



**БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ  
ИНСТИТУТ ЗА КОСМИЧЕСКИ ИЗСЛЕДВАНИЯ И  
ТЕХНОЛОГИИ**

Валентина Иванова Христова

**СИСТЕМИ ЗА ДИСТАНЦИОННО НАБЛЮДЕНИЕ НА ПЪТНО-  
ТРАНСПОРТНИ СТРУКТУРИ И СЪОРЪЖЕНИЯ**

**АВТОРЕФЕРАТ**

на дисертационен труд за присъждане на  
образователна и научна степен „доктор”

Област на висшето образование:

4. Природни науки, математика и информатика

Професионално направление: 4.4. Науки за Земята

Научна специалност: “Дистанционни изследвания на Земята и  
планетите”

Научен ръководител: доц. д-р инж. Дойно Иванов Петков

София, 2015

Title: Remote Sensing Systems Of Road-Transport Structures And Constuctions

Author: Valentina Ivanova Hristova

## SUMMARY

The remote sensing of the road infrastructure is using mathematical methods for digital image processing. They can be considered as separate components which can be united into a self-contained system. Efficiency in the remote sensing of road infrastructure depends on the quality of the methods used.

The semi-automatic road network extraction techniques have increased the rate of extraction of road networks. Consideration of possible algorithms makes it possible to choose the most appropriate one by identifying the factors that influence their implementation. Positive and negative aspects of the methods are examined in terms to assess their results as advantages and disadvantages.

Road networks play an important role in a number of geospatial applications, such as cartographic, infrastructure planning and traffic routing software. When it comes to remote sensing, recognizing each object is a top priority. The identification of the object with a remote sensed image, for instance, is very important for the transport and for most of the economics spheres.

Научно жури:

Проф. д-р Румен Недков – ИКИТ - БАН

Доц. д-р Румен Иванов – ВТУ „Т. Каблешков“

Проф. д-н Гаро Мардиросян – ИКИТ – БАН

Проф. д-н Никола Вичев – ССА, ИПАЗР „Н. Пушкиров“

Доц. д-р Димитър Димитров – ВТУ „Т. Каблешков“

Номерата на главите, фигурите и уравненията в автореферата съответстват на тези в дисертационния труд.

Дисертационният труд е изложен на 120 страници и включва 50 фигури, 1 таблица и 1 приложение. Цитирани са 164 литературни източника, от които 4 са на кирилица.

Защитата на дисертационния труд ще се състои на ..... 2015 г. от ..... часа в .....

## I. Въведение

### I.1. Актуалност на изследването

Експлоатационното състояние на пътно-транспортните структури и съоръжения е една от най-важните характеристики на транспортната инфраструктура. Управлението на инфраструктурата, наблюдението и съответната поддръжка са свързани с надеждността на трафика. Те се нуждаят от информация, относно състоянието и амортизацията на пътно-транспортните структури и съоръжения. Процесът по идентифициране на състоянието и откриване на изменения (в т.ч. недопустими изменения) на пътно-транспортните структури и съоръжения може да бъде автоматичен и полуавтоматичен. Автоматичният процес все още води до отчасти грешни или непълни резултати. Полуавтоматичният процес значително повишава степента на откриване на пътно-транспортните структури и съоръжения, спестявайки време и средства. С цел да се подобри полуавтоматичния процес, в тази дисертация, се поставя една основна цел: *да се разработи една гъвкава система, която да открива пътните структури и съоръжения от изображения, добити от дистанционно изследване на земната повърхност на територията на България.* Тази полуавтоматизирана система е съвкупност от алгоритми, които вече са били разработени и техните положителни и отрицателни черти са известни.

### I.2. Предмет, цел и задачи на изследването

Предмет на дисертацията е обработка и анализ на изображения, добити от дистанционно изследване, проведено в България, посредством универсална и специализирана система за обработка на изображенията, която позволява извличането на информация за пътно-транспортната структура и съоръженията, регистрирани в изображението.

Цел на работата е да се използват основните методи за получаване на описание на пътните структури и съоръжения, да се направи сравнение и оценка на получените резултати и да се формулира методология в зависимост от поставената задача.

За да се реализира целта са решени следните задачи:

- Изследване и класификация на съществуващите методи и алгоритми и системи за дистанционно наблюдение на пътно-транспортните структури за обработка и анализ на изображения, добити от дистанционно изследване;
- Прилагане на основните методи и алгоритми и системи за дистанционно наблюдение на пътно-транспортните структури и съоръжения за обработка и анализ на изображенията с крайна цел сравнение и анализ на резултатите;
- Подбор и избор на последователност на прилагане на избраните методи за обработка на изображения и системи за дистанционно наблюдение на пътно-транспортните структури и съоръжения;
- Разработка на методика за формиране на цялостен модел, за обработка и анализ за извличане на характеристиките на пътно-транспортните структури и съоръжения.

При решаването на поставените задачи са използвани научните методи:

- анализ на изследваните обекти;
- формулиране на основните решавани задачи;
- изследване на специфични методи и алгоритми за обработка на изображения;
- експериментална проверка на прилаганите методики;
- анализ на получаваните резултати.

### 1.3. Научна новост

С развитието на дистанционните изследвания, в частност получаването на изображения, се появява и нуждата от методология за обработка и анализ на такива изображения с цел решаването на разнообразни практически задачи, в зависимост от типа земно покритие, свързано с целите на приложението на тези задачи.

Съществена задача при тази обработка е да се получат подобрени алгоритми за обработка, които да позволяват ефективна настройка на техните параметри, което да позволи ефективен избор на прилагания алгоритъм в зависимост от решаваните задачи и адекватността на използваните изображения по отношение на получавания резултат.

### II. Обзор на съвременното състояние на проблема

Системите, при които се извлича информация, относно пътно-транспортни структури и съоръжения от изображения, получени чрез дистанционни изследвания, са многобройни и включват разнообразни методи и алгоритми от различни области на информатиката и числените методи. Обръща се специално внимание на описанието на техниките за извличане на пътни мрежи и начинът, по който те се прилагат. В тази глава са разгледани:

- Основни понятия, свързани с основните характеристики на цифровите изображения и основните характеристики на пътищата;
- Кратка история;
- Дистанционни изследвания;
- Методите и алгоритмите за извличане на пътища, които са условно обособени в три нива: ниско, средно и високо.

### III. Анализ, подбор на методи и резултати

Разгледани са различни методи за обработка на изображения, които са подбрани внимателно и формират цялостна система за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения. Редът на избраните методи е съществен. Това е така, защото изходните данни от един метод са входни за следващия. Чувствителността на системата е значителна и може да се стабилизира чрез правилния подбор на параметрите за всеки алгоритъм, както показват и резултатите. Анализът на получените резултати зависи до голяма степен от интерпретационните умения на човека-оператор.

#### III.1. Описание на входните данни и геоинформационна система

Геоинформационна система на Министерство на регионалното развитие е инициатива и проект на Министерството за обмен на геопространствени данни по протокола TSP/IP. Използваните изображения са от Министерството на регионалното развитие-геоинформационна система, в частта си „Земно покритие“. Ортофотото заснемането е в периода 2006–2007 година. Изображенията са с пространствена разделителна способност 300 dpi и са геореферирани. Броят на тестовите изображения, които са обработени със системата за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения е над 100. Разгледано е едно примерно изображение, показано на фиг. III.1, което е свободно достъпно от [1]. Изображението е с мащаб 1:5000, 1000x1000 пиксела, 300 dpi, битова дълбочина 24, .tif файл.



Фиг. III.1. Оригинално изображение [1]

При използването на въздушни или космически снимки се налага те да бъдат геометрично коригирани по отношение на топографски релеф, изкривявания от обектива и наклона на камерата и се наричат ортофотото.

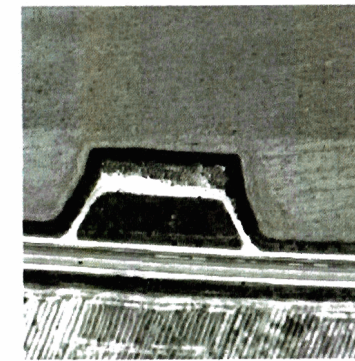
*Изводи:* Геоинформационна система на Министерство на регионалното развитие предоставя безплатен набор от изображения. Основен техен недостатък е, че те съдържат значително количество шум, което прави обработката им с представената система за изследване на пътни-структури и съоръжения реално предизвикателство.

#### III.2. Преобразуване на цветно изображението в полутоново чрез линеен метод на трансформиране

Съществен факт за последваща обработка на полутоновите изображения е, че се предава само информация за функцията на яркостта [Gop08]. Трансформирането на цветното изображение в полутоново става чрез следното преобразуване:

$$(III.1) \quad I_{gray}(x, y) = 0,299R(x, y) + 0,587G(x, y) + 0,114B(x, y).$$

Този елементарен алгоритъм дава подходящи за последваща обработка резултати, показани на фиг. III.2. Това преобразуване е необходимо, защото извлича нужната информация за характеристиките на изображението.



Фиг. III.2. Преобразуване на цветното изображение в полутоново чрез линеен метод на трансформиране

*Изводи:* При редуциране на броя цветове се намалява обема на файла. Преобразуването на цветното изображение в полутоново осигурява качествени параметри за последваща система за обработка с представената система за изследване на пътно-транспортни структури и съоръжения.

