planning period. In:MAEB'04, 636–641. (2004)
- [68] Gonzalez, R. C., Woods, R. E.: Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. (2002)
- [69] Grzybowska, K., Kovács, G.: Sustainable Supply Chain – Supporting Tools. Proceedings of the 2014 Federated Conference on Computer Science and Information Systems 2, 1321–1329. (2014)
- [70] F. S. HANSELER, N. MOLYNEAUX, M. BIERLAIRE, AND A. STATHOPOULOS, *Schedule-based estimation of pedestrian demand within a railway station*, Proceedings of the Swiss Transportation Research Conference (STRC) 14-16 May, 2014.
- [71] B. HARVEY, D. ELFORD AND C. TURNER, *Calculation of 3D Control Surveys*, Aus. Surv. 43, (1998) pp. 109–117.
- [72] Hewitt, M., Chacosky, A., Grasman, S., Thomas, B.: Integer programming techniques for solving non-linear workforce planning models with learning. European J of Operational Research **242**(3), 942–950. (2015)
- [73] Hu, K., Zhang, X., Gen, M., Jo, J.: A new model for single machine scheduling with uncertain processing time, J. Intelligent Manufacturing **28**(3), 717–725. (2015)
- [74] Ikonov, N., Vassilev P., Roeva, O.: ICrAData – Software for InterCriteria Analysis. International Journal Bioautomation, **22**(2), (2018)

- [75] Isah, O. R., Usman, A. D., Tekanyi, A. M. S.: A Hybrid Model of PSO Algorithm and Artificial Neural Network for Automatic Follicle Classification. *Int. J. Bioautomation* **21(1)**, 43–58. (2017)
- [76] Jain, A. K.: *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice-Hall, Inc. (1989)
- [77] Jourdan D.B.: *Wireless Sensor Network Planing with Application to UWB Localization in GPS-denied Environments*, Massachusetts Institute of Technology, PhD thesis, (2000)
- [78] Hernandez H., Blum C.: Minimum Energy Broadcasting in Wireless Sensor Networks: An ant Colony Optimization Approach for a Realistic Antenna Model, *J. of Applied Soft Computing*, **11(8)**, 5684–5694, (2011).
- [79] Kochemberger G., McCarl G., Wymann F.: Heuristic for general inter programming, *J. of Decision Sciences* 5, (1974), 34–44.
- [80] Konstantinidis A., Yang K., Zhang Q., Zainalipour-Yazti D.: A multi-objective Evolutionary Algorithm for the deployment and Power Assignment Problem in Wireless sensor Networks, *J. of Computer networks*, **54(6)**, 960–976, (2010)
- [81] S. KORTESIS AND A. DERMANIS, *An Application of Graph theory to the Optimization of Costs in Trilateration Networks*, *Manuscr. Geod.* 12, (1987) pp. 296–308.
- [82] S. KUANG, *On Optimal Design of Leveling Networks*, *Aus. Surv.* 38, (1993) pp. 257–273.
- [83] S. KUANG, *On Optimal Design of Tree-dimensional Engineering Networks*, *Manuscr. Geod.* 18, (1993) pp. 33–45.
- [84] A. LEICK, *GPS Satellite Surveying*, 2nd. edition., Wiley, Chichester, England.(1995).
- [85] Leguizamon, G., Michalevich, Z.: *A New Version of Ant System for Subset Problems* In: *Proceedings of Int. Conf. on Evolutionary Computations*, Washington (1999).

