



**БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ
ИНСТИТУТ ПО ИНФОРМАЦИОННИ И КОМУНИКАЦИОННИ
ТЕХНОЛОГИИ**

Мирослав Василев Шиндаров

**АЛГОРИТЪМ ЗА ОПТИМИЗИРАНЕ ПО МЕТОДА НА
МРАВКИТЕ ЗА ПОСТРОЯВАНЕ НА БЕЗЖИЧНИ СЕНЗОРНИ
МРЕЖИ**

А В Т О Р Е Ф Е Р А Т

НА ДИСЕРТАЦИЯ

за присъждане на образователна и научна степен „доктор“

по научна специалност 01.01.12 „Информатика“

в професионално направление 4.6 „Информатика и компютърни науки“

Научен ръководител: доц. Стефка Фиданова

София, 2014 г.

Дисертационният труд е обсъден и допуснат до защита на разширено заседание на секция „Научни Пресмятания“ на ИИКТ-БАН, състояло се на

.....

Дисертацията съдържа 101 стр., в които 26 фигури, 10 таблици и 6 стр. литература, включваща 66 заглавия.

Защитата на дисертацията ще се състои на .2014 г. от 14:00 часа в зала 218 на блок 25А на ИИКТ-БАН на открито заседание на научно жури в състав:

1. Доц. д-р Стефка Фиданова
2. Проф.дн Иван Димов
3. Член кор. дн. Красимир Атанасов
4. Доц д-р Олимпия Роева
5. Доц. д-р Стоян Порязов

Материалите за защитата са на разположение на интересующите се в стая 215 на ИИКТ-БАН, ул. „Акад. Г. Бончев“, бл. 25А.

Автор: *Мирослав Шиндаров*

Заглавие: *Алгоритъм за оптимизиране по метода на мравките за построяване на безжични сензорни мрежи.*

Обща характеристика на дисертационния труд. Обзор на изследваната област и актуалност на темата.

Компютърното моделиране е бързо развиваща се интердисциплинарна област, която намира все повече нови приложения при решаването на различни задачи от физиката, астрофизиката, химията, биологията, икономиката, психологията, социалните и инженерни науки.

Проучванията относно позиционирането на сензорите при построяване на безжична сензорна мрежа бележат значителен напредък през последното десетилетие. В [Zhang 2005] се изследва позиционирането на сензорите от гледна точка на предаването на данните. В [Yuce 2007] са изследвани различни правилни разпределения на сензорите във вид на квадрат, триъгълник и шестоъгълна мрежа.

В разглежданата в дисертацията задача се изисква пълно покритие на наблюдаваната област. От друга страна, броят на сензорите трябва да бъде възможно най-нисък, тъй като повече сензори би означавало по-висока крайна цена при изграждане на мрежата. Възможно е и по-високо влияние на околната среда. В сценарий на прикрито наблюдение това би довело и до по-голяма вероятност от разкриване и компрометиране. Същевременно се изисква минимална консумация на енергия от мрежата. Това означава минимална цена за поддържане на мрежата. Понякога батериите с които работи мрежата са скъпи, а понякога е скъпа тяхната подмяна, особено когато става дума за трудно достъпни терени като свлачища вулкани и др. Задачата която решаваме има две целеви функции, т.е. многоцелева оптимизация. Тези функции са взаимно противоречащи си. Намаляването на броя сензори води до увеличаване на енергията на мрежата. От друга страна, за да се намали енергията на мрежата се налага да се добавят сензори. Така ние се стремим да намерим баланс между броя сензори и консумираната енергия. Задачата за изграждане на безжична сензорна мрежа е дефинирана като продължение на задачата за дизайн на радио мрежа.

Jourdan в [Jourdan 2000] решава варианти на задачата, като използва многоцелеви генетичен алгоритъм. В неговата формулировка краен брой сензори трябва да бъдат разположени по начин, по който да се получи максимално покритие. При други изследвания ([Wolf 2008]) се взема под внимание количеството енергия на мрежата, като

се използва еволюционен алгоритъм за този вариант на задачата. В [Hernandez 2011] е предложен АСО алгоритъм за вариант на задачата, но при тях е разгледан частен случай когато сензорите са антени и се минимизира само енергията. Във [Fidanova 2008], е предложено решение чрез алгоритъма на мравките, като под внимание е взет само броя на сензорите. В [Molina 2008] са предложени няколко еволюционни алгоритъма - NSGA II, IBEA и MOEA. При [Konstantinidis 2010] е предложен генетичен алгоритъм, който достига сходни решения както при [Молина 2008], но е тестван върху по-малък тестов модел. В [Younis 2008] авторите класифицират задачите за позиционирането на сензорите в две категории: статични и динамични. В повечето от ранните разработки за задачата за БСМ се предполага, че сензорите не биха могли да се разположат по оптимален начин детерминистично и затова трябва да се използват стохастични подходи. При тези разработки авторите допускат някаква функция на разпределение и след това правят статистическа оценка. Примери за такъв подход са [Lazos 2006], [Brass 2007], [Cevher 2009], [Manohar 2009]. При други автори функцията на разпределение на сензорите може да се оптимизира, като тя се дефинира като параметрична функция [Wettergren 2009].

Цели и задачи на дисертацията

Цели и задачи

Основните цели пред докторанта са от научен, научноприложен и приложен характер. Накратко те могат да се обобщят по следния начин:

Цели на дисертацията:

1. Да бъде изследвано поведението на метода на мравките като метаевристичен модел при решаване на задачата за построяване на БСМ, като задача от клас NP –трудни
2. Да се изследва влиянието на конвертирането на целевите функции в една върху качеството на решенията намерени от алгоритъма
3. Да се изследва влиянието на многоцелевия вариант на алгоритъма на мравките върху качеството на намерените решения на задачата за БСМ

За решаване на тези цели бяха формулирани следните задачи:

Задача 1. Разработване на едноцелеви вариант на алгоритъма за оптимизиране с използване на колония от мравки за построяване на БСМ

Задача 2 Да се разработи вариант на алгоритъма с въвеждане в модела на теглови коефициент, като инструмент за манипулация на целевата функция в едноцелевия вариант на алгоритъма за построяване на БСМ

Задача 3. Разработване на многоцелеви вариант на алгоритъма за оптимизиране с използване на колония от мравки за построяване на БСМ и сравняване с едноцелевите варианти

Задача 4. Да се направи програмна реализация на разработените алгоритми.

Методология на изследването:

Понятията: (многоцелева функция, алгоритъм, оптимизация, недоминирани решения) са основни в методологията на изследване в дисертацията. Представените резултати са с конструктивен характер, а предложените алгоритми имат ясна структура и анализ, както и практическо проложение.

Методът на Мравките се налага сред останалите съвременни метаевристични методи. Определящи за неговата ефективност са, начинът по който алгоритъмът изгражда решението в процеса на търсене, вместо да доусъвършенства вече намерено решение и точното моделиране на проблема.

В случая на многоцелеви вариант на предложени в дисертацията алгоритъм на мравките са достигнати едни от най-добрите решения на задачата за минимален брой сензори и минимална енергия. Нови оптимални варианти на алгоритъма са предложени и анализирани в дисертационния труд.

Използваният апарат на изследване включва :

Представяне на общ преглед върху устройството, функционалните особености на безжичните сензорни мрежи, и извеждане на основната проблемтика в контекста на постигане на по-дълъг живот на мрежата с минимум разходи, и свеждане на решението на проблема до решаването на комбинаторна многоцелева оптимизационна задача.

Въвеждане в характеристиките на Метода на Мравките, като метод за решаване на задачата, последователно с отправна информация за биологичния вид, която подпомага разбирането на реалния феномен, кратка предистория и представяне на основния алгоритъм.

Обединяване на целевите функции за минимум сензори и минимум енергия и анализ на резултатите от предложеният едноцелеви вариант на алгоритъма на мравките.

Построяване на разширен модел на едноцелевия вариант на алгоритъма с прибавяне на теглови коефициенти чрез манипулацията на които да се изследва влиянието на целевите функции за минимум сензори и минимум енергия върху ефективността на алгоритъма.

Построяване на многоцелеви вариант на алгоритъма на мравките и анализа на получените резултати. Проведени са числени експерименти, чиито резултати са съпоставени с най-доброто в литературата до този момент и са анализирани резултатите от различните варианти на алгоритъма. Направен е съпоставителен анализ на резултатите от трите варианта на алгоритъма на мравките.

Извършено е сравнение на резултатите постигнати от предложени алгоритъм на мравките с най-добрите резултати в литературата известни ни до този момент.

Направена е програмна реализация на трите предложени варианта на алгоритъма в този дисертационен труд на езика C++ , придружено с описание на програмата.

Проведени са числени експерименти, чиито резултати са анализирани. В Глава 7. В частта ПРИЛОЖЕНИЕ е представено описанието на софтуера, който е разработен към дисертацията.

Апробация на резултатите

Повечето от резултатите в дисертационния труд са докладвани на семинара на секции „Паралелни алгоритми” и „Научни пресмятания” към ИИКТ – БАН, както и на три международни конференции, както следва:

- International Conference of Information Systems and Grid Technologies, 30 – 31.05. 2011 Sofia, Bulgaria.
- OMKO-NET International Conference, 28 – 30.06.2012 Southampton, UK.
- IEEE Conference on Intelligent Systems, 06 – 08.09.2012 Sofia, Bulgaria.

Резултатите от дисертацията са публикувани в 5 статии, от които 3 в томовете на международни конференции, 1 в списание с импакт фактор и 1 като глава от книга в поредица с SJR на реномираното научно издателство Springer.