### III.3. Сравнение на методи за откриване на ръбове при дистанционно изследване на пътната инфраструктура

Поради своята същност пътищата се наблюдават като рязко изменение на функцията на яркостта, като тази промяна притежава характерен контур и форма. Ще се сравнят двата метода за откриване на ръбове при дистанционно изследване: Canny и SUSAN.

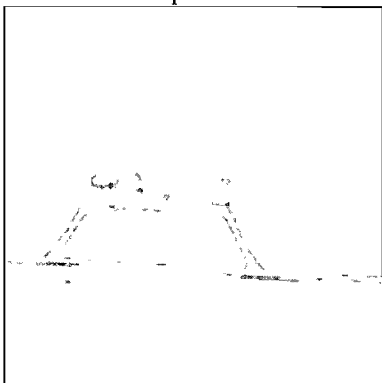
#### III.3.1. Метод за откриване на ръбове на Canny

Canny предлага оптимален метод за намиране на ръбове в случаите, когато изображенията съдържат значително количество бял шум [Cан86]. Независимо, че данните за изображението са дискретни, то често ръбовете му се определят чрез локалните максимуми на градиента му. Заслугата на Canny е, че успява да формализира тези критерии и да покаже че първата производна на Гаусовата функция е подходяща за построяване на оптимален метод на ръбове. Алгоритъмът на Canny е създаден, за да удовлетвори следните цели от математическа гледна точка:

1. Минимална честота на грешките.
2. Локализирани гранични точки.
3. Единични гранични точки.

Алгоритъмът на Canny дава като краен резултат бинарна графика, съставена от пиксели, принадлежащи към ръбове, и пиксели, принадлежащи на никой ръб. Canny емпирично е установил, че съотношение 1:3 между долният и горният праг на хистерезиса е с най-добри резултати.

Резултатът от метода на Canny, приложен върху полутоновото изображение от фиг. III.2 е илюстриран на фиг. III.3, Твисока=200, Тниска=600. Отношението между двата прага е 1:3, което е оптимално. Наблюдаваните ръбове са действителни, но не всички принадлежат на обект от пътно-транспортната структура. Очертанятия на пътя са открити, но се наблюдават и нежелани прекъсвания.



Фиг. III.3. Резултатът от метода на Canny, приложен върху полутоновото изображение от фиг. III.2, Твисока=200, Тниска=600

#### III.3.2. Метод за откриване на ръбове – SUSAN

Основната мотивировка на Smith и Brady при въвеждането на SUSAN е да се намери алгоритъм способен да работи в реално време [Smi94]. В този смисъл в допълнение на трите критерия въведени от Canny, Smith и Brady добавят и четвърти – компютърна ефективност.

Интересното обаче е, че SUSAN не е основан на търсенето на градиент. Така метода не се базира на математическа операция, свързана с числено диференциране. Основната идея на SUSAN е, че всеки пиксел от тази окръжност се сравнява със стойността на яркостта на ядрото. Ако те са близки или равни, то тази област се нарича USAN (univalue segment assimilating nucleus).

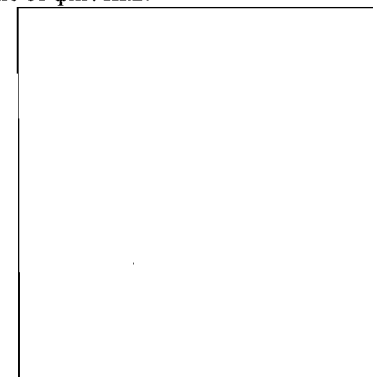
Методът SUSAN използва маска с формата на окръжност, с цел резултата да е изотропен. Това е главното свойство на USAN, използвано да се намират ръбове и ъгли. Може да се използват постоянни тегла или Гаусово разпределение. Обикновено радиусът на окръжността е 3,4 пиксела, при което цялостната маска е 37 пиксела. Най-малката възможна маска е с размер 3x3 пиксела и се счита за традиционна.

За сравняването на яркостите се използва уравнението:

$$(III.2) \quad c(\vec{r}, \vec{r}_0) = e^{-\left(\frac{I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)}{t}\right)^6}, \text{ където } \vec{r} \text{ е позицията на ядрото в}$$

изображението, а  $\vec{r}_0$  е позицията на всяка друга точка в маската, а  $t$  играе ролята на праг, който определя минималният контраст, при който даден ръб ще се детектира.

На фиг. III.8. е показан резултатът от метода SUSAN, приложен върху полутоновото изображение от фиг. III.2.



Фиг. III.8. Резултатът от метода SUSAN, приложен върху полутоновото изображение от фиг. III.2, максимален брой ръбове – 30 000, праг на яркостта – 100

Максималният брой ръбове е 30 000, което действа като ограничителна горна граница на броя открити ръбове. Прагът на яркостта е 100. Откритите ръбове са изцяло действителни, недействителни резултати не се наблюдават. Съществува вариант на метода SUSAN да се приложи върху всеки канал на изображението и трите резултата биха могли да се насложат, за да се получи единен резултат.

Прилагането на допълнителен филтър, който да намали шума би размазал ясно очертаните граници на наблюдаваните обекти, защото те са много малки.

III.3.3. Сравнение по критерии, определящи качеството на методите за откриване на ръбове при дистанционно изследване на пътно-транспортни структури и съоръжения

Методите за откриване на ръбове се използват в зависимост от контекста на изследваният обект и пространствена разделителната способност.

Четири са основните критерии при откриване на ръбове [Can86]: детекционен, локализационен, йдентичност, ефективност. Първите два критерия са определящи. Един бърз алгоритъм, покриващ първите два критерия ще бъде предпочетен пред по-бавния, който също ги изпълнява.

Ограниченията на метода на Canny за откриване на ръбове са следните:

1. Резултатът е бинарен.
2. Броят на параметрите води до голям брой комбинации, всяка от която води до различен резултат.
3. Размерът на ядрото на Гаусиана може да се окаже определящ за определянето на местоположението на ръбовете.
4. Пикселите, разположени в ъглите, които имат грешна посока, спрямо посоките на техните съседи води до оставане на отворени ръбове и липсващи свързващи точки или линии между самите ръбове.

Последното ограничение не съществува при метода за откриване на ръбове SUSAN. Той свързва ръбовете по-добре, а свързващите точки или линии между самите ръбове имат сигурна връзка. Методът за откриване на ръбове SUSAN е подходящ, когато изображенията са наситени с много шум или притежават фина структура.

*Изводи:* В приложения метод на Canny върху оригиналното изображение се забелязва прекалено много шум и нежелани смущения, които при обработката със метода SUSAN липсват. Това е така, защото SUSAN използва интегрален подход за формиране на приблизителните стойности. Главно преимущество, основавано на този факт е, че метода открива двуизмерни характеристики (ъгли) без затруднение. Принциплът на SUSAN може да се разглежда като ефективен начин за намиране на характеристиките на пътната инфраструктура, с помощта на локална информация.

SUSAN открива ръбовете в изображенията точно и бързо. С него могат да се откриват както ръбове, така и ъгли. Определянето на местоположението на характеристиките на пътната инфраструктура е независимо от размера на маската. Нивото на отношението сигнал-шум е високо. Свързването на ръбове и линии на пътните възли е добро. Друго предимство на този цялостен подход е, че шумът, има тенденция към по-слабо влияние върху точността на резултатите.

Самият метод за откриване на ръбове SUSAN е коренно различен от другите методи за откриване на ръбове, защото увеличава нивото на отношението сигнал-шум. Друго съществено преимущество е, че алгоритъма не изчислява и не използва производните на функцията, а използва самата функция на яркостта на всеки един пиксел от изображението. Този метод работи до 10 пъти по-бързо от метода на Canny.

#### III.4. Намиране на централната линия на път чрез алгоритъмът за извличане на антипаралелна осева линия (ИАОЛ)

При достатъчно висока пространствена разделителна способност на изображението, намирането на централна линия на пътя е ефективен метод за отстраняване на грешките и повишаване на надеждността.

#### III.4.1. Методът "Извличане на антипаралелна осева линия" на Doucette

Първоначалното откриване на точките, които да бъдат свързани и да формират пътя може да се осъществи и по метод предложен от Doucette и др. [Dou04], наречен "Извличане на антипаралелна осева линия".

Зададените ограничения на ширината в ИАОЛ са фактор, който не позволява на алгоритъмът да се адаптира напълно и открива пътища с ширини, над тези прагови стойности. Намалването на ограниченията на ширината води до по-голям брой неправилно открити централни точки на пътя (недействителни позитиви).

Като цяло методът на Doucette [Dou04] се основава на градиентен анализ. Минималната и максималната ширина на пътя се използва за ограничаване на откриването на недействителни маркери. Ширината на пътя се определя чрез изчисляване на перпендикулярното разстояние между паралелните ръбове, като за целта се използват стойностите за градиента.

Следователно нужните параметри, които описват метода на ИАОЛ са:

- Допуск – представлява толеранса, когато линиите са успоредни (отчита максималния ъгъл на отклонение между градиентни ориентации);
- Минимална ширина на пътя – това е минималното разстояние между успоредните линии, за да се открие линията на пътя;
- Максимална ширина на пътя – ограничава ширината на пътя до определена стойност.