- [86] *Lessing, L., I. Dumitrescu, T. Stutzle.* A Comparison between ACO Algorithms for the Set Covering Problem. – In: ANTS Workshop, 2004, 1-12.
- [87] Li, G., Jiang, H., He, T.: A genetic algorithm-based decomposition approach to solve an integrated equipment-workforce-service planning problem. *Omega* **50**, 1–17. (2015)
- [88] Li, R., Liu, G.: An uncertain goal programming model for machine scheduling problem. *J. Intelligent Manufacturing* **28(3)**, 689–694. 2014
- [89] Martello S., Toth P.: A mixtures of dynamic programming and branch-and-bound for the subset-sum problem, *Management Science*, 30, (1984), 765–771.
- [90] V. K. MATHUR, *How Well do we Know Pareto Optimality?* *J. of Economic Education* **22(2)**, 1991, 172 - 178.
- [91] M. MILLER, H. DRAGERT, E. ENDO, J. FRAYMUELLER, C. GOLDINGER, H. KELSEY, E. HUMPHREYS, D. JOHNSON, R. MCCAFFREY, J. OLDOW, A. QAMAR AND C. RUBIN, *Precise Measurements Help Gauge Pacific Northwest's Earthquake Potential*, *EOS Trans. Am. Geophys. Union* 79, (1998) pp. 267–275.
- [92] Mlsna, Ph. A., Rodriguez, J. J.: Gradient and Laplacian-Type Edge Detection. *Handbook of Image and Video Processing* (Ed. Al Bovik), Academic Press, 415–431. (2000)
- [93] N. MOLYNEAUX, F. HANSELER, M. BIERLAIRE, *Modelling of train-induced pedestrian flows in rail-way stations*, *Proceedings of the Swiss Transportation Research Conference (STRC) 14-16 May, 2014*.
- [94] C. WORONIUK, M. MARINOV, *Simulation Modelling to Analyze the Current Level of Utilization of Sections Along Rail Rout*, *J. of Transport Literature*, textbf7(2), 2013, 235 - 252.
- [95] Molina G., Alba E., Talbi El-G: Optimal Sensor Network Layout Using Multi-Objective Metaheuristics, *Universal Computer Science* **14(15)**, 2549–2565, (2008)

- [96] I. NATIO, Y. HATANAKA, N. MANNOJI, R. ICHIKAWA, S. SHIMADA, T. YABUKI, H. TSJI AND T. TANAKA, *Global Positioning System Project to Improve Japanese Weather Earthkaik Prediction*, EOS Trans. Am. Geophys. Union **79**, (1998) pp. 301–311.
- [97] Ning, Y., Liu, J., Yan, L.: Uncertain aggregate production planning. *Soft Computing* **17(4)**, 617–624. (2013)
- [98] Othman, M., Bhuiyan, N., Gouw, G.: Integrating workers' differences into workforce planning. *Computers and Industrial Engineering* **63(4)**, 1096–1106. (2012)
- [99] Paek J., Kothari N., Chintalapudi K., Rangwala S., Govindan R.: The Performance of a Wireless Sensor Network for Structural Health Monitoring, In Proc. of 2nd European Workshop on Wireless Sensor Networks, Istanbul, Turkey, Jan 31 – Feb 2, <https://escholarship.org/uc/item/9bf7f3n5>, (2004)
- [100] Mathur V.K.: How Well do we Know Pareto Optimality? *J. of Economic Education* **22(2)**, 172–178, (1991)
- [101] Parisio, A, Jones, CN.: A two-stage stochastic programming approach to employee scheduling in retail outlets with uncertain demand. *Omega* **53**, 97–103. (2015)
- [102] Pottie G.J., Kaiser W.J.: Embedding the Internet: Wireless Integrated Network Sensors, *Communications of the ACM*, **43(5)**, 51–58, (2000)
- [103] Pratt, W. K.: *Digital Image Processing*. Second ed., John Wiley & Sons, (1991)
- [104] *Reiman, M., M. Laumanns*. A Hybrid ACO Algorithm for the Capacitated Minimum Spanning Tree Problem. – In: First Int. Workshop on Hybrid Metaheuristics. Valencia, Spain, 2004, 1-10.
- [105] Roeva, O., Vassilev P., InterCriteria Analysis of Generation Gap Influence on Genetic Algorithms Performance, *Advances in Intelligent Systems and Computing* **401**, 301–313 (2016)
- [106] Roeva O., Fidanova S., Luque G., Paprzycki M., InterCriteria Analysis of ACO Performance for Workforce Planing Problem, *Studiec in Computational Intelligence* **795**, 2019, 47-68.