Списък на публикациите по дисертацията

1. Fidanova S., Shindarov M., Marinov P., Optimal Sensor Layout Using Multi-Objective Metaheuristic, In Proc. Of Int. Conf. of Information Systems and Grid Technologies, Sofia, Bulgaria, 2011, 114 – 122.
2. Fidanova S., Shindarov M., Marinov P., Mono-objective Algorithm for Wireless Sensor Layout, In Proc. Of OMKO-NET Int. Conference, Southampton, UK, 2012a, 57 – 63.
3. Fidanova S., Shindarov M., Marinov P., Multi-Objective Ant Algorithm for Wireless Sensor Network Positioning, Proceedings of the Bulgarian Academy of Sciences, Vol. 66(3), 2013, 353 – 360.
4. Shindarov M., Fidanova S., Marinov P., Wireless Sensor Positioning Algorithm, In Proc of IEEE Conf. on Intelligent Systems, Sofia, Bulgaria, 2012, 419 – 424.
5. Fidanova S., Shindarov M., Marinov P., Wireless Sensor Positioning ACO Algorithm, Studies of Computational Intelligence, J. Kacprzyk and K. Atanassov eds., Springer, Germany, (accepted).

Съдържание на дисертацията

Глава 1. Безжични сензорни мрежи

Глава 1 има за цел да въведе читателя в терминологията охарактеризираща безжичните сензорни мрежи, техните предимства и области на приложения, основните принципи на работа и изисквания.

Едно от ограниченията за още по-широкото навлизане на безжичната сензорна технология е консумацията на енергия. Независимо от въведените подобрения при производството на батерии сензорите продължават да се нуждаят от презареждане или смяна на батериите. Това е сериозен проблем за трудно достъпните и отдалечени райони както и за пространства, на които са инсталирани голям брой сензори.

Изследователите се опитват да разрешат този проблем като конструират сензори, използващи енергията на естествените източници (например вибрации от клатещи се мостове, работещи и вибриращи машини, дори стъпките на пешеходци). Така животът на

батериите би могъл да се увеличи значително. Безжичните сензорни мрежи трябва да са енергийно ефективни и да консумират малко енергия при работа. Това води до по-дълъг експлоатационен срок на мрежата като цяло.

Сензорът е основен елемент в безжичната сензорна мрежа. В **раздел 1.1 Сензор** - е описано общото устройство на сензорите. Сензорите са устройства които събират и изпращат данни. Видът на сензорите зависи от приложението им. В зависимост от начина на връзка (среда) за предаване на данните може да са свързани чрез кабелна (което не е обект на настоящото изследване) или безжична връзка. Както е посочено в заглавието – за нуждите на нашия модел се фокусираме изцяло върху сензорните мрежи с безжична свързаност. Допълнителна информация относно компонентите на безжичен сензор са представени в **Раздел 1.1.1 Общо устройство на безжичните сензори**. Използваните безжични сензори представляват съвкупност от сензор или множество сензори за различни величини, управляващ блок (Microcontroller, Microcontroller Unit- MCU – процесор), памет и приемо-предавател (Transceiver).

Раздел 1.1.2 Начин на работа на сензорен възел в безжична сензорна мрежа съдържа информация за функционалните особености на безжичните сензори при работа в мрежа. Информацията в този раздел допълва информацията за модела и помага да се разбере по-добре процеса на консумация на енергия от сензорите по време на тяхната работа в мрежа. Цифровите сигнали от изхода на аналогово-цифровия преобразувател постъпват в микро процесора и той ги записва в паметта. Те се извличат от нея през определени интервали от време и чрез T/R се излъчват от антената. По обратен път става приемането на данни. Част от паметта на безжичния сензор се използва за записване на цялата програма за работа на безжичната мрежа. Захранващият източник може да бъде батерия или акумулатор. Всеки сензор засича промените в района около себе си и предава данните към централизирана точка (Високо Енергиен Комуникационен Възел ВЕКВ), от където информацията може да се обработва анализира и представя.

Раздел 1.2 Области на приложение на безжичните сензорни мрежи е свързан с възможност да се подчертае актуалността на изследваната тема чрез акцент върху приложението на БСМ в някои водещи направления, като отбрана и сигурност, селско стопанство, предупредителни системи при природни бедствия и други.

Като част от първа глава са описани популярни мрежови топологии, илюстрирани чрез схеми в раздели съответно: **1.3 Топология при безжични сензорни мрежи**, **1.3.1 Топология на мрежи тип „звезда**, **1.3.2, Топология на мрежи тип „око”** и в раздел **1.3.3 Топология на мрежи от хибриден тип**.

Различните топологии предполагат разлика в организирането на информационния поток и съответно имат свои функционални предимства и ограничения. Тяхното споменаване е направено с цел да се илюстрира по-пълно връзката между избора на топология и произтичащите от това ограничения в практическото приложение.

В допълнение към това са представени популярни стандарти за БСМ като е представена отправна информация за целите, поддържащите ги потребители и друга справочна информация в **Раздел: 1.4 Някои актуални комуникационни стандарти за Безжични сензорни мрежи** . В последния **раздел на Глава 1, 1.5 Изисквания към безжичните сензорни мрежи** са обобщени най-важните изисквания към БСМ.

Обобщенията от този раздел съвсем естествено довеждат и до основния проблем, който е обект на изследване в дисертационния труд.

В **глава 2 Метод на мравките за комбинаторна оптимизация**, правим кратко отклонение към света на биологията за да представим описание на част от характеристиките на насекомите, чийто естествен модел на поведение в природата е заимстван, за да се построи алгоритъма. Информацията е структурирана в два рздела със съответните подраздели.

В **раздел 2.1 Мравките в природата**, са представени някои факти и закономерности, свързани с поведението на мравките, които са провокирали интереса на редица автори от различни научни направления, и които в следствие са довели до създаването на Метода на мравките. В серия от експерименти в контролирана среда, ”Двоен Мост”–описан в [Deneubourg 1989] с мравчени колонии от вида Аржентински мравки (*Iridomyrmex humilis*), с възможен избор между два различни по дължина пътя, водещи до един и същ източник на храна са отчетени любопитни резултати. Важно е да отбележим, че представителите на *Iridomyrmex humilis* имат почти нулево зрение. Изследователите са установили, че мравките проявяват склонност да откриват най-късия път от гнездото до източника на храна. Втора глава е своеобразен опит за представяне на концепцията на алгоритъма, чрез преход и пренасяне на смисъла на понятията от света на

биологията с които се описва реалния феномен на мравките в природата, представени в раздели **2.1.1 Класификация на видовете мравки**, **2.1.2 Морфологично описание на мравките**, **2.1.3 Многообразие на вида**, **2.1.4 Взаимоотношения между представителите в колонията на мравките**, към областта на информатиката, описано в **2.2 Комбинаторна оптимизация по метода на мравките**. При този преход понятията търпят трансформация и получават нов смисъл, като част от математически модел. Моделът е изследван в последващите Глави 4, 5, и 6 на дисертационния труд. Мравките комуникират с помощта на феромони (химична субстанция, която произвеждат в организма си). Обонятелните органи са разположени на върха на антенките им. Чрез отделяне на специфичен феромон мравките подбуждат съответстваща, генетично закодирана реакция у останалите индивиди от колонията. Това могат да са феромони отбелязващи пътя до находище на храна, сигнализиращи за опасност, свързани с размножаването (както е при търтеите в пчелните колонии) и др.

Феромон е всяко химическо вещество, (биохимично съединение) синтезирано от жив организъм и служещо за комуникация с други организми от същия вид.

Втора глава е посветена и на оптимизацията с колония от мравки или Метод на Мравките (ant colony optimization, ACO), който е вероятностен подход за решаване на оптимизационни задачи, и който може да бъде сведен до откриване на добри пътища в граф.

Представени са особеностите на комуникацията при мравките. В природата тези изключителни насекоми (мравките) първоначално се движат по случаен начин и при откриване на източник на храна се завръщат към гнездото на колонията си, като по целия обратен път полагат следи от феромон, което служи за комуникация с останалите мравки. Ако други мравки се натъкнат на маршрута на първата мравка те с голяма степен на вероятност престават да се движат по случаен начин, а поемат по оставената следа от феромон до източника на храна и в случай, че също открият храна - при връщането си полагат собствена следа от феромон върху вече съществуващата. По този начин количеството феромон се увеличава и маршрутът до източника на храна става по-привлекателен за следващите мравки.

Идеята за алгоритъма на мравките е вдъхновена от наблюденията на това как мравките усвояват източници на храна и по-специално от наблюдението, че индивидуално

ограничените откъм когнитивни възможности мравки, взети заедно откриват най-кратък път между източника на храната и своя мравуняк. В **Раздел 2.2.1 Представяне на алгоритъма**, е описан основният алгоритъм на мравките и някои негови модификации, които принадлежат на класа алгоритми за метаевристична оптимизация. За първи път предложен от проф. Марко Дориго в докторската му дисертация от 1992 година [Dorigo 1992], оригиналният алгоритъм за оптимизация по метода на мравките е имал за цел да търси оптимален път в граф на базата на поведението на мравките, търсещи път между своята колония и даден източник на храна. При прилагането му малкият брой използвани мравки води и до по-малко компютърни ресурси като време и памет. За сравнение при генетичните алгоритми обикновено са нужни поне 100 индивида, за да се постигне добро решение. Мравката избира следващ връх от графа, който да добави в решението като използва функция наречена вероятност на прехода. Тази функция е произведение от количеството феромон съответстващо на този преход и евристична информация. Количеството феромон представя опита на мравките от предходните итерации. Евристичната информация е функция представяща предварителното познание за задачата. Конструирането на евристичната информация е съществено за намирането на добри решения. Това обикновено е подходяща комбинация от параметрите на целевата функция и ограниченията на задачата. Мравката избира да добави към решението върхът, за който вероятността за преход е най-голяма. Ако има два и повече върха с равна вероятност, то се избира един от тях на случаен принцип. След като всички мравки построят своите решения обновяваме феромона. Основното правило е елементите на по-добрите решения да получат повече феромон от останалите и така да станат по-желани на следващата итерация. Първо феромонът се намаля (изпарява) за да се намали влиянието на старата информация. След това се добавя нов феромон който е пропорционален на стойността на целевата функция ако задачата е за намиране на максимум и обратно пропорционален – ако е за намиране на минимум. Феромонът може да се постави или на ребрата или на върховете в зависимост кое е по-подходящо за конкретната оптимизационна задача.