*Изводи:* ИАОЛ се прилага върху изходното изображения от метода за откриване на ръбове като го подобрява, защото го централизира резултата и го групира в ограничена област и така последващата обработка и анализ са улеснени.

#### III.5. Алгоритми за сегментация

Сегментите се дефинират като хомогенни, граничеши компоненти в изображенията. Сегментацията е процес на разделяне на изображението на сегменти с цел да се намерят различните обекти, които да се разграничат един от друг и от околната среда.

Тук ще сравним четири, основани на теорията на графите алгоритми за сегментиране на изображения. Те са алгоритъмът на Beaulieu и Goldberg [Bea89] и Tilton [Til03] за най-добро сливане, сегментация за сливане на дървета на Felzenszwalb и Huttenlocher [Fel09], сегментация с минимален среден разрез на Wang и Siskind [Wan01], и нормализиран разрез на Shi и Malik [Shi00].

##### III.5.1. Алгоритми за сегментация, основавани на графи

В алгоритмите за обработка на изображения е често срещано изображението да се представи като граф [Gon08]. Графът  $G(V, E)$  е алгебрична структура, състояща се от множество от възли

$$(III.3) \quad V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ и свързващи ги ребра}$$

$$(III.4) \quad E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}.$$

На всеки ръб принадлежат два възела които могат да представляват подредена (ориентиран граф) или неподредена (неориентиран граф) двойка. Степента на възела е равна на броя ръбове, които го свързват.

Тегловен граф се нарича граф, в който на възлите, ребра или двете са придадени тежести. В текста по-долу е използвана тежест, основана на разстоянието на Mahalanobis:

$$(III.5) \quad w(x_1, x_2) = e^{-(x_1 - x_2)^T \Sigma^{-1} (x_1 - x_2)}, \text{ където } \Sigma \text{ представлява оценената}$$

ковариационна матрица на интензитета на пикселите, а  $x_1$  и  $x_2$  са координати. По-подробно разстоянието на Mahalanobis ще бъде разгледано в последствие.

В дисертацията се изследват четири алгоритъма за сегментация на изображения, основани на графи.

### III.5.1.1. Сегментация с най-добро сливане

Този алгоритъм основан на обединяването на сходни области е описан от Beaulieu и Goldberg [Bea89] и Tilton [Til03]. Разликите в двата подхода се състоят в различните мерки за подобие, използвани за сливането. Освен това Tilton подобрява сегментацията, осъществена от Beaulieu и Goldberg като решава част от съществуващите проблеми.

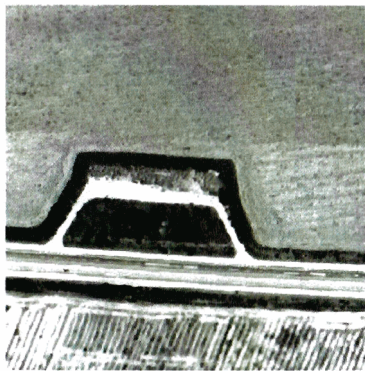
Параметрите, които определят метода са:

- `spclust_wght` е параметър, който контролира нарастването на областта и кълстерираното сливане на спектралните характеристики.

- Останалите параметри, управляващи работата на алгоритъма са записани в служебен файл с разширение `.log`. Файлът съдържа информация за броя на колоните и редовете в изображението; броя на областите, които се наблюдават на ниво и броя на йерархичните нива.

Тези два параметъра са необходимия минимум, за да се осъществи метода на Tilton. В случай, че `spclust_wght > 0,0` могат да се определят още параметри.

На фиг. III.13 е представен резултата от метода на Tilton, приложен върху полутоновото изображение от фиг. III.2, `spclust_wght = 0,25`. В повечето случаи методът клони към пресегментиране, но с правилното вариране на параметрите това може да се избегне.



Фиг. III.13. Сегментация с най-добро сливане по метода на Tilton, `spclust_wght = 0,25`

*Изводи:* Сегментацията с най-добро сливане дава най-добри резултати, но главен недостатък е, че изисква изчислително време, което за изображение с 1000x1000 пиксела е над един час. Това налага и изискване към параметрите на изчислителната техника, с която се осъществява пресмятането и към степента на оперативност. Въпреки, че метода дава най-добрия резултат, той не е практичен за крайния потребител. Методът за сегментиране на Tilton може да се използва в случаи, когато времето за анализ и обработка не е определящ фактор.

### III.5.1.2. Сегментация със сливане на дървета

Дърво се дефинира като ненасочен граф в който всеки два върха са свързани точно един път. Алгоритъмът за сливане на дървета е описан от Felzenszwalb и Huttenlocher [Fel09]. Целта му е да предостави ефективен сливащ метод за сегментация, основан на дърво за взимане на решение. Този метод позволява по-ефикасно третиране на локалната променливост на изображението.

Подобно на предишния метод се започва като всеки пиксел се асоциира с отделен сегмент. Нека вътрешната променливост на сегмента бъде минималната тежест на ребрата в максимално покриващото дърво (MWST) на под-графа:

$$(III.6) \quad \text{int}(S) = \min_{e \in \text{MWST}(S,w)} w_e. \text{ Разликата между два компонента се}$$

измерва като максималната тежест на ребрата, които ги свързват:

$$(III.7) \quad \text{diff}(S_1, S_2) = \max_{e(u,v), u \in S_1, v \in S_2} w_e. \text{ Ако разликата между два сегмента}$$

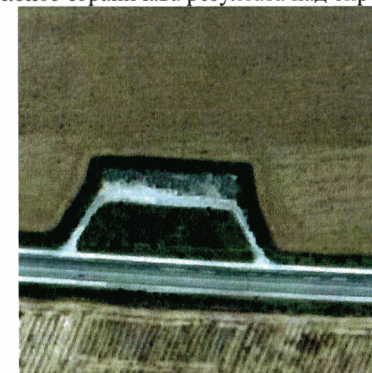
не е много по-малка от вътрешната променливост на всеки от тях, тогава те се сливат:

$$(III.8) \quad \text{diff}(S_1, S_2) \geq \min(\text{int}(S_1) - \tau(S_1) - \tau(S_2)). \text{ В това уравнение,}$$

$\tau(S)$  е подходяща прагова функция, която е обратно пропорционална на броя на върховете в  $S$ .

Показано е, че този алгоритъм може да се изпълнява в реално време за сравнително големи изображения. Нужните параметри, които описват метода на сегментацията със сливане на дървета са:

- Сигма, която се прилага с цел да изглади изображението.
- Прагова стойност, която е константа за праговата функция.
- Минимален размер, който ограничава резултата над определена стойност.



Фиг. III.14. Сегментацията със сливане на дървета, сигма=3, прагова стойност=30, минимален размер=4

Фиг. III.14. показва резултата от сегментацията със сливане на дървета, приложен върху оригиналното изображение III.1, сигма=3, прагова стойност=30, минимален размер=4.

*Изводи:* Сегментацията със сливане на дървета е метод, който е чувствителен към параметрите, които го определят, но при правилното им вариране резултатите са прецизни. Направените опити показват, че това е един оперативен метод, защото изчислителното време не е било над минута, независимо от размера на изображението. Изчислителното време за изображение 1000x1000 пиксела е максимум няколко секунди. Тези факти правят метода подходящ за оперативна работа.

### III.5.1.3. Сегментация с нормализиран разрез

Както и при метода с минимален среден разрез, алгоритъмът за нормализиран разрез, алгоритъмът на Shi и Malik [Shi00] също започва с един сегмент, който съдържа цялото изображение и по йерархичен начин го разделя на подобласти в следващите стъпки. Във всяка стъпка алгоритъмът търси разреза, който свежда до минимум нормализирания разрез, определен по следния начин:

$$(III.9) \quad C_n(X) = \frac{\sum_{u \in X, v \in V \setminus X} W_{uv}}{\sum_{u \in X, v \in V} W_{uv}} + \frac{\sum_{u \in X, v \in V \setminus X} W_{uv}}{\sum_{u \in V \setminus X, v \in V} W_{uv}}$$

Проблемът с минималния нормализиран разрез е изчислително тежък дори и за решетъчните графи, за това не може да се приеме за ефективен и точен алгоритъм. Най-доброто полиномиално време за приближение на този проблем е  $O(\log(n))$ , а за планарните графи съществува приближение с константен фактор. За проблема със сегментацията на изображение оригиналното проучване предлага алгоритъм за йерархично приближение, основан на изчисляването на собствен вектор.

Методът може да бъде допълнително подобрен, като се ограничи до минимум ефекта на неточно цифрово изчисление, причинено от факта, че тежестите на ребрата се съхраняват като дробни числа с определен брой битове.



Фиг. III.15. Резултат от метода на сегментацията на Shi и Malik

Фиг. III.15 показва резултата на част от оригиналното изображение от фиг. III.1, която е с размер 100x100 пиксела.

Необходимото изчислително време на изображение с 500x500 пиксела и 3 пиксела радиус отнема над 24 часа. Възможно е метода на Shi и Malik да се подобри като се използва по-силна изчислителна техника и радиус от 2 пиксела, но това прави метода неефективен. Реално осъществим вариант за прилагането на метода на Shi и Malik е използването на изображение с максимум 100x100 пиксела. Това ограничение прави метода неприложим за поставените цели за откриване на характеристиките на пътно-транспортните структури и съоръжения.