- [107] Roeva O., Fidanova S.. Different InterCriteria Analysis of Variants of ACO algorithm for Wireless Sensor Network Positioning. *Studies in Computational Intelligence*, 838, Springer, 2020, ISBN:978-3-030-22723-4, 83-103.
- [108] Roeva O., Fidanova S., Ganzha M., InterCriteria Analysis of the Evaporation Parameter Influence on Ant Colony Optimization Algorithm: A Workforce Planing Problem, *Studies in Computational Intelligence* 920, 2021, 89-110.
- [109] Romer K., Mattern F.: The Design Space of Wireless Sensor Networks, *IEEE Wireless Communications*, **11(6)**, 54–61, (2004)
- [110] Saleh H.A.: Ants Can Successfully Design GPS Surveying Networks, *GPS World* **9**, 48–60 (2002)
- [111] Saleh H. A., and Dare P.: Effective Heuristics for the GPS Survey Network of Malta: Simulated Annealing and Tabu Search Techniques. *Journal of Heuristics* **7(6)**, 533–549 (2001)
- [112] Sinha A., Zoltner A. A. : The multiple-choice knapsack problem, *J. of Operational Research*, 27, (1979), 503–515.
- [113] Soukour, A., Devendeville, L., Lucet, C., Moukrim, A.: A Memetic algorithm for staff scheduling problem in airport security service. *Expert Systems with Applications* **40(18)**, 7504–7512. (2013)
- [114] *Stutzle, T. M. Dorigo.* ACO Algorithm for the Travelling Salesman Problem, – In: K. Miettinen, M. Makela, P. Neittaanmaki, J. Periaux, (Eds), *Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science*. Wiley, 1999, 163-183.
- [115] *Stutzle, T., H. H. Hoos.* MAX-MIN Ant System. – In: M. Dorigo, T. Stutzle, G. Di Caro (Eds). *Future Generation Computer Systems*. Vol 16. 2000, 889-914.
- [116] Verhulst, P.F.: A Note on the Law of Population Growth. *Correspondence Mathematiques et Physiques*, **10**, 113–121, (1938) (in French).

- [117] D. WELLS, W. LINDLOHR, B. SCHAFFRIN AND E. GRAFAREND, *GPS Design: Undifferenced Carrier Beat Phase Observations and the Fundamental Differencing Theorem*, Tech. Rep. 116, Department of Geodesy and Geomatics Engineering, University of New Brunswick, Fredericton, (1987).
- [118] Werner-Allen G., Lorinez K., Welsh M., Marcillo O., Jonson J., Ruiz M., J.Lees J.: Deploying a Wireless Sensor Nnetwork on an Active Volcano, *IEEE Internet Computing* **10(2)**, 18–25, , (2006)
- [119] Wolf S., Mezz P.: Evolutionary Local Search for the Minimum Energy Broadcast Problem, in C. Cotta, J. van Hemez (eds.), *VOCOP 2008*, Lecture Notes in Computer Sciences **4972**, Springer, Germany, 61–72, (2008)
- [120] Xu Y., Heidemann J., Estrin D.: Geography Informed Energy Conservation for Ad Hoc Routing, *Proceedings of the 7th ACM/IEEE Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, Italy, 70–84, (2001)
- [121] Yang, G., Tang, W., Zhao, R.: An uncertain workforce planning problem with job satisfaction. *Int. J. Machine Learning and Cybernetics*, Springer, doi:10.1007/s13042-016-0539-6, (2016)
- [122] Yuce M.R., Ng S.W., Myo N.L., Khan J.Y., Liu W.: Wireless Body Sensor Network Using Medical Implant Band, *Medical Systems* **31(6)**, 467–474, (2007)
- [123] Zadeh, L. Fuzzy Sets. *Inf. Control.* **1968**, *12*, 94–102.
- [124] Zeng, J., Li, Y.: The Use of Adaptive Genetic Algorithm for Detecting Kiwifruit’s Variant Subculture Seedling. *Int. J. Bioautomation* **21(4)**, 349–356. (2017)
- [125] *Zhang, T., S. Wang, W. Tian, Y. Zhang.* ACO-VRPTWRV: A New Algorithm for the Vehicle Routing Problems with Time Windows and Re-Used Vehicles Based on Ant Colony Optimization. – In: *Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*. IEEE Press, 2006, 390-395.

- [126] Zhou, P., Ye, W. Q., Wang Q.: An Improved Canny Algorithm for Edge Detection. *Journal of Computational Information Systems*, **7(5)**, 1516–1523 (2011)
- [127] Zhou, C., Tang, W., Zha,o R.: An uncertain search model for recruitment problem with enterprise performance, *J Intelligent Manufacturing*, **28(3)**, Springer, 295–704. (2014)

Abstracts of Dissertations

Number 8, 2023

INSTITUTE OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES
BULGARIAN ACADEMY OF SCIENCES

БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ

ИНСТИТУТ ПО ИНФОРМАЦИОННИ И КОМУНИКАЦИОННИ ТЕХНОЛОГИИ

Брой 8, 2023

Автореферати на дисертации