Вероятност на прехода

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

$$p_{ij} = \frac{(\tau_{i,j}^\alpha)(\eta_{i,j}^\beta)}{\sum (\tau_{i,j}^\alpha)(\eta_{i,j}^\beta)} \quad (1)$$

където

- $\tau_{i,j}$ е количеството феромон, съответстващо на прехода от връх i във връх j ;
- α е параметър за контрол на влиянието на $\tau_{i,j}$
- $\eta_{i,j}$ е евристичната информация, тя представлява предварително познание за задачата и често е комбинация от параметрите на целевата функция и ограниченията;
- β е параметър за контрол на влиянието на $\eta_{i,j}$

Обновяване на феромона

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

където:

- $\tau_{i,j}$ е количеството феромон съответстващо на прехода от връх i до връх j .
- ρ е скоростта на изпарение на феромона.

$\Delta\tau_{i,j}$ е количеството на отложения феромон, обичайно представен чрез формулата:

$$\Delta\tau_{i,j}^k = \begin{cases} \frac{1}{L_k} & \text{(ако мравка с поредност } K \text{ премине по реброто } i,j) \\ 0 & \text{в противен случай} \end{cases} \quad (3)$$

където L_k е стойността на целевата функция за решението построено от k мравката. Формула 3 се отнася за случая, когато се търси минималната стойност на целевата функция. Когато се търси максималната стойност на целевата функция във формула 3 стои стойността на целевата функция за решението, построено от k мравката, а не нейната реципрочна стойност.

По-долу схематично е показан алгоритъмът на мравките.

Процедура ACO

Начало

Поставяне на начален феромон

While удовлетворяване на критериите за край **do**

Поставяне на всяка мравка в начален връх

Repeat

For всяка мравка **do**

Избор на следващ връх

End for

Until всяка мравка е построила решение

Обновяване на феромона

End while

End

От тогава до днес оригиналната идея на Дориго е разширявана и модифицирана от различни изследователи, за да се прилага към по-широк клас от задачи, и за да се подобри качеството на намерените решения както сме описали в **Раздел :2.2.2 Варианти на основния алгоритъм**. В този раздел са представени някои от най-популярните варианти на алгоритъма за оптимизация по метода на мравките: мравчена система (Ant System - AS) [Colony 1991], MCEM елитни мравки [Dorigo 1996], система от колонии от мравки (Ant Colony System - ACS) [Dorigo 2000], ACO с допълнително форсиране [Fidanova 2002], Макс – Мин. мравчена система (Max-Min Ant System MMAS) [Stutzle 2000]. Началният вариант на метода мравчена система - AS следва точно поведението на мравките в природата. Експериментално е установено, че той отстъпва на другите известни метаевристични методи. Поради това са създавани и разнообразни варианти на метода с цел подобряване на качеството на намерените решения. Основната разлика при отделните варианти на метода е начинът за обновяване на феромона.

В препратки в **раздел 2.2.3 Сходимост**, споменаваме за условията за сходимост на метода на мравките за граф-базирания алгоритъм на мравките, което е дадено през 2004 в [Dorigo 2004]. В последствие е доказано, че ACS, АЦО с допълнително форсиране и MMAS вариантите на алгоритъма отговарят на изискванията на теоремата за сходимост. Както при повечето метаевристични методи и тук е много трудно да се направи теоретична оценка на скоростта на сходимост. Теоремата за сходимост на алгоритмите по метода на мравките гласи, че ако долната граница на феромона е строго положителна, то алгоритъмът се сходя към глобалният оптимум, когато броят на итерациите клони към безкрайност.

В **Раздел 2.2.4 Някои приложения на алгоритъма на мравките** са описани някои приложения на метода.

Примерно приложение за решаване на задачата за Търговския пътник е представено в **раздел 2.2.6 Описание на прилагането на алгоритъма за намиране решение на Задачата за търговския пътник**.

Глава 3 представлява постановка на задачата като заедно с това представя кратък преглед на познатите техники за решаване и някои известни проучвания на други автори.

Раздел 3.1. Комбинаторна оптимизация и техники за решаване на този клас задачи. запознава читателя с някои особености при комбинаторното оптимизиране, където често задачите имат голяма изчислителска сложност. Много от тези задачи изискват неполиномиален брой изчисления, т.е са от клас (NP-трудни). Когато се решава такава задача трябва да се прецени добре каква степен на сложност има за да се намери оптималното решение.

В **раздел 3.2 Точни и приближени алгоритми** е представена допълнителна информация за класовете алгоритми, използвани при комбинаторните оптимизационни задачи. При решаването на комбинаторни оптимизационни задачи се използват два типа (класове) алгоритми – точни и приближени (Approximate).

Точните алгоритми откриват оптимални решения и доказват своята ефективност за всякаква размерност на задачата като пресмятат това за време, което се определя конкретно според обема на зададения размер на задачата. Ако трябва да се използва точен алгоритъм към клас задачи NP-трудни, то в най-лошия случай ще му бъде необходимо експоненциално количество време, за да достигне оптимално решение. Съществуват и

примери в които точни алгоритми са приспособени за решаване на някои конкретни задачи и са показали добри резултати. Въпреки това прилагането на точни алгоритми към повечето NP-трудни задачи изисква значителни изчислителни ресурси и е незадоволително откъм изпълнение.

Изследванията относно позиционирането на сензорите при построяване на БСМ бележат значителен напредък през последното десетилетие. В **раздел 3.3 Проучвания относно проблема с позиционирането на сензорите в БСМ** са представени някои от известните и оригинални подходи на други автори, работили в това направление. В [Zhang 2005] се изследва позиционирането на сензорите от гледна точка на предаването на данните. В [Yuce 2007] са изследвани различни правилни разпределения на сензорите във вид на квадрат, триъгълник и шестоъгълна мрежа. При [Dhillon 2003] са предложени два жадни (greedy) алгоритъма, които избират позиции за сензорите в БСМ с минимален брой възли. Jourdan [Jourdan 2000] решава варианти на задачата, като използва многоцелеви генетичен алгоритъм. В неговата формулировка краен брой сензори трябва да бъде разположен по начин, по който да се получи максимално покритие. При други изследвания [Wolf 2008] се взема под внимание количеството енергия на мрежата като се използва еволюционен алгоритъм за този вариант на задачата. В [Hernandez 2011] е предложен АСО алгоритъм за вариант на задачата, но при тях е разгледан частен случай когато сензорите са антени и се минимизира само енергията. Във [Fidanova 2008] е предложено решение чрез алгоритъма на мравките, като под внимание е взет само броя на сензорите. Вариант на задачата е решаван във [Fidanova 2010]. Там се цели постигане на максимално покритие с минимум сензори. Възможните позиции за поставяне на сензорите в този вариант на задачата са зададени като нареден списък, който да отговаря на спецификата на проблема. В [Molina 2008] са предложени няколко еволюционни алгоритъма - NSGA II, IBEA, MOEA. MOEA е основен генетичен алгоритъм, който търси доминираните Pareto решения, като използва сортиране по недоминираност.

В **раздел 3.4 Описание на задачата за изграждане на безжична сензорна мрежа** е описана решаваната задача.

БСМ позволява наблюдение на някакво множество от физически параметри в пространство, наречено сензорно поле. Когато БСМ е изградена върху сензорното поле, всеки сензор наблюдава част от полето, като мрежата би следвало да може да наблюдава

цялото сензорно поле, обединявайки всички части – наблюдавани от отделните сензори. Разглеждаме случая при който пространството което един самостоятелен сензор може да наблюдава, може да бъде моделирано под формата на кръг с радиус на покритие R_{sens} и радиус на комуникация R_{com} . Радиусът на комуникация е обхватът на радио връзката, в който е възможно установяване на комуникационна свързаност и предаване на данни. Стойностите на тези параметри зависят от средата, радиопредавателите, различните модели сензори и други.

При наблюдение на геоложки структури и размествания в тях средата предполага по-голям радиус на наблюдение (R_{sens}), тъй като сензорът може да засича нискочестотни вибрации, разпространяващи се на разстояние по-голямо, от колкото е обхвата на предавателя на сензора $R_{sens} > R_{com}$.

При сензорни мрежи в земеделието и агропроизводството сензорите могат да засичат локално параметри като влажност на почвата, концентрация на вещества температура и др., които се изпращат за последваща обработка. При такива мрежи можем да имаме реален сценарий, където $R_{sens} < R_{com}$. Когато БСМ е разгърната върху сензорното поле сензорите формират безжична ад-хок мрежа (мрежа от елементи, комуникиращи един с друг) на основата на която предават засечените данни до специален възел – ВЕКВ.

Всеки сензорен възел трябва да има връзка до ВЕКВ. В тази точка на мрежата (ВЕКВ) информацията може да се обработва от процесора на ВЕКВ, да се предава за последваща обработка от друга система или да се предава към администратора чрез конкретен интерфейс.

Енергията на БСМ зависи от броя насъобщенията, които всеки сензор изпраща. БСМ събират информация на определени интервали (цикли). В един цикъл всеки сензор засича данните в своето поле, получава данни от по-отдалечените от ВЕКВ сензори и ги предава към по-близките до ВЕКВ сензори. Всеки сензор изпраща информацията под формата на съобщения към тези свои съседи, които са най-близко до ВЕКВ или до самия ВЕКВ, ако той е в директен обхват. Ако съществуват няколко съседни сензори на разстояние с едно по-малко до ВЕКВ то трафикът се разпределя между тях.

По този начин, ако даден сензорен възел има n съседи на разстояние с едно по-малко до ВЕКВ, всеки от тях получава $1/n$ от съобщенията на въпросния сензор. Всеки

сензорен възел консумира енергия равна на единица за предаването на засечените от сензора данни. Към това съобщение прибавяме и сума на съобщенията от сензорите, които са на по-голямо отстояние от ВЕКВ.