*Изводи:* Сегментацията на Shi и Malik използват матрица, която е  $(\text{височина} * \text{ширина})^2$ , така че за изображение с размер 1 мегапиксел са нужни 4 гигабайта изчислителна памет. Методът на Shi и Malik използва приближение, което прави изчислението на алгоритъма тежък процес.

### III.5.1.4. Сегментация с минимален среден разрез

Алгоритъм, основан на минимален разрез е осъществен от Wang и Siskind [Wan01]. Това е алгоритъм, при който се започва от цялостното изображение и на всяка следваща стъпка то се разделя на подобласти като се минимизира стойностната функция на разделянето. Стойностната функция може да се представи като:

$$(III.10) \quad C(f) = C_{data}(f) + C_{smooth}(f), \text{ където } f \text{ е изображението}$$

$C_{data}(f)$  е енергийна функция, която зависи от яркостта на съседните пиксели и  $C_{smooth}(f)$  е оглаждаща функция, която е отговорна разделянето да води до непрекъснати и достатъчно гладки области.

Теоретически, за да се намери срез трябва да се пресметне стойностната функция на всека възможна комбинация от свързани пиксели на графа. Резултатът зависи силно от вида на стойностната функция. Сегментацията с минимален среден разрез на Wang и Siskind е примерен метод, основан на тези идеи, при които стойностната функция е от вида:

$$(III.11) \quad C_m(X) = \frac{\sum_{e(u,v) \in E, u \in V \setminus X} W_{uv}}{\sum_{e(u,v) \in E, u \in X, v \in V \setminus X} 1}$$

Алгоритъмът има обобщен вариант, който разделя областите чрез разреза с минимално съотношение. Ако функцията за тежест е уравнение (III.36), методът е еквивалентен на алгоритъма за минимален среден разрез, както се вижда от уравнение (III.48), което прави двата метода сходни по характеристики:

$$(III.12) \quad C_m(X) = \frac{\sum_{e(u,v) \in E, u \in V \setminus X} W_{uv}}{\sum_{e(u,v) \in E, u \in X, v \in V \setminus X} W_{uv}}$$

Тъй като приближението при разрез с минимално съотношение е изчислително тежък и не е известен алгоритъм за полиномиално време за минималния среден разрез, може да се покаже, че той може да се опрости като се приеме, че всеки връх не се пресича от разреза повече от един път.

Примерен резултат от алгоритъма на Wang и Siskind, приложен върху оригиналното изображение от фиг. III.1 е представен на фиг. III.16.



Фиг. III.16. Сегментация с минимален размер

*Изводи:* Най-добрият известен резултат за проблема с минималното перфектно съвпадение е  $O(n^2 \log(n) + nm)$ , което пак е неудобно за работа. Използваният алгоритъм тук е с време за пресмятане  $O(nm \log(n))$ . Може да се докаже, че алгоритмите за минимален среден разрез и минимално средно съотношение на разреза могат да се решат в точно полиномиално време. Сегментацията с минимално съотношение на разрез се прилага с приближение, основано на алгоритъма за бинарно търсене. Сегментацията Wang и Siskind показва подобни трудности при изчислението като сегментацията на Shi и Malik.

#### III.5.1.5. Експериментални резултати с алгоритмите на сегментация

Бяха разгледани четири метода за сегментация на изображения. Освен това, настоящото разглеждане представя сравнение между различни методи за сегментация и обяснява тяхното приложение, времева сложност, тематична прецизност и визуалната обоснованост.

Най-доброто сливане и сливането на дървета се представят добре. Времето за изпълнение на алгоритъма за сливане на дървета е значително по-кратко. Най-доброто сливане разграничава сегменти със силно подобен размер като отклонението от размера на сегментите е най-малко сред четирите алгоритъма. Сегментите, получени от сливането на дървета, показва много по-голяма променливост в размера.

Експериментите показват, че методи „отгоре-надолу“ (основаваните на разрез) дават по-лоша тематична прецизност от методите „отдолу-нагоре“ (основаваните на сливане), защото са основани на собствени стойности. Разнообразието в размерите на сегментите е сравнително голямо, но няма много на брой подобни на шум точки или отделни пиксели (в сравнение със сливането на дървета и сегментацията с минимален среден разрез).

От четирите обсъждани алгоритъма, сегментацията с минимален среден разрез има най-дългото време на изпълнение, за което има две причини. Първо, намирането на минимален среден разрез в неориентиран граф използва алгоритъмът за претеглено перфектно съвпадение при големи графи, което е изчислително тежка операция. Втората причина е, че разделянето на сегментите е много небалансирано, т.е. само няколко пиксела (в повечето случаи само един пиксел) се отделят от големи сегменти.

От четирите алгоритъма, този за най-доброто сливане дава резултати, които визуално са най-благоприятни, най-реалистични: границите са сегментите се подравняват по най-добрия начин. Въпреки това метода за най-добро сливане изисква значително изчислително време, което го прави негоден за практични цели. Компромисен вариант е сегментацията за сливане на дървета, поради високото съотношение на коефициента бързодействие и прецизни резултати, което го прави удобен оперативен метод. Той ще бъде използван за последваща класификация, защото е по-устойчив на грешки.

#### **III.6. Свързан компонентен филтър**

Идеята за свързаните компоненти идва от теорията на графите. Свързаните компоненти се дефинират като подграф на ненасочен граф, за който всички възли са свързани с ребра. При цифровите изображения това означава набор от пиксели, в рамките на който всеки пиксел има поне един съсед със същата стойност. Терминът „свързани компоненти“ обикновено се използва за бинарни изображения, докато при тези в сивата скала е по-удачно да се използва „свързани зони“. Свързаните зони представляват области, където има един и същ нюанс на сивото (или определен цвят, ако се използва цветно изображение) [Lil08].

Този филтър притежава някои недостатъци. Той не може да отстрани шума по границите на обектите, а също така и не може да свърже обекти, които са свързани с някои пиксели на шума. Съществен проблем на свързаните филтри е също и, че те не могат да обработват припокриващи се в изображението обекти. За да се премахнат тези недостатъци се използват свързани компонентни филтри от втори ред [Wil10].

Свързаният компонентен филтър може да се приложи като част от обработката на ниско, средно или високо ниво. Като свързан компонентен филтър може да се използва така нареченото атрибутно отваряне. То действа по следния начин: пресмята атрибута на всяка свързана компонента и запазва компонентите, за които стойността надвишава някакъв интервал  $\lambda$ .

Нека да означим едно бинарно изображение в областта  $M$  с множеството  $X \subseteq M$ . Бинарното свързано отваряне  $\Gamma_x(X)$  на  $X$  в точка  $x \in M$  създава свързана компонента на  $X$ , която съдържа  $x$ , ако  $x \in X$  или  $0$  в останалите случаи [Wil00].

$$(III.13) \quad \Gamma_x(X) = \begin{cases} x, & \text{при } x \in X \\ 0, & \text{в останалите случаи} \end{cases}$$

По този начин  $\Gamma_x$  отделя свързаната компонента, към която принадлежи  $x$  и игнорира всички останали.

Тривиалното отваряне  $\Gamma_T$  по определен критерий се определя от:

$$(III.14) \quad \Gamma_T(C) = \begin{cases} C, & \text{ако } C \text{ удовлетворява } T \\ 0, & \text{в останалите случаи} \end{cases}$$

То използва увеличаващ се критерий  $T$ , за да приеме или отхвърли свързани компоненти. Даден критерий  $T$  може да се означава като увеличаващ се, ако е изпълнено условието: когато  $C$  удовлетворява  $T$ , то и  $D$  удовлетворява  $T$  за всички  $D \supseteq C$ .



При обработката и анализа на цифрови изображения е желателно използваните методи да са инвариантни. Повечето от филтрите са инвариантни спрямо отместване. При атрибутивните филтри инвариантност към дадено действие се постига, ако свързаните компоненти са също инвариантни спрямо действието.

Например, за да се постигне инвариантност спрямо скалиране на изображението, трябва да се използват инвариантни спрямо това атрибути:

$$(III.15) \quad \frac{I}{A^2}, \text{ където } A \text{ е областта на свързаната компонента } C, \text{ а } I \text{ е}$$

момента на инерция.

При обработката и анализа на цифрови изображения е желателно използваните методи да са инвариантни. Повечето от филтрите са инвариантни спрямо отместване. При атрибутивните филтри инвариантност към дадено действие се постига, ако свързаните компоненти са също инвариантни спрямо действието.

Процесът на сегментация премахва области по-малки от дадено ниво. Класификацията на Mahalanobis не борави с геометрични форми и обединението на подобни области в една по-голяма не е от особена полза.

*Изводи:* Горепосочените разсъждения водят до извода, че свързания компонентен филтър няма особена полза, когато се прилага след сегментация и преди класификация.

### III.7. Методи за класификация на изображения

Класификацията е модел, в чиято основа стои математическата логика. Нейната цел е да открие скрити или явни характеристики на обекти в даден обем от налични данни [Jai00]. Използването на класификаторите се основава на факта, че чрез тях данните могат да бъдат разпределени в различни класове, съответстващи на общи характеристики. При изграждането на системата за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения също ще използваме метода на класификацията. Откритите характеристики и особености в изображенията могат да бъдат различни видове растителност, артефакти, природни обекти и др.