В разглежданата от нас задача се изисква пълно покритие на изследваната област. От друга страна, броят на сензорите трябва да бъде възможно най-нисък, тъй като повече сензори би означавало по-висока крайна цена при изграждане на мрежата. Възможно е и по-високо влияние на околната среда. Това означава минимална цена за поддържане и експлоатация на мрежата. Задачата която решаваме има две целеви функции: броят на сензорите и количеството използвана енергия, т.е. имаме задача е за многоцелева оптимизация. Тези функции са взаимно противоречащи си. Намаляването на броя сензори води до увеличаване на енергията на мрежата. От друга страна, за да се намали енергията на мрежата обикновено се добавят сензори в близост до ВЕКВ. Така ние се стремим да намерим баланс между броя сензори и консумираната енергия. Вариант на задачата е решаван във [Fidanova 2010]. Там се цели постигане на максимално покритие с минимум сензори. Възможните позиции за поставяне на сензорите в този вариант на задачата са зададени като нареден списък, който да отговаря на спецификата на проблема.

Оптималното решение за многоцелеви оптимизационен проблем не е едно, както при едноцелевото оптимизиране. Тук решението е под формата на множество от решения, наречени – Pareto оптимални решения. Едно решение е Pareto оптимално, ако не е възможно да се подобри един от компонентите, без влошаването на поне един от останалите компоненти. Такова решение илюстрира множеството от компромисни решения между различните конфликтни цели. Главната цел при решаването на многоцелева оптимизационна задача е да се достигне Pareto оптимално множество от решения, наричано още Pareto фронт. Pareto фронтът обхваща множеството от не доминирани решения. Когато метаевристиката се приложи, тогава целта се свежда до намирането на приближен Pareto фронт.

Задачата за построяване на БСМ е трудна от изчислителна гледна точка (*NP-трудна*) оптимизационна комбинаторна задача, която изисква експоненциално количество компютърни ресурси. Така наречените точни методи и традиционните числени методи се оказват не до там ефективни за да се прилагат при такъв тип задачи (*NP-трудни*). Ето защо в такива случаи се прилага метаевристичен метод.

Най-добри резултати в литературата за разглежданата от нас задача за построяване на БСМ са постигнати от няколко еволюционни алгоритъма. Накратко те са описани в **Раздел 3.5 Най-добри резултати в литературата за разглежданата задача.**

Между тях са NSGA II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm) - предложен в [Deb et al., 2002] като втори генетичен алгоритъм за сортиране по недоминираност.

ИВЕА (Indicator-Based Evolutionary Algorithm) е предложен от [Zitzler и Kunzli 2004] Този еволюционен алгоритъм не използва процедура за сортиране по доминираност по Pareto. Тази функция тук е заместена от използването на показател за изпълнение *I* – Performance Indicator.

МОЕА (Multi-Objective Evolutionary Algorithm) е основен генетичен алгоритъм, който търси доминираните Pareto решения като използва подобно на NSGA II сортиране по недоминираност. Основната разлика е вида на функцията, която избира следващата популация.

Най-често използваните метаевристични методи в комбинаторната оптимизация са еволюционното смятане (ЕС) и в частност генетичните алгоритми (ГА) [Holland 1975], симулиране на закаляване (simulated annealing) [Kirkpatrick 1983], метод на частиците [Kenedy 1995], метод на мравките [Dorigo 1992]. Съществуват и други евристични алгоритми вдъхновени от природата като метод на осите [Pilat 2006], метод на прилепите [Yang 2010], метод на пчелите [Pham 2005], метод на светулките [Yang 2008]. Много от съществуващите алгоритми за решаване на задачата за изграждане на БСМ идват от сферата на *еволюционното смятане* [Alba 2008], [Molina 2008].

Еволюционното смятане се е превърнало в термин за техники на решаване, чийто дизайн е взимстван от моделите на естествената еволюция на видовете. В исторически план съществуват три алгоритмични направления в областта на ЕС: еволюционни стратегии [Rechenberg 1973], [Schwefel 1981], еволюционно програмиране [Fogel 1966] и генетични алгоритми [Holland 1975] [Goldberg, 1989]. Общото между тези направления е в това, че използват популационно базирани алгоритми, включващи процедури, вдъхновени от популационната генетика, за да изследват дадено пространство за търсене. Такива процедури са репродукцията, мутацията и рекомбинацията

Ще отбележим, че методът на мравките за решаване на комбинаторни оптимизационни задачи се базира на *конструиране на решението* докато повечето други

метаевристични методи са базирани на *усъвършенстване на намереното решение и се нуждаят от едно или повече начални решения*. Ето защо методът на мравките е подходящ за задачи със строги ограничения. Анализите показват че методът на мравките е един от най-успешните метаевристични методи, който превъзхожда останалите за широк клас задачи [Dorigo 2004].

Глава 4 е посветена на Едноцелеви вариант на алгоритъма за оптимизиране с използване на колония от мравки за построяване на безжична сензорна мрежа.

В тази глава предлагаме оптимизационен алгоритъм, който решава задачата чрез прилагане на метода на мравките. Резултатите, описани в тази глава, са публикувани в [Shindarov 2012], [Fidanova accepted]. Задачата е многоцелева по дефиниция. В предложения алгоритъм я превръщаме в едноцелева като новата целева функция е резултат от комбинация на двете целеви функции в оригиналната задача.

Едни от най-важните моменти при прилагане на метода на мравките са:

- Избор на модел за представяне на задачата с граф
- Подходящ избор на това къде ще се поставя феромонът, на върховете или на ребрата на графа
- Подходящо конструиране на евристичната информация.

Изборът влияе съществено на процеса на управление на мравките и конструираните от тях добри или близки до оптималните решения.

Графът, с който представяме нашата задача, представлява правоъгълна решетка. Сензорите ще бъдат поставяни във върховете на графа. При използването на метода на мравките има две възможности за поставяне на феромона: във върховете на графа; по ребрата на графа. Според нас в конкретния случай е по-подходящо феромонът да бъде поставян във върховете на графа. За нашата задача решението ще бъде представено като дърво в графа. След като началната стойност на феромона е зададена, мравките започват да изграждат валидни решения, стартирайки от случайно избран връх. В нашия случай това е случаен връх, от който съществува директна връзка до ВЕКВ.

След изграждане на решението стойностите за феромона се актуализират. В общия случай елементите на по-добрите решения получават повече феромон и така те са по-желани на следващата итерация.

На всяка стъпка мравката прави пресмятане на възможните ходове чрез вероятностно правило наречено вероятност на прехода, на базата на натрупания феромон и евристичната информация, за да извърши обхождане.

Вероятността на прехода p_{ij} (Формула 1) да бъде избран връх j , когато текущият връх е връх i , е базирана на евристична информация η_{ij} и информация за количеството феромон τ_{ij} , съответстващо на този преход, където $i, j = 1, \dots, n$.

Колкото по-висока е стойността на концентрацията на феромона на даден връх, както и евристичната информация за него, толкова по-вероятно ще е той да бъде предпочетен за следващ ход от мравката. Феромонът изразява глобалната памет на мравките, техният опит да решат задачата при предишни итерации.

При стартиране на алгоритъма, началното ниво на феромона задаваме с положителна стойност τ_0 , като впоследствие мравките актуализират стойността след като конструират решение [Bonabeau 1999].

В настоящото изследване използваме метода на мравките, като прилагаме система за изменение на концентрацията на феромона, включваща фиксирани горна и долна граници, съответно τ_{min} и τ_{max} - на стойността на концентрация или MAX-MIN Ant System, изписвано още и като MMAS [Stutzle 2000]. Този вариант на метода е един от най-разпространените и успешните в практиката. Предимството в използване на фиксирани граници е възможността частично да се избегне прекалено натрупване на феромон във възли, които могат да принадлежат към няколко възможни решения и да доведе до повтаряне на ходове. Същевременно се избягва възможността някои възли да станат нежелани за обхождане от мравките поради изчерпване на феромонова концентрация. Още повече, както беше споменато в предходната глава, MMAS отговаря на условията на теоремата за сходимост.

В тази глава преобразуваме задачата до едноцелева. Практиката показва, че когато този похват се използва, задачата се опростява, но обикновено получените решения са по-лоши от случая, когато решаваме задачата като многоцелева, затова от решаващо значение е как ще бъде формирана новата целева функция при преобразуването.

Дефинираме новата целева функция както следва:

$$C(Vk) = \frac{F1(Vk)}{\max_i F1(Vi)} + \frac{F2(Vk)}{\max_i F2(Vi)} \quad (4)$$

Новата целева функция е комбинация от броя сензори и енергия на мрежата, за която търсим минималните стойности. Vk е решение, достигнато от мравка с поредност k , $F1(Vk)$ и $F2(Vk)$ са съответно броят на сензорите и количеството енергия, съответстващи на решението Vk .

Съотнасянето на $F1$ към $\max_i F1(Vi)$ и на $F2$ към $\max_i F2(Vi)$ е нормализиране на намерените стойности за брой сензори и количество енергия по отношение на най-големите стойности, достигнати от първата итерация. По този начин, когато енергията и/или броят на сензорите намалява, стойността на обектната функция също намалява, а двата компонента запазват еднаквото си влияние.

С цел да избегнем насищането на пространството за търсене, диапазонът на възможни стойности на феромона за всяко отделно движение (всеки възможен ход на мравката) е ограничен в зададен интервал $[\tau_{min}, \tau_{max}]$. τ_{max} е поставен да бъде асимптотичният максимум за τ_{ij} и

$$\tau_{max} = \frac{1}{(1-\rho)C(V^*)}, \quad (5)$$

докато $\tau_{min} = 0.087 \tau_{max}$. Това са ограниченията за феромона използвани в [Stutzle 2000]. Във формулата V^* е оптималното решение на задачата, но тъй като то е неизвестно, използваме V_{best} , което за нас е най-добрата достигната до момента стойност на целевата функция вместо V^* .

За да намалим броя на изчисленията използваме втора правоъгълна решетка (граф). За модел на площта за покриване използваме мрежа $G = \{g_{ij}\}_{N \times M}$, където N и M е размерът на площта за сензорно покриване. Благодарение на граф G пресмятаме покритието на терена. Въвеждаме нов граф $G1 = N_1 \times M_1$, върховете на който отразяват позицията на сензорите, като $N_1 \leq N$ и $M_1 \leq M$. Параметрите N_1 и M_1 зависят от радиуса на покритие и радиуса на комуникация. По този начин намаляваме броя пресмятания, които алгоритъмът трябва да направи, а заедно с това и времето за обработка. Феромонът се задава във вида:

$$Ph = \{ph_{ij}\}_{N_1 \times M_1}$$

като при инициализирането началната стойност се задава с малко положително число, например $1/n$ където n е броят на мравките. Един от приносите на тази работа е конструирането на подходящ евристичен елемент чрез който можем да гарантираме намирането на валидни решения.

Предложената от нас евристична информация е произведение от три параметъра:

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

$$l_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{ако съществува комуникация} \\ 0 & \text{ако не съществува комуникация} \end{cases}$$

$l_{ij}=1$ ако от избраната позиция съществува комуникация с останалите сензори от мрежата, или 0 – ако не съществува.

S_{ij} , е броят на точките, които новият сензор ще покрие и които не са покрити до сега от други сензори.

b – е матрица на решенията, в която елемент $b_{ij}=1$ когато има поставен сензор на този връх (i,j) в графа GI . В противен случай $b_{ij}=0$.

С помощта на S_{ij} се опитваме локално да увеличим покритието на точките, като по този начин очакваме, че наличието на повече нови покрити точки ще доведе съответно до по-малък брой сензори при изграждане на БСМ. l_{ij} от своя страна гарантира, че всички сензори ще имат комуникационна свързаност. Чрез правилото $(1 - b_{ij})$ гарантираме, че възможната позиция на сензора все още не е заета и няма вече поставен сензор, както и че във всеки един от върховете на граф GI ще бъде поставен не повече от един сензор.

Когато вероятността за преход $p_{ij}=0$ за всички стойности на i и j търсенето спира. По този начин търсенето се преустановява, ако няма повече свободни позиции или ако всички точки вече са покрити или ако нова комуникация е невъзможна.

В Таблица 2 в Глава 4 са посочени параметрите на тестовия пример, който използваме. С цел да сравним постигнатите от нас решения с известни до момента решения на задачата, използваме тестови пример, представен в [Molina 2008]. Работили сме с площ с размерност 500×500 точки, която трябва да бъде покрита със сензори, чийто комуникационен и сензорен радиус е 30 точки. При този пример ВЕКВ е фиксиран в центъра на площта.

Теренът има площ от 250,000 точки и всеки сензор покрива площ от 2,827 точки. При идеални условия това предполага пълно покритие от 89 сензора. Постигането на тези идеални условия не е възможно, тъй като това би предполагало, че при покриването няма застъпване на покритието на един сензор с това от друг, а това не е възможно поради физическите характеристики на радиоразпръскването – геометрично можем да го представим като кръг с радиус 30 точки. Ето защо минималният брой сензори, който е нужен за постигане на пълно покритие е по-голям от 89. В този пример граф G съдържа 500×500 върха.

Когато прилагаме оптимизиране по метода на мравките към този пример, граф $G1$ съдържа 50×50 върха, които са 100 пъти по-малко от върховете в граф G . Броят на върховете в графа $G1$ е пропорционален на броя на върховете в графа G и е пропорционален на броя на покритите точки от радиусите на комуникация и покритие. По този начин върховете на графа $G1$ са подмножество на върховете на графа G и радиусите на покритие и комуникация покриват 3 точки от графа $G1$.

Методът на мравките е стохастичен и затова са направени 30 независими пускания на алгоритъма. Недоминираните решения, намерени от нашия алгоритъм на мравките, които ще наричаме ACO-mono, са: (238, 50), (233, 56), (229, 57), (228, 58) и (226, 60).

Таблица 4 Сравнение на едноцелевия вариант с други алгоритми

Алгоритъм	Мин. сензори	Мин. енергия
Symmetric	(288,72)	(288,72)
MOEA	(260, 123)	(291,36)
NSGA-II	(262,83)	(277,41)
IBEA _{nd}	(265,83)	(275,41)
ACO-mono	(226,60)	(238,50)

В Таблица 4 са представени най-добрите намерени решения по отношение броя на сензорите и по отношение на консумираната енергия, достигнати от няколко метаевристични метода. Достигнатите от ACO-mono решения за броя на сензорите са в интервала [226, 247]. По този начин най-лошият брой сензори, достигнат от алгоритъма на мравките е по-малък от най-доброто достигнато от останалите споменати алгоритми.

Всяко от недоминираните решения на АСО-топо доминира симетричното решение, което означава, че сме получили добри решения. Нека сравним получените решения с най-малък брой сензори. Решенията получени от споменатите еволюционни алгоритми имат много висока енергия, по-висока от тази на симетричното решение. Това означава, че те не доминират симетричното решение, тоест не са добри решения.

Решението на алгоритъма на мравките с минимален брой сензори доминира останалите решения с минимум сензори, както и симетричното решение, това показва, че достигаме добри решения.

Сравнявайки резултатите от гледна точка на решения с най-ниска енергия МОЕА намира решение с доста ниска енергия, но за сметка на това с голям брой сензори, по-голям от този на симетричното решение. Така това не е добро решение.

Другите два еволюционни алгоритми (IBEA и NSGAII) намират решения с по-малко енергия от симетричното решение и малко по-малък брой сензори. Тези решения също са добри.

И в този случай решенията намерени от алгоритъма на мравките доминират симетричното решение. Енергията в тези решения е малко повече от тази намерена от еволюционните алгоритми, но броят на сензорите е доста по-малък.

Можем да отбележим, че споменатите еволюционни алгоритми намират горните решения като многоцелеви, докато нашия алгоритъм работи като едноцелеви. МОЕА намира решение с енергия само 36 като използва допълнителна процедура за подобряване на решението. От всичко това можем да заключим, че нашият алгоритъм работи добре и че сме конструирали по подходящ начин целевата функция и евристичната информация.

Сравнявайки получените от нас решения с тези получени в [Fidanova 2012]. виждаме, че когато целевата функция е *сума* от броя на сензорите и енергията на мрежата постигаме решение с по-малко на брой сензори както и решение с по-малка енергия, отколкото в случая на умножение на броя на сензорите и енергията. Когато целевата функция е *сума* от броя на сензорите и енергията множеството от недоминираните решения се състои от 6 решения, докато в случая на умножение се състои само от две. Всичко това показва, че при трансформирането на задачата от многоцелева към едноцелева е по-подходящо двете целеви функции на първоначалната задача да бъдат сумирани отколкото умножени.

Глава 5. Едноцелеви вариант на алгоритъма за оптимизиране с използване на теглови коефициенти, за построяване на безжична сензорна мрежа.

В тази глава отново свеждаме задачата от многоцелеве до едноцелева. В този случай въвеждаме теглови коефициенти в целевата функция. Целта е да изследваме влиянието на тегловете коефициенти върху качеството на намерените решения. Резултатите, описани в тази глава, са публикувани в [Fidanova 2012a].

Постановката на решаваната задача е същата като в Глава 4.

За разлика от задачата, решена в Глава 4, тук дефинираме целевата функция както:

$$C(V_k) = \lambda \frac{F1(V_k)}{\max_i F1(V_i)} + (1 - \lambda) \frac{F2(V_k)}{\max_i F2(V_i)} \quad (7)$$

където V_k е решение, достигнато от мравка с поредност k , а $F1(V_k)$ и $F2(V_k)$ са съответно броят на сензорите и количеството енергия, съответстващи на решението (V_k).

Делим стойността на $F1$ на $\max_i F1(V_i)$ и на $F2$ на $\max_i F2(V_i)$ за нормиране на намерените стойности за брой сензори и количество енергия. Параметърът λ показва влиянието на целевите функции $F1$ и $F2$, в новата целева фикция след преобразуването.

Цел на настоящото изследване е да установим въздействието на параметъра λ върху качеството на получените решения и при коя негова стойност решенията са най-добри. Отново работим с тестовия пример от предходната глава, за да можем да сравняваме постигнатите от нашия алгоритъм резултати с тези на други автори. Управляващите параметри на нашия алгоритъм са същите като в предходната глава (виж. Таблица 3), за да можем да правим сравнение с постигнатите там резултати. Всички тестове са пускани при еднакви условия за да можем да сравняваме резултатите от различните глави на тази дисертация.

Алгоритъмът е пускан по 30 пъти с този тестови пример с различни стойности на параметъра λ . λ заема стойности от следното множество: $\{0.125, 0.250, 0.375, 0.500, 0.625, 0.750, 0.875\}$. В случая, когато $\lambda=0.500$, двете целеви функции са с еднаква тежест в целевата функция на едноцелевата задача или имаме случая разгледан в предходната глава.

Таблица 6. Недоминирани решения:

λ					
0.125	(238,49)	(235,51)	(229,58)	(227,60)	
0.250	(238,49)	(235,51)	(228,58)		
0.375	(238,49)	(235,51)	(229,57)	(227,58)	(226,60)
0.500	(238,50)	(233,56)	(229,57)	(228,58)	(226,60)
0.625	(238,49)	(235,51)	(229,57)	(227,58)	(226,60)
0.750	(238,49)	(235,51)	(229,57)	(227,58)	(226,60)
0.875	(238,49)	(230,51)	(225,57)		

В таблица 6 са показани недоминираните решения, намерени при различните стойности на параметъра λ след 30 пускания с всяка от стойностите му. От таблицата се вижда, че според получените решения най-добрата стойност за λ е $\lambda = 0.875$, защото при тази стойност алгоритъмът намира решения, които доминират решенията намерени при другите стойности за λ .