Тук ще бъдат разгледани три класификатора, два от които се основават на спектрална информация, а третия е комбинация от спектрална и текстурна информация. В случая изображението ще има два класа след прилагане на класификацията. Първият е този на обектите, отговарящи на пътно-транспортна структура и/или съоръжение, а вторият – всички останали обекти.

#### III.7.1. Класификация по метода на Mahalanobis

Този класификатор работи с всеки един пиксел на изображението и използва разстоянието на Mahalanobis като функция за изчисление на степента на обособяване между пиксела-кандидат за класиране в избрано координатно множество в цветовото пространство червено-зелено-синьо (RGB). Методът на класификация на Mahalanobis измерва разстоянието между точка и разпределение [Leo05]. С използването на метриката на Mahalanobis се премахва част от ограниченията на Евклидовата метрика. Метриката на Mahalanobis успява да очертае, както линейни, така и криволинейни контури. Евклидовата метрика не осъществява добра корелация между различните линейни характеристики на обектите, които се откриват в изображението. Метриката на Mahalanobis разрешава проблемите, когато характеристиките на наблюдаваните обекти в изображението са силно корелирани. Машабирването на координатните оси

при метриката на Mahalanobis става чрез автоматично изчисление и без намесата на човек-оператор. Метриката на Mahalanobis се определя от

$$(III.16) \quad r^2 = (x - m_x)^T C_x^{-1} (x - m_x),$$

където величината  $\bar{r}$  се нарича разстояние на Mahalanobis,  $C_x$  е ковариационната

матрица за  $\bar{x}$ , а

$$(III.17) \quad \bar{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_N)^T$$

е вектор на дадена характеристика на обект в изображението и

$$(III.18) \quad \bar{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_N)^T$$

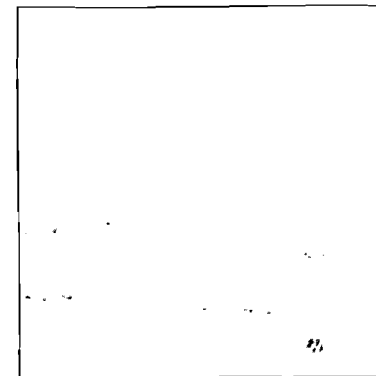
е средно аритметичния вектор.

Може да бъде показано математически, че повърхности върху които  $\bar{r}$  е разстояние с постоянна стойност са елипсоиди, които са центрирани около  $\bar{\mu}$ . При специални случаи, в които функциите са несвързани помежду си и вариациите им във всички посоки са еднакви, тези повърхности са сфери, а разстоянието на Mahalanobis става еквивалентно на Евклидовото.

Трите слоя на изображението, съответстващи на червено, зелено и синьо се разглеждат отделно. Ковариационната матрица се строи като сигмите се въвеждат от човек-оператор и образуват диагонална матрица. Истинската матрица трябва да се построи, като се използват прекласифицирани образци.

Методът на Mahalanobis притежава своите преимущества, но цената за тях е, че е трудно да се определи ковариационната матрица. Методът на Mahalanobis изисква изчислително време квадратично пропорционално на броя характеристики, които се наблюдават в изображението. Това ограничение е от значение, когато броя класове нарастне. Този факт е съществен, защото в случай, когато е необходима различимост между разнообразни обекти, разстоянието на Mahalanobis би се превърнало в сложен изчислителен проблем.

На фиг. III.17 е представен резултата от метриката на Mahalanobis върху сегментираното изображение с метода на сливане на дървета на Felzenszwalb и Huttenlocher от фиг. III.14. Средно аритметичната стойност и за трите цвята – син, червен и зелен е равна на 50. Стандартното отклонение също е еднакво за цветовете и е 50.



Фиг. III.17. Класификация по метода на Mahalanobis

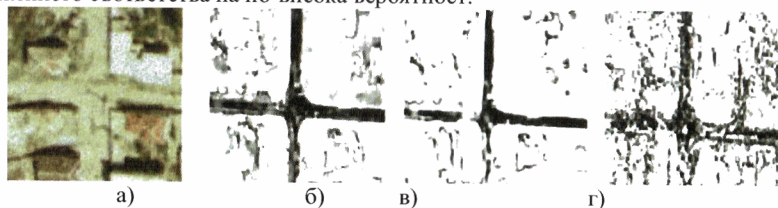
### III.7.2. Класификация по метода на Bhattacharyya

Този класификатор работи с разстоянието на Bhattacharyya, което е обобщение на разстоянието на Mahalanobis и представлява статистическа функция, която е тясно свързана с коефициента на Bhattacharyya, използван за обработка на данни [Bha97]. Метриката на Bhattacharyya измерва разстоянието между две разпределения, които могат да бъдат дискретни или непрекъснати, докато Mahalanobis измерва разстоянието между точка и разпределение (клас) [Bha45]. Това означава, че когато стандартните отклонения на два отделни класа са еднакви методът за класифициране на Bhattacharyya се преобразува в метода за класифициране на Mahalanobis. Когато два класа имат подобни средни стойности, но различни стандартни отклонения, разстоянието на Mahalanobis ще клони към нула, докато разстоянието на Bhattacharyya ще расте в зависимост от разликата между стандартните отклонения [Bha06]. Изчислението на разстоянието между две разпределения е изчислително тежко и изисква специализиран хардуер.

### III.7.3. Класификация по метода на „Текстурния куб“

Този метод на класификация е основан на мултиспектърен текстурен анализ. Текстурният куб е конструиран от 3x3 най-близки съседни пиксели, оградящи централния пиксел – кандидат. Ширината и височината на куба са дефинирани от околните пиксели, докато дълбочината на куба се дефинира от трите слоя, формиращи изображението, съответстващи на червения, зеления и синия цвят. С цел да не се генерира излишък от данни се избират профили, от които да се извлекат спектралните и текстурните характеристики. За спектралните характеристики се прави напречно сечение на дълбочината на куба, а за текстурните – площта на лицето на същото сечение на текстурния куб [Gon08].

Трите класификатора са представени на фиг. III.18. Наситеността на черния цвят определя по-висока вероятност в съответното изображение, т.е. по-черна област от изображението съответства на по-висока вероятност.



Фиг. III.18. а) Оригинално изображение;  
б) Метод за класификация на Mahalanobis;  
в) Метод за класификация на Bhattacharyya;  
г) Метод за класификация „Текстурен куб“

*Изводи:* Прилагането на метод за класификация може да става по различни начини и приложението му не се ограничава само с обработката на изображения при дистанционно изследване на пътно-транспортните структури и съоръжения. Използваните методи за класификация (спектрални и текстурни) са изградени върху алгоритми, които не са толкова сложни, колкото при останалите методи за класификация. Те не се използват на различни нива при обработката на изображението, а само на средното ниво при процеса на обработка.

Използването на разстоянието на Bhattacharyya, подобрява откриването на класа по-добре от разстоянието на Mahalanobis, защото предизвиква по-малко грешки от втори ред. Главен недостатък на разстоянието на Bhattacharyya е неговата изчислителна сложност и съответно необходимия хардуер, недостъпен за масовия потребител.

Резултатите от класификацията с разстоянието на Mahalanobis са достатъчно прецизни, за да бъдат използвани самостоятелно занапред в изграждането на системата за дистанционно изследване на пътно-транспортни съоръжения и структури, която се представя в тази дисертация.

### III.8. Съвместяване на данни, основано на теорията на Dempster-Shafer

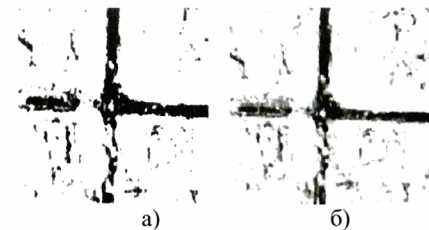
Съвместяване на данни може най-общо да се определи като процеса на комбиниране на различни източници на информация с цел да се придобият по-точни измервания, отколкото е способен да предостави само един източник. Целта е да се повиши точността на данните чрез дедукция, а интеграцията на данни повишава размера на данните като слива многобройни източници.

Теорията на Dempster-Shafer е теория на фактите, която се занимава с комбинацията от многобройни емпирични факти, като целта е да се създаде точно представяне на действителността. Теорията на Dempster-Shafer се основава на изчислението на субективните вероятности или функции на доверие на Shafer [Sha76] и на правилото за комбиниране на Dempster [Dem68].

Методът на Shafer е обобщение на теорията на Bayes, която се занимава с получаване на степени на достоверност, а методът на Dempster събира многобройни достоверности в една-единствена мярка. Теорията на Bayes се различава от теорията на Dempster-Shafer по това, че изисква вероятност за всяка разглеждана характеристика, докато теорията на Dempster-Shafer добива степен на достоверност чрез вероятностите на свързани с някакъв признак характеристики.

Доказателствената теорията на Dempster-Shafer обобщава комбинация от няколко частни от емпирични доказателства, с цел създаването на точно представяне на реалното разположение на обектите в изображението [Dem68].

На фигура III.19 се представя обобщението на класификатора на изображения Mahalanobis и метода на съвместяването на Dempster-Shafer. Чрез избор на оптимални прагови стойности за функцията на правдоподобност, показани на фиг. III.19-а), пикселите, които притежават значима вероятност да принадлежат на клас, съответстващ на обект от пътна инфраструктура, могат да бъдат определени, както се вижда на фиг. III.19-б).



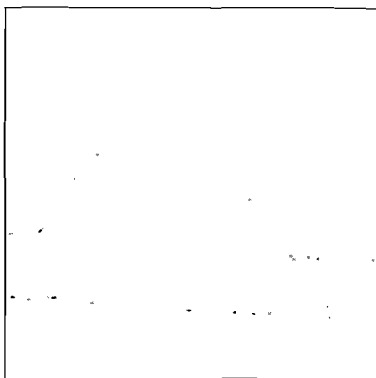
Фигура III.19. Метод на сливането на Dempster-Shafer.

а) Стойности на функцията за правдоподобност; б) Резултат след прилагане на прагова стойност върху изображението получено с класификатора на Mahalanobis

*Изводи:* Методът на съвместяване е полезен инструмент, но не винаги нужен в системата за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни съоръжения и структури. Методът за съвместяване дава подобни резултати на тези, получени от метода за класифициране на Mahalanobis, което прави метода за съвместяване ненужна част от системата за дистанционно изследване на пътно-транспортни структури и съоръжения.

### III.9. Математическа морфология

Морфологията освен теория се явява и техника за анализ. Основните операции на математическата морфология са: ерозия, дилатация, отваряне и затваряне и скелетонизация. След прилагане на последователност от морфологични операции, изображението, получено по метода за класификация на Mahalanobis от фиг. III.17 е подобро достатъчно, за да се използва за по-нататъшна обработка и анализ, както е показано на фиг. III.25.



Фиг. III.25. Резултат от последователни морфологични операции, извършени върху изображението, получено по метода за класификация на Mahalanobis от фиг. III.17

*Изводи:* Морфологичните оператори, които включват обединение, сечение и допълнение, са най-подходящи за селективно извличане или подтискане на определени структури в изображенията. Изборът се основава на формата, размера и ориентирането на структурите, които се наблюдават в изображенията.

Прилагането на морфологични операции върху класифицираното изображение не може да се избегне, защото те го подобряват значително и са необходима процедура в разглежданата система за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения.

### III.10. Самоорганизираща се мрежа

Самоорганизиращата се мрежа е тип изкуствена невронна мрежа, която е подготвена да използва обучение без учител, с цел да даде резултат, който е едно- или двумерен [Koh01]. Най-често срещаните приложения на самоорганизиращата се мрежа са с цел двумерни изходни данни. Друга основна характеристика на резултатите е, че те са дискретизирано представяне на входните. Резултатът от самоорганизиращата се мрежа се нарича карта и има размерност на векторна величина. Самоорганизиращата се мрежа се различава от другите невронни мрежи, защото позволява да се запази топологичните характеристики на входните данни.

Това прави методът подходящ за обработка на входни данни с висока размерност, който да бъдат визуализирани като едно- или двумерни.

За решаването на конкретна задача, свързана с проектирането на пътища се предлага подход, който позволява създаването на голям брой теоретични трасета [Ива06]. Представени са основните етапи за създаване на теоретично трасе на пътища, използвайки Delaunay триангулация. Това е широко използван метод, който има предимство че създадените по този метод триъгълници са най-равноъгълни. За тях е характерно, че в описаната около които и да е тях окръжност не попадат други точки освен тези, формиращи триъгълника. Съществуващите алгоритми за решение на тази задача са итеративни алгоритми, разделящи алгоритми и директно построение на Delaunay триангулацията. Предложеният алгоритъм дава надеждни резултати.

Самоорганизацията, представена тук се състои от три стъпки: класификация чрез  $k$ -средно клъстериране ( $k$ -means), последвано от триангулация на Delaunay и накрая сегментация, основана на минималното покриващо дърво.

#### III.10.1. Класификация чрез $k$ -средно клъстериране

Методът на  $k$ -средното клъстериране ( $k$ -means clustering) цели разпределянето на  $n$  на брой обекти в  $k$  класа наречени клъстери по такъв начин, че подобните обекти да попаднат в един и същи клас.  $K$ -средното клъстериране се извършва без обучение, което е значително преимущество в случаите, когато не разполагаме с достатъчно на брой класифицирани обекти. Методът използва минимизация на разстоянието между обектите в  $m$ -мерно пространство. Броят клъстери  $k$  трябва да е известен и е единственият свободен параметър.

Задачата за  $k$ -средното клъстериране може да се дефинира по следният начин. Нека  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  е крайно множество от обекти всеки представен чрез вектор  $v_x \in \mathbb{R}^m$ , а  $C = \{c_1, \dots, c_k\}$  е разделяне на  $X$  в  $k$  несвързани клъстера. Стандартната количествена мярка за това разделяне е формулирана чрез средното отклонение:

$$(III.19) \quad D(C) = \frac{1}{n} \sum_c \sum_{x \in c} d(v_x, v_c), \quad \text{където } d(v_x, v_c) \text{ е мярка за}$$

отклонението и всяко  $c \in C$  е представено със центриод в  $v_c \in \mathbb{R}^m$  и

$$(III.20) \quad v_c = \frac{1}{n(c)} \sum_{x \in c} v_x. \quad \text{При } k < n \text{ целта е да се намери разделяне } C \text{ в } k$$

кълстери, което да минимизира  $D(C)$ .

В стандартния си вариант, мярката за отклонението се определя като:

$$(III.21) \quad d(v_x, v_c) = \frac{1}{2} \|v_x - v_c\|^2, \quad \text{където } \|v_x - v_c\| \text{ обозначава Евклидово}$$

разстояние, но може да се използва и метриката на Mahalanobis. В този случай  $k$ -средното клъстериране дава елиптични клъстери.

Освен, че е компютърно интензивен,  $k$ -средното клъстериране страда и от очевидният недостатък, че броя клъстери  $k$  трябва да е известен. Някои варианти на този метод предлагат след първоначалното минимизиране броя клъстери да се промени и отново да се минимизира с цел да се провери дали новото решение не е по-добро. Така се постига итеративен процес, който подобрява резултата. Мена

[Men05A] предлага k-средното клъстериране да се използва за стабилизирането на резултатите при Delaunay триангулацията при търсене на топологията на пътна мрежа. Doucette и др. [Dou01] също така прилага този метод.

Размитата логика също така може да бъде приложена към k-средното клъстериране. Този вариант на метода се нарича понякога с-кълстериране [Bez86].

*Изводи:* Като цяло може да се приеме че k-средното клъстериране намира приложения при методите на дистанционното изследване на пътно-транспортните структури и съоръжения като един съществен, но итеративен етап.

### III.10.2. Delaunay триангулация

Delaunay триангулацията [Del34] за множество от точки в равнината е такава триангулация, при която нито една от точките е вътрешна за описаните около триъгълниците окръжности. Целта на тази триангулация е да се максимизира най-малкият ъгъл на всеки от триъгълниците на триангулацията.

Триангулацията на Delaunay е метод за разделяне на данни от неравномерно разпръснати точки, за да се позволи плавна, локална интерполация между тях. Използва се методът на естествената интерполация между съседи, като стойността на дадена произволна точка се определя от трите най-близки до нея и относителното разстояние до всяка. Триангулацията на Delaunay може да бъде намерена като се използва методът на празните кръгове, според който всеки кръг, преминаващ през три естествено съседни точки не трябва да съдържа други точки от първоначално зададените. Това създава единствена триангулация за всяко множество от точки [Hla14].

В двумерното пространство съществува триангулация на Delaunay за всяко множество от точки. Тя е единствена винаги, когато в множеството не могат да се намерят четири точки, лежащи на една окръжност. Заради това, че минимизира малките ъгли, триангулацията на Delaunay е геометрично правилна.

*Изводи:* Като цяло Delaunay триангулацията и еквивалентната му Voronoi диаграма са мощни методи за разделяне на повърхност. Основното му преимущество пред други методи за триангулация е, че осигурява възпроизводими резултати. Ефективни алгоритми се прилагат за този метод, което го прави удобен за решаване на практически задачи, за дистанционни наблюдения на пътно-транспортни структури и съоръжения. Диаграмата на Voronoi е интердисциплинарен подход, който се прилага в много области за разделяне на пространството и пространствено моделиране.

### III.10.3. Размита организация на продълговати области (FOrgER) алгоритъм

Размитото моделиране е често използвано при сегментиране, като премахва ограниченията, наложени от стандартните методи. Методът FOrgER представлява тегловен граф за свързване на възли в прогресивно уголемяващи се криволинейни мрежи [Dou02]. Този алгоритъм открива връзките между подобие на възли и ориентационната метрика с помощта на размити функции. FOrgER алгоритъмът комбинира самоорганизация с размита логика.

Входните данни на този алгоритъм са центровете, получени от триангулацията на Delaunay и класифицираното изображение по метода на Mahalanobis. Целта на приложената методология е да се конструира топологично правилна мрежа.

Конструкцията на топологията включва три нива, всяко от което се определя със своите правила. Най-високото ниво свързва вероятностни разпределения, за да осигури близост на точките от резултантната мрежа.

*Изводи:* Използването на FOrgER алгоритъм показва недостатъците на метода и го направи неприложим, въпреки преимуществата, които притежава. Основен негов недостатък е, че той не позволява да се изчисли ъгъла между съседните възли еднозначно. Този факт го изключва от възможните алгоритми, които се използват при изграждане на системата за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения.

### III.10.4. Сегментация, покриваща минимален брой дървета

В алгоритмите, използващи дървета няма прости цикли. Съвкупност от върхове може да бъде свързана в различни дървета. На всеки ръб на дърво може да се препише тегло. Сумата на теглата на всички ръбове дефинира теглото на цялото дърво. Имайки предвид това, минимално покриващо дърво се дефинира като такова дърво, което свързва всички налични върхове и което има тегло не по-голямо от кое да е друго възможно дърво, свързващо наличното множество от върхове [Hla14].

Първият алгоритъм за намиране на минимално покриващо дърво е предложен от чешкият математик Otakar Boruvka през 1926 година с цел да се постигне ефективно електрифициране на Моравия. В наше време се използват по-ефективни алгоритми като този на Kruskal [Kru56].

*Изводи:* Като всеки ефективен метод за сегментация, този алгоритъм е евристичен и следователно намира само локален минимум. Алгоритъмът на Kruskal е един от алгоритмите, които се използват при изграждане на система за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения.

### III.10.5. Двустранни филтри

Двустранните филтри са нелинейни филтри, въведени от Tomasi и др. [Tom98]. Идеята е да се придаде по-малко тегло на пиксели, които са съществено различни по интензитет от централен пиксел. По своята същност това са конволутивни филтри, като най-често се използва Гаусово ядро.

Двустранните филтри се използват за оглаждане на изображения и намаляване на текстурата или при търсене на ръбове, с цел запазване на геометричните характеристики. Техен основен недостатък е, че могат да дават в резултат плоски изображения, подобни на скици, и дори да добавят несъществуващи ръбове. Като цяло получените резултати са добри, но чувствителността на двустранните филтри към входните параметри изисква значително тестване.

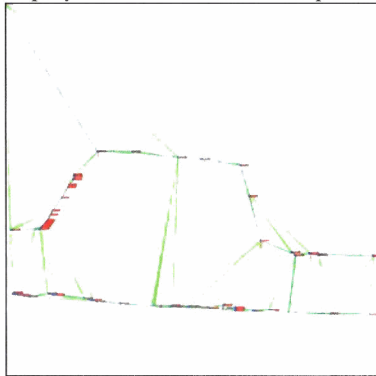
*Изводи:* Използването на двустранните филтри с цел изглаждане на изображението, но запазвайки откриването на действителни граници не доведе до положителен резултат, защото крайния резултат се оказа изпълнен с несъществуващи ръбове, чието премахване се оказа сложна и безсмислена задача.

### III.10.6. Експериментални резултати

Основно предимство на самоорганизацията е, че стои значително по-близо до биологическия прототип-мозъка, отколкото другите модели. При сформирването на двумерната карта се подтискат несъществените признаци и особености, а по-съществените характеристики на входните сигнали се кодират посредством пространствените разстояния върху невронната решетка.

За реално прилагане на самоорганизираща се програмна система за анализ на пътната мрежа е нужно внимателно да се подбират алгоритмите от ниско и средно ниво, които да се прилагат на входното изображение, както и прецизно вариране на техните параметри с цел постигане на оптимален резултат. Така построения алгоритъм работи бързо и ефективно. Недостатъците на метода са свързани с резултати, съдържащи недействителни линии на пътно-транспортно съоръжение или структура. Това се дължи на преопределяне на системата, която при итерация попада в бифуркация, което води до увеличение на броя на линиите, които в действителност не съществуват. Съответно и обратното е възможно да се наблюдава.

На фиг. III.30 е показан резултата от класификация чрез k-средно клъстериране, последвано от триангулация на Delaunay и накрая сегментация, основана на минималното покриващо дърво. Използвания брой точки е 100%, а нужния минимален брой за построяване на крайната матрица е 3145 броя. Откритите участъци, формиращи линията на пътя са 671. Входни параметри за метода са класифицираното по метода на Mahalanobis изображение от фиг. III.17 и изображението от фиг. III.8 – резултатът от метода за откриване на ръбове SUSAN.



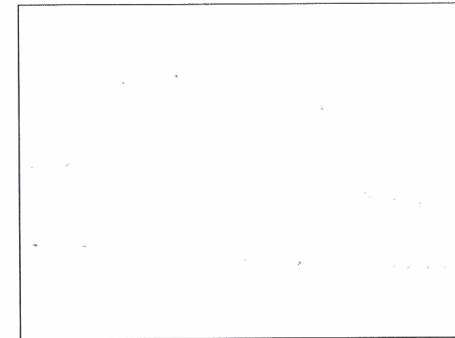
Фиг. III.30. Резултат от самоорганизиращата се карта на пътя, основана на k-средно клъстериране, последвано от триангулация на Delaunay и сегментация, основана на минималното покриващо дърво

В представения случай използването на ИАОЛ не е подходящо, тъй като ИАОЛ, приложен върху изображението от фиг. III.8 – резултатът от метода за откриване на ръбове SUSAN, не осигурява нужните подобрения, които са в основата на самия метод и нуждата от използването му.

Показано е, че при ниски размерности самоорганизиращите се мрежи дават резултати близки до тези, получени в резултат на прилагането само на класификацията на k-средното клъстериране.

При данни с голям обем и различни размерности, самоорганизиращите се мрежи могат да се използват за намаляване на размерността подобно на принципния компонентен анализ.

На фиг. III.31 са показани 669 линии, които формират самоорганизиращата се пътна карта. Премахнати са 2 линии. Самоорганизиращата се мрежа е приблизителен модел на действителната линия на пътя и наблюдаваните неточности могат да се считат за приемливи. Те се явяват 0,03% от общия брой линии и тяхното премахване не влияе на резултата от приложените алгоритми.



Фиг. III.31. Множество от линиите, формиращи самоорганизиращата се карта на пътя при използване на 100% от целия брой линии

*Изводи:* Резултатът от самоорганизиращата се мрежа е действителен, но слабо изместен, тъй като алгоритъмът на Kruskal създава елипсовиден вид на получените полилинии.

### III.11. Извличане на информация за пътните структури и съоръжения от самоорганизиращата се мрежа

Самоорганизиращите се пътни карти притежават важното качество да запазват топологичната структура и затова са подходящи за класифициране на пътища според тяхната значимост [Car09]. Процедурата да се съпостави вектор от пространството на данните в пространството на картата е да се намери възела (неврона) с най-малко разстояние (в използваната метрика) между входният от тегловният вектор [Car09].

Мрежата се инициализира с малки случайни стойности, или пък със собствените вектори на основните компоненти. При обучението на мрежата примерни стойности се подават на входа и неврона с най-близък тегловен вектор се намира. Теглото на този неврон и най-близките до него в мрежата се адаптира спрямо входния вектор, като размера на това адаптиране зависи от разстоянието в мрежата между невроните.

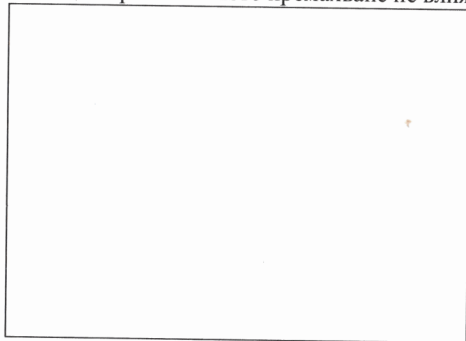
Атрибутивите използвани за класификация на пътища могат да са най-разнообразни. В текущата разработка са избрани част от тях, тъй като отразяват съществени геодезични характеристики Това са:

- Числово представяне на типа път.
- Брой на прекъсванията.
- Мярка за близост с други пътища.
- Мярка за подобие с други пътища.

Първите две характеристики описват свойства, свързани с топологията на пътя и затова са най-съществени. Геометричната дължина на пътя тук не играе роля, а само топологичните характеристики.

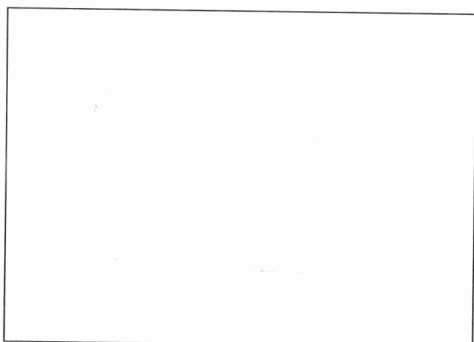
При използването на тези свойства даден път може да се класифицира със самоорганизиращите се карти. Веднъж класифицирани пътища със сходна значимост могат да се изберат и представят на пътна карта автоматично в зависимост от мащаба. Тези методи дават интересна възможност за автоматизиране представянето на геолокационна информация [Car09].

На фиг. III.32 са показани 126 линии, които формират самоорганизиращата се пътна карта. Използвания брой точки е на 20% от целия брой. Премахнати са 4 линии, които се явяват 0,03% от общия брой и тяхното премахване не влияе на резултата.

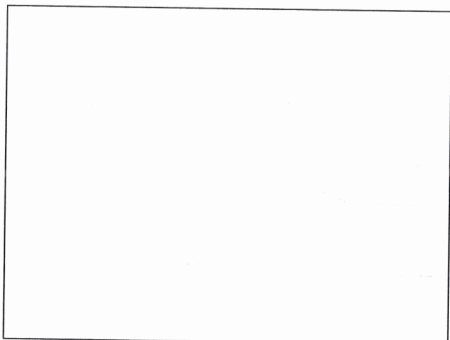


Фиг. III.32. Множество от линиите, формиращи самоорганизиращата се карта на пътя при използване на 20% от целия брой линии

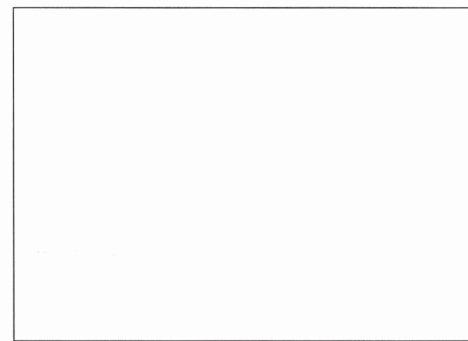
Изчислителното време, което беше нужно, за да се осъществи приложението алгоритъм върху фиг. III.32 беше няколко часа.



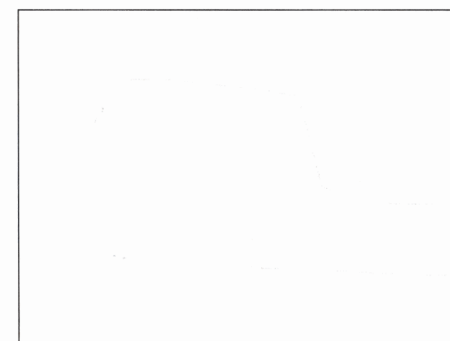
Фиг. III.33. Класифицирано изображение, съдържащо 9 типа пътни настилки



Фиг. III.34. Класифицирано изображение, съдържащо 26 броя прекъсвания



Фиг. III.35. Класифицирано изображение, съдържащо 18 мери за близост



Фиг. III.36. Класифицирано изображение, съдържащо 2 мери за подобие

От табл. 1 се вижда, че има 9 типа пътни настилки, броя на прекъсванията са максимално 26, мярата за близост с други пътища варира от 19 до 37, а мярата за подобие попада в интервала от 129 до 8449. На фиг. III.33 е представено класифицирано изображение по 9 типа пътни настилки; на фиг. III.34 - по 26 броя прекъсвания; на фиг. III.35 - по 18 мери за близост, тъй като това е диапазона, в който се променя мярата за близост между пътища, а на фиг. III.36 - по 2 мери за подобие.

На фиг. III.33 се вижда, че отбивката е съставена от свои типове път, което е реално, защото настилка на пътя се променя. В оригиналното изображение на фиг. III.1 това е ясно видимо. Определения тип пътна настилка в отбивката се променя закономерно с действителните промени. Основният път се дели условно на два типа, което се различава от действителността. Това се дължи на факта, че в едната част пътя граничи само с растителност, а в другата с растителност и земна покривка, което е причината да се отчетат два типа път.

На фиг. III.34 се вижда, че класифицираното изображение по брой прекъсвания притежава средна стойност на брой прекъсвания, която се среща най-често. Големият брой прекъсвания се дължи на факта, че самоорганизиращата се пътна мрежа се изгражда на итеративен принцип, при който може да се изпадне в бифуркация и резултата да не е еднозначен.

На фиг. III.35 се наблюдава плавно преминаване помежду мерите за близост, което означава, че алгоритъма действа безотказно в този случай.

На фиг. III.36 се вижда, че отбивката е съставена от свои мерни за подобие, което може да се приеме за реално. Основният път се дели условно на две мерни за подобие, което се различава от действителността. Това се дължи на факта, че в едната част пътя граничи само с растителност, а в другата с растителност и земна покривка, което е причината да се отчетат две мерни за подобие.

Процесът не е напълно автоматизиран, именно поради факта, че се налага намесата на човек-оператор, който да направи оценка на действителните и недействителните резултати като вземе своето субективно решение.

#### *Изводи:*

Изследването на самоорганизиращата се пътна карта носи ценна информация, относно характеристиките на пътя, които са определени правилно и с минимален брой грешки и недействителни резултати. Прилагането на алгоритъма изисква специализиран хардуер и значително изчислително време, защото е оптимално алгоритъма да бъде прилаган до 200 линии, които формират самоорганизиращата се пътна мрежа. В случай, че броя на линиите, които формират самоорганизиращата се пътна мрежа нарастне над 200, то изчислителното време се определя в дни.

### **IV. Обобщение**

#### **IV.1. Списък на публикации на автора, свързани с дисертационния труд**

1. Христова, В., „Избрани методи за класификация и съвместяване на изображения при дистанционно изследване на пътната инфраструктура“, научно списание „Механика, транспорт, комуникации“, том 12, брой 3/2, статия № 1033, 2014, ISSN 1312-3823, стр. XI-94:XI-98.

2. Христова, В., Д. Петков „Сравнение на методи за откриване на ръбове при дистанционно изследване на пътната инфраструктура“, научно списание „Механика, транспорт, комуникации“, том 12, брой 3/2, статия № 1034, 2014, ISSN 1312-3823, стр. XI-99:XI-103.

3. Hristova, V., D. Borisova „A Comparison of Image Segmentation Algorithms“, In the proceedings of “XXIV International symposium on modern technologies, education and professional practice in geodesy and related fields”, 2014, ISSN 2367-6051, стр. XI-99:XI-103.

4. Hristova, V., „A Comparison of Image Fusion Methods after Segmentation and Classification of the Images“, In the proceedings of “XXIV International symposium on modern technologies, education and professional practice in geodesy and related fields”, 2014, ISSN 2367-6051, стр. XI-99:XI-103.

5. Христова, В., „Самоорганизираща се програмна система за анализ на пътна мрежа, пътно-транспортни съоръжения и структури“, Десета юбилейна научна конференция с международно участие „Космос, екология, сигурност“ SES 2014.

#### **IV.2. Изводи**

Бяха разгледани подбора и анализа на методите, както и резултатите, формиращи системата за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения, както и резултатите от конкретните методи.

Бяха използвани основните методи за получаване на описание на пътните структури и съоръжения, беше направено сравнение и оценка на получените резултати и беше формулирана методология, съставена от последователни алгоритми.

Следователно целта може да се счита за достигната.

Бяха реализирани четири задачи. Бяха изследвани и класифицирани съществуващите методи и алгоритми и системи за дистанционно наблюдение на пътно-транспортните структури и съоръжения за обработка и анализ на изображения, добити от дистанционно изследване. Бяха приложени основните методи и алгоритми и системи за това. Беше осъществен подбор и избор на последователност на прилагане на избраните методи за обработка на изображения и системи за дистанционно наблюдение на пътно-транспортните структури и съоръжения, с цел да се изяснят и разберат ползите от използването на тези методи в подобна система. Беше разработена методика за формиране на цялостен модел, за обработка и анализ за извличане на характеристиките на пътно-транспортните структури и съоръжения.

При решаването на поставените задачи бяха използвани следните научни методи: анализ на изследваните обекти, формулиране на основните решавани задачи, изследване на специфични методи и алгоритми за обработка на изображения, експериментална проверка на прилаганите методики, анализ на получаваните резултати.

Използваните алгоритми са категоризирани, според функционалността, която представят.

Използваните изображения притежават размерност от над 2000x2000 пиксела. Такъв вид изображения могат да се използват в реални приложения. С нарастването на големината на изображението бяха наблюдавани различни проблеми, свързани основно с изискване към изчислителното време, както и към хардуера, използван за направените изчисления, а също и неприложимостта на някои алгоритми в такива случаи.

Преобразуването на цветното изображение в полутоново се оказа разумно решение, защото последващите методи се основаха на него. Разглеждането на методите за откриване на ръбове на Canny и SUSAN и метода ИАОЛ на Doucette представи техните преимущества и недостатъци.

Бяха сравнени четири, основани на теорията на графите алгоритми за сегментиране на изображения. Те са алгоритъмът на Tilton за най-добро сливане, сегментация за сливане на дървета на Felzenszwalb и Huttenlocher, сегментация с минимален среден разрез на Wang и Siskind, и нормализиран разрез на Shi и Malik. Алгоритъмът на Wang и Siskind, както и алгоритъмът на Shi и Malik се оказаха неприложими за изображения с големина над 100x100 пиксела. Алгоритъмът на Tilton се оказа най-близък до действителността, но изчислителното му време се оказа 100 пъти по-голямо от изчислителното време на алгоритъма на Felzenszwalb и Huttenlocher, което наложи последния метод като основа за последваща класификация на изображението. Тя беше осъществена с три различни метода: метод на класификация на Mahalanobis, метод на класификация на Bhattacharyya, метод на класификация на “Текстурения куб”. Първите два от които се основават на спектрална информация, а третия е комбинация от спектрална и текстурна информация, което ги прави сходни по свойства. Методът на класификация на Bhattacharyya се оказа изчислително сложен и методът на класификация на Mahalanobis бе избран, поради своята изчислителна простота в представената система за дистанционно наблюдение на пътно-транспортните структури и съоръжения. Съвместяване на данни от трите метода за класификация, основано на теорията на Dempster-Shafer се оказа ненужна процедура в представения алгоритъм, тъй като резултатът беше близък до резултатът от метод на класификация на Mahalanobis, приложен върху сегментираното с алгоритъма на Felzenszwalb и Huttenlocher изображение.

Алгоритъмът