Ще наричаме този алгоритъм АСО- λ . Така решенията намерени от АСО- λ доминират решенията, намерени от АСО-mono. При всичките пускания на алгоритъма, независимо от стойността на λ , броят на сензорите е бил в интервала [225,247]. Отново ще покажем, както в предходната глава, че нашият алгоритъм постига много добри решения, сравнен със симетричното решение и с други алгоритми, срещани в литературата [Molina 2008].

Таблица 7. Решения за БСМ

Алгоритъм	Мин. сензори	Мин. енергия
Symmetric	(288,72)	(288,72)
MOEA	(260,123)	(291,36)
NSGA-II	(262,83)	(277,41)
IBEA	(265,83)	(275,41)
АСО-mono	(226,60)	(238,50)
АСО- λ	(225,57)	(238,49)

Отново най-лошият брой сензори, достигнат от алгоритъма на мравките, представен в тази глава, е по-малък от най-доброто достигнато от останалите споменати алгоритми.

Всички недоминирани решения на алгоритъма на мравките доминират симетричното решение.

Решението на алгоритъма на мравките с минимален брой сензори доминира останалите решения с минимум сензори, както и симетричното решение – това показва, че е добро решение.

Глава 6 е посветена на Многоцелеви вариант на алгоритъма за оптимизиране с използване на колония от мравки, за построяване на безжична сензорна мрежа.

В предходните две глави представихме конструирането на алгоритъма на мравките, изследвахме влиянието на теглови коефициенти при преобразуването на задачата от многоцелева към едноцелева и отношението им към получените резултати. Сравнихме получените резултати с други известни резултати, познати ни от литературата, за същата задача, решавана в настоящото изследване.

В тази глава е предложен многокритериален АСО алгоритъм за решаване на задачата за изграждане на БСМ.

И в тази глава, както в предходните, прилагаме MAX-MIN Ant System. За тази модификация на метода на мравките (MAX-MIN) е характерно, че има долна и горна граница на количеството феромон, както и че само мравката, построила най-доброто решение, поставя феромон. Този метод е разработван за решаване на еднокритериални оптимизационни задачи. При настоящото прилагане на метода променяме този модел. Ще дадем възможност за актуализиране на феромоновите стойности на тези мравки, които са намерили недоминирани решения. По този начин алгоритъмът става по-гъвкав към многоцелевата оптимизация, която изследваме в настоящия дисертационен труд. С добавяне на феромон на върховете на недоминираните решения целим да увеличим влиянието на онези решения, които са част от най-добрите, достигнати до момента.

Правилото, с което дефинираме актуализирането на феромоновата следа задаваме като:

$$\tau_{ij} \leftarrow \rho \tau_{ij} + \Delta \tau_{ij}, \quad (8)$$

Където

$$\Delta\tau_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{F(k)} \text{ ако } (i, j) \in \{ \text{не доминирани решения,} \\ \text{достигнати от мравка с порядност } k. \} \\ 0 \text{ в противен случай} \end{cases}$$

$F(k)$ е оценъчна функция за решенията, достигнати от мравка с порядност k , а $i, j = 1, \dots, n$, $\rho \in [0, 1]$ – и симулира изпарението на феромона в природата. Чрез параметъра ρ намаляваме влиянието на старата информация, запазвайки я на едно определено ниво.

Разликата с предходните глави, в които решаваме задачата като едноцелева, е, че във формулата за феромона на мястото на целевата функция използваме оценъчна функция, защото в този случай имаме две целеви функции. Важно е как ще бъде подбрана оценъчната функция, защото тя е съществена при управлението на мравките за намиране на добри решения.

Оценъчната функция се използва за да се определи качеството на решението. Целта е да се заложи повече феромон на недоминираните решения и по този начин мравките да бъдат насърчавани да търсят около тях за нови недоминирани решения. За оценъчна функция използваме целевата функция от АСО-топо (Формула 3). Нашата оценъчна функция е динамична и отразява моментното състояние на решението.

Използваната в тази глава евристична информация е същата като в предходните две глави (Формула 6).

В края на всяка итерация се обновява множеството от недоминирани решения, като се добавят нови недоминирани, ако са намерени такива, а някои от решенията в това множество отпадат ако новите ги доминират.

В тази глава ще използваме същия тестови пример, както в предходните две.

Всяка мравка изгражда решението от случайно избран връх, от който съществува комуникация до ВЕКВ, като по този начин осигуряваме различна стартова позиция за всяка следваща мравка при всяка итерация. Избора на следващ ход определяме чрез вероятностно правило, вероятност на прехода, според което се избира точка с най-голяма оценка за вероятност. Ако алгоритъмът достигне ситуация при която повече от една точки имат равна стойност по отношение на вероятността, решението за избор между тях правим на случаен принцип.

Описаният по-горе алгоритъм е реализиран от програмен код, написан на езика C++, като тестовете са направени на компютър с Intel Pentium процесор с честота 2.8 GHz. Софтуерът може да реши задачата спрямо всякаква правоъгълна площ, като радиусът на покритие може да бъде различен от радиуса на комуникация и може да приема всякаква положителна стойност. След няколко последователни пускания на алгоритъма, определяме подходящите стойности на управляващите параметри на алгоритъма.

В Таблица 9 са показани резултатите от най-добрите намерени решения за броя на сензорите и енергията на мрежата, намерени от няколко метаевристични алгоритъма. Ще сравним получените в тази глава резултати и с резултатите АСО-λ и със симетричното решение.

От статистическа гледна точка се налага минималният брой пускания на алгоритъма да бъде 30 пъти. След 30 независими пускания на алгоритъма достигнатите решения за брой сензори са в интервала [226, 247]. Виждаме, че най-лошото решение за брой сензори на многоцелевият алгоритъм на мравките е с доста по-малък брой сензори от най-добрите решения на останалите алгоритми. Недоминираните решения намерени от алгоритъма са $\{(238, 50), (237, 53), (236, 55), (233, 56), (225, 57)\}$. Всички недоминирани решения на многоцелевият вариант на алгоритъма доминират симетричното решение.

Да сравним получените резултати за минимален брой сензори. Решенията на многоцелевия вариант на алгоритъма на мравките доминират решенията на другите алгоритми по отношение на броя сензори, така неговите решения са добри решения.

Да сравним достигнатите решения по отношение на енергията на мрежата. МОЕА алгоритъмът може да разположи сензорите така, че да покрият зададената площ с доста ниска енергия, но за сметка на това броят на сензорите е твърде висок и е по-голям от броя на сензорите в симетричното решение затова то не е добро решение. Още повече тази ниска енергия е постигната с допълнително поставяне на сензори в близост на ВЕКВ. Останалите два еволюционни алгоритъма също достигат решения с по-малко енергия от енергията при симетричното решение и в същото време броят на сензорите е малко по-малък от този на симетричното и така те са не лоши решения.

Решенията на многоцелевия вариант на алгоритъма на мравките доминират симетричното решение. Достигнатата енергия е малко повече от тази на еволюционните алгоритми, като в същото време броят на сензорите е доста по-малък. Можем да отчетем,

че резултатите са добри, както и че нашите резултати са постигнати след като програмата е работила в продължение на един час и половина на компютър сходен с компютрите на които са пускани цитираните еволюционни алгоритми. Така получените от нас резултати са постигнати с използване на по-малко компютърни ресурси като време и памет, което не е маловажно особено когато се решават задачи с голяма изчислителна сложност.

Когато решаваме задачата като многоцелева достигаем сходни резултати като качество, в сравнение с резултатите които получаваме при преобразуване на задачата към едноцелева, но Pareto фронтът съдържа повече точки.

Таблица 9 Сравнение на резултатите от различни алгоритми

алгоритъм	Symmetric	MOEA	NSGA-II	IBEA <i>HD</i>	ACO- λ	ACO-multi
Минимум сензори	(288, 72)	(260, 123)	(262, 83)	(265, 83)	(225, 57)	(225, 57)
Минимум енергия	(288, 72)	(291, 36)	(277, 41)	(275, 41)	(238, 49)	(238,50)

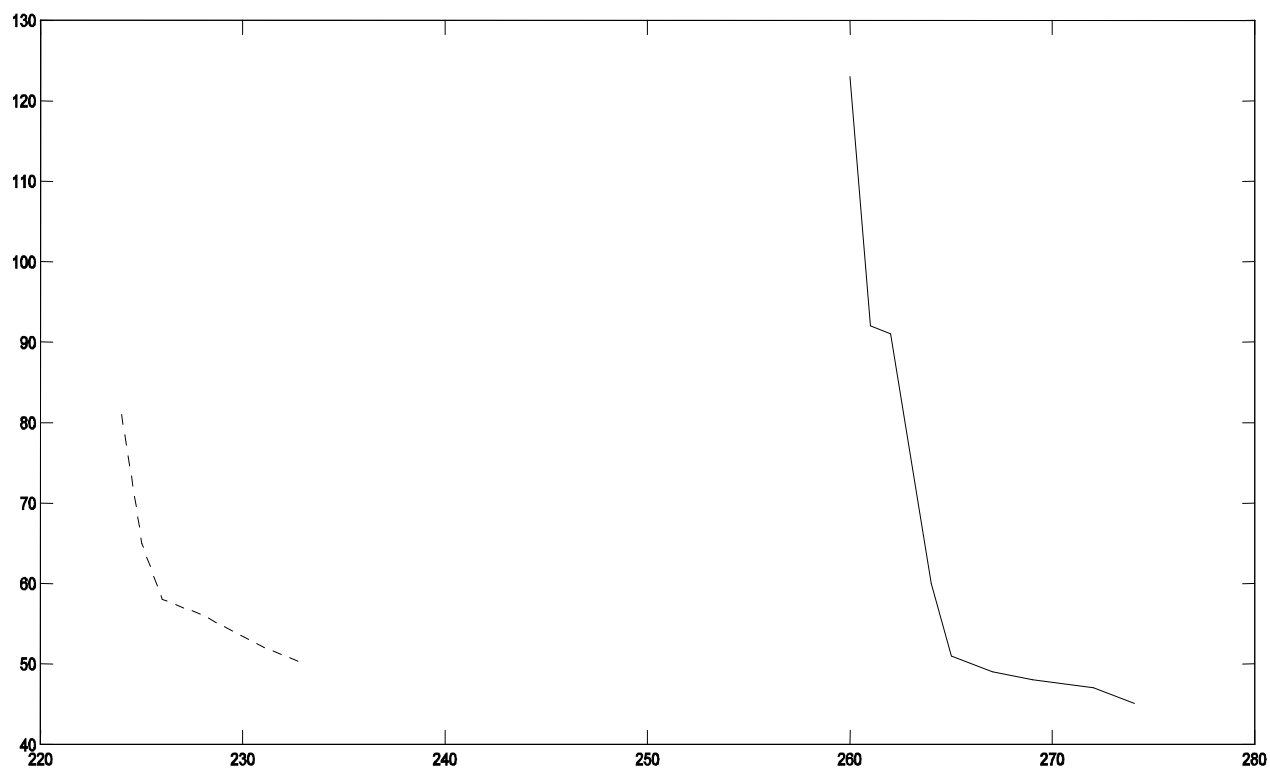
Таблицата 10 показва основният хиперобем от фронтите достигнати от различните алгоритми. Ние използваме хиперобем метриката за да съпоставим решенията намерени от различните алгоритми. При алгоритъма на мравките хиперобемът достига по-високи стойности в сравнение с останалите алгоритми. От статистическа гледна точка трите генетични алгоритъма достигат приблизително еднакви стойности за хиперобема.

Минималният хиперобем достигнат от алгоритъма на мравките, е сходен с максималния хиперобем при останалите алгоритми.

Таблица 10 Сравнение на хиперобема

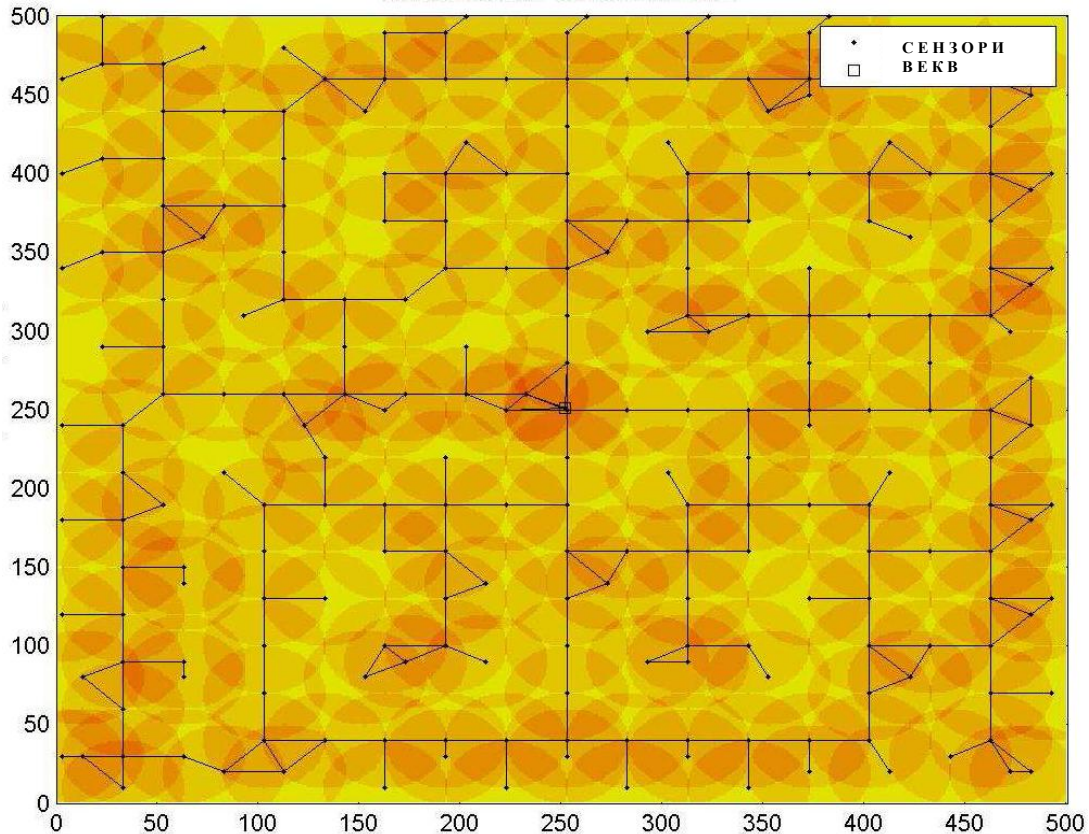
Алгоритъм	Среден хиперобем	Макс. хиперобем	Мин. хиперобем
MOEA	0.7388	0.7847	-
NSGA II	0.7306	0.7868	-
IBEA	0.7280	0.7704	-
ACO- multi	0.9440	0.9900	0.7769

По този начин, позовавайки се на критерия за хиперобем, можем да кажем, че нашият алгоритъм дава по-добри резултати в сравнение с останалите три алгоритъма.



Фигура 19. ACO Pareto фронт и MOEA Pareto фронт

На фигура 19 с прекъснатата линия е показан Pareto фронтът, получен с алгоритъма на мравките, а с непрекъснатата линия е Pareto фронтът, получен от MOEA. Ясно се вижда, че решенията получени с алгоритъма на мравките силно доминират тези, получени с MOEA, което още веднъж показва превъзходството на нашия алгоритъм.



Фигура 20. Решение постигнато с АСО

На фигура 20 е представено решение, постигнато с метода на мравките. Кръговете показват областта на покритие на всеки един от сензорите, точките показват позициите на сензорите, а линиите които ги свързват, изобразяват комуникацията. Вижда се, че има пълно покритие на областта и свързаност на мрежата. Някои части от областта се покриват от повече от един сензор.

В заключителната част под наименование - **Заключение и обобщение на резултатите от изследването** се обобщава методологията на изследване и получените резултати. Задачата е двукритериална. Тя е сведена до еднокритериална, като се сумират двете целеви функции. Направено е сравнение с АСО алгоритъм за същата задача, в който тя е сведена до едно критериална чрез умножение на двете целеви функции. Показано е, че предложеният в дисертацията вариант постига по-добри решения.

В дисертацията е предложен и АСО алгоритъм, в който задачата е сведена до едноцелева, като се използват теглови коефициенти. Изследвано е влиянието на тегловите коефициенти върху поведението на алгоритъма и качеството на постигнатите решения.

Предложен е и АСО алгоритъм, решаващ задачата като многокритериална. Направено е сравнение между предложените в дисертацията алгоритми, както и с най-добрите резултати за разглежданата задача, намерени в литературата. Показано е, че разработените в дисертацията алгоритми превъзхождат тези, предложени от други учени.

Следват - **Списък на публикациите свързани с дисертацията, Аprobация на резултатите, ПРИНОСИ.**

Авторска справка

Приносите в настоящия дисертационен труд са научноприложни и приложни.

Научно-приложните приноси като цяло са ориентирани към разработване на алгоритми, базирани на метода на мравките за решаване на задачата за изграждане на БСМ.

1. Разработен е еднокритериален алгоритъм на основата на метода на мравките за решаване на задачата за построяване на БСМ. Задачата е сведена до еднокритериална чрез нормиране и сумиране на двете целеви функции.
2. Разработен е еднокритериален алгоритъм с тегла, на основата на метода на мравките, за решаване на задачата за построяване на БСМ. Задачата е сведена до еднокритериална чрез нормиране и сумиране с тегла на двете целеви функции.
3. Изследвано е влиянието на теглата върху качеството на постигнатите решения.
4. Разработен е многокритериален алгоритъм, на основата на метода на мравките за решаване на задачата за построяване на БСМ.

Приложните приноси са свързани с разработката на **софтуер за решаване на задачата, на C++**. Програмата е пригодена да разполага по оптимален начин сензори в двуизмерно пространство (правоъгълна област), в която може да има непроницаеми правоъгълни препятствия или области, за които не е необходимо наблюдение. Чрез препятствията могат да се моделират области, различни от правоъгълната.

За да могат да бъдат тествани и прилагани, разработените в дисертацията алгоритми на мравките са реализирани на C++, заедно с това към дисертацията е приложено описание на приложението на C++. в секция **Приложение**. Целта на разработената програма е да постави сензори в зададена област, като осигури пълно покритие на областта.

Авторът изказва най-дълбока благодарност на семейството си за проявеното търпение и разбиране, на своя научен ръководител доц. Стефка Фиданова, както и на доц. Пенчо Маринов за всестранината им подкрепа при изработване на настоящия дисертационен труд и за предоставената му възможност да работи в едно толкова актуално, модерно и перспективно направление, каквото е компютърното моделиране.

Авторът изказва и дълбока благодарност към целия научен колектив на Института по Информационни и Комуникационни Технологии и към неговия Директор за осигурените отлични условия за работа и обучение.

Литература

1. Alba E., Molina G., Optimal Wireless Sensor Layout with Metaheuristics: Solving a Large Scale Instance, Large-Scale Scientific Computing, LNCS 4818, 2008, 227 – 535.
2. Bai X. et all, Deploying wireless sensors to achieve both coverage and connectivity, In Proc. Of 7th ACM Int. Symp. On Mobile Ad-hoc networking and computing, 2006, 131 – 142.
3. Biagioni E>S>, Sasaki G., Wireless sensor placement for reliable and efficient data collection, In Proc. Of Hawaii int. conf on system science, IEEE computer society, 2003, 127b.
4. Bianchi L., Dorigo M., Gambardella L.M., Gutjahr W.J., A Survey on Metaheuristics for Stochastic Combinatorial Optimization., Int. J. Natural Computing Vol. 8(2), 2009, 239 – 287.
5. Bonabeau E., Dorigo M., Theraulaz G, Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems, Oxford University Press, 1999.

6. Brass P., Bounds on coverage and target detection capabilities for model of networks of mobile sensors, *ACM Transactions on Sensor Networks*, 3(2), 2007, 9
7. Cevher V., Kaplan L.M., Acoustic sensor network design for position estimation, *ACM Transactions on Sensor Networks*, 5(3), 2009, 1 – 28.
8. Colony A., Dorigo M., Maniezzo V., *Distributed Optimization by Ant Colonies*, actes de la premiere conference European sur vie artificielle, Paris, France, Elsevier pub., 1991, 134-142.
9. Deb K., Pratap A., Agrawal S., Meyarivan T., A Fast and Elitist Multi-objective Genetic Algorithm: Nsga-ii, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 2002, 182–197.
10. Deneubourg J.L., Aron S., Goss S., Pasteels J.M., The Self-Organising Exploatory Pattern of the Argentine Ant, *J. of Insect Behavior* 3, 1990; 159 – 168.
11. Dorigo M., *Optimization, Learning and Natural Algorithms*, PhD thesis, Politecnico di Milano, Italy, 1992.
12. Dorigo M., Gambardella L.M., Ant Colony System, *Future Generation Computer Systems*, Vol 16, 2000, 889-914.
13. Dorigo M., Stutzle, *Ant Colony Optimization*, MIT Press, 2004.
14. Durillo J.J, Nebro A.J., Luna F., Coello C.A., Alba E., Convergence Speed in Multi-Objective Metaheuristics Efficiency Criteria and Empirical Study, *Int. J. of Numerical Methods in Engineering*, Wiley, Vol 84(11), 2010, 1344 – 1375.
15. Doyle J., Reasoned Assumptions and Pareto Optimality, In *Proc. Of 9th IJCAI*, 1985, 87 – 90.
16. Fidanova S., ACO Algorithm with Edditional Reinforcement, *From Ant Colonies to Artificial Ants*, *Lecture Notes in Computer Science*, No2463, Springer, Germany, 2002, 292 – 293.
17. Fidanova S., Convergence Proof for a Monte Carlo Methods for Combinatorial Optimization Problems, *Computer Science, Lecture Notes in Computer Science* No 2907, Springer, 2004, 136 – 143.

18. 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, 2010, 5–9.
19. Fidanova S., Marinov P., Alba E., Wireless Sensor Network layout, In Monte Carlo Methods and Applications, K. Sabelfeld, I. Dimov eds., Chapter 9, De Gruyter Pub. , Berlin, Germany, 2012, 39 – 46.
20. Fidanova S., Shindarov M., Marinov P., Mono-objective Algorithm for Wireless Sensor Layout, In Proc. Of OMKO-NET Int. Conference, Southampton, UK, 2012a, 57 – 63.
21. Fidanova S., Shindarov M., Marinov P., Optimal Sensor Layout Using Multi-Objective Metaheuristic, In Proc. Of Int. Conf. of Information Systems and Grid Technologies, Sofia, Bulgaria, 2011, 114 – 122.
22. Fidanova S., Shindarov M., Marinov P., Multi-Objective Ant Algorithm for Wireless Sensor Network Positioning, Proceedings of the Bulgarian Academy of Sciences, Vol. 66(3), 2013, 353 – 360.
23. Fidanova S., Shindarov M., Marinov P., Wireless Sensor Positioning ACO Algorithm, Studies of Computational Intelligence, J. Kacprzyk and K. Atanassov eds., Springer, Germany, (accepted).
24. Ganesan D., Cristescu R., Beyer-Lozano B., Power-efficient sensor placement and transmission structure for data gathering under distortion constraints, ACM Transaction on Sensor Networks, 2(2), 2006, 155 – 181.
25. 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), 2011, 5684–5694.
26. Holland J., Adaptation in Natural and Artificial Systems, MIT Press, 1975.
27. Jain E., Liang Q., Sensor placement and lifetime of wireless sensor networks: theory and performance analysis, In Proc. Of global telecommunication conference, IEEE, 2005, 173 – 177.

28. Jourdan D.B., Wireless Sensor Network Planning with Application to UWB Localization in GPS-denied Environments, Massachusetts Institute of Technology, PhD thesis, 2000.
29. Jourdan D.B., Roy N., Optimal sensor placement for agent localization, ACM transaction on sensor networks, 4(3), 2008, 1 – 40.
30. Kar K., Banerjee S., Node placement for connected coverage in sensor networks, In Proc. Of WiOpt, 2003.
31. Kennedy J., Eberhard R., Particle Swarm Optimization, IEEE Int. Conf on Neural Networks IV, 1995, 1942 – 1948.
32. Kirkpatrick S., Gelatt C.D., Vecchi M.P., Optimization by Simulated Annealing, Science 220, 1983, 671—680.
33. 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),2010, 960–976.
34. Lazos L., Poovendram R., Stochastic coverage in heterogeneous sensor networks, ACM Transactions on Sensor Networks, 2(3), 2006, 325 – 358.
35. Lazos L., Poovendran R., Ritcey J.A., Analytic evaluation of target detection in heterogeneous wireless sensor networks, 5(2), 2009, 1 – 38.
36. Manohar P., Ram S.S., Manjunath D., Path coverage by a sensor field: the nonhomogeneous case, Analytic evaluation of target detection in heterogeneous wireless sensor networks, 5(2), 2009, 1 – 26.
37. Mathur V.K. How Well We Know Pareto Optimality,, J. ECON. EDU. 22(2), 1991, 172 – 178.
38. Molina G., Alba E., Talbi El-G., Optimal Sensor Network Layout Using Multi-Objective Metaheuristics, Universal Computer Science 14(15), 2008, 2549–2565.
39. 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, 2005.
40. Pareto V., Course d'economie politique. Rouge, Lausanne, Switzerland, 1896.

41. Paschalidis I.C., Guo D., Robust and distributed stochastic localization in sensor network theory and experimental results, *ACM transaction on sensor networks*, 5(4), 2009, 1—22.
42. Pilat M.L., *Wasp-Inspired Construction Algorithms*, Department of Computer Science, University of Calgary, Canada, TN 2006-847-40, 2006.
43. Pham D.T., Ghanbarzadeh A., Koc E., Otri S., Rahim S., Zaidi M., *The Bees Algorithm*, Technical Note, Manufacturing Engineering Centre, Cardiff University, UK, 2005.
44. Pottie G. J., Kaiser W. J., Embedding the Internet: Wireless Integrated Network Sensors, *Communications of the ACM*, 43(5), 2000, 51–58.
45. Shindarov M., Fidanova S., Marinov P., *Wireless Sensor Positioning Algorithm*, In Proc of IEEE Conf. on Intelligent Systems, Sofia, Bulgaria, 2012, 419 – 424.
46. Stutzle T., Hoos H. H., MAX-MIN Ant System, *Future Generation Computer Systems* 16, 2000, 889–914.
47. Werner-Allen G., Lorinez K., Welsh M., Marcillo O., Jonson J., Ruiz M., Lees J., *Deploying a Wireless Sensor Network on an Active Volcano*, *IEEE Internet Computing* 10(2), 2006, 18–25.
48. Wettergren T.A., Costa R., *Optimal placement of distributed sensors against moving targets*, *ACM transaction on sensor networks*, 5(3), 2009, 1—25.
49. Wolf S., Mezz P., *Evolutionary Local Search for the Minimum Energy Broadcast Problem*, in C. Cotta, J. van Hemezl (eds.), *VOCOP 2008*, Lecture Notes in Computer sciences No. 4972, Springer, Germany, 2008, 61–72.
50. Xu Y., Heidemann J., D. 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, 16-21 July 2001, 70–84.
51. Yang X.S., *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*, Luniver Press, 2008.
52. Yang X.S., *A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm*, *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization*, *Studies of Computational Intelligence* 284, Springer, 2010, 65 – 74.

53. Younis M., Akkaya K., Strategies and techniques for node placement in wireless sensor networks: a survey, *Ad Hoc Networks*, 6(4), 2008, 621 – 655.
54. 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), 2007, 467–474.
55. Zhang X., Wicker S. B., On the Optimal Distribution of Sensors in a Random Field, *ACM Trans., Sens. Netw.*, Vol. 1(2), 2005, pp. 301 – 306.
56. Zitzler E., Thiele L., Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 3(4), 1999, 257–271.
57. Zlochin M., Birattari M., Meuleau N., Dorigo M., Model-based search for combinatorial optimization: A critical survey, *Annals of Operations Research*, vol. 131, pp. 373-395, 2004
58. .Атанасов Н. Длуский Г, Нуменoptera, Formicidae, Фауна на България, том 22. 1992. ISBN 954-430-038-4.
59. Наков П., Добриков П., Програмиране ++ Алгоритми, София, ТопТeам Со, 2003.
60. Агрегат http://aggregate.tibbo.com/solutions/sensor_network.html?swln=ru 2013г
61. Мравки <http://bg.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%BA%D0%B8> 2013 г.
62. Сп. Инженеринг ревю - брой 2, 2012, Март, <http://engineering-review.bg/engineering-statii.aspx?br=76&rub=829&id=1876> - 2013г.
63. InTech <http://www.idtechex.com/research/reports/wireless-sensor-networks-wsn-2012-2022-forecasts-technologies-players-00314.asp?viewopt=showall> 2013 г.
64. OpenWSN <http://robotics.eecs.berkeley.edu/~pister/publications/2013/openwsnETT.pdf> 2013г.
65. SmartDust <http://robotics.eecs.berkeley.edu/~pister/SmartDust/> - 2014г
66. Стандарти http://hartcomm.org/hcf/news/pr2010/WirelessHART_approved_by_IEC.html -2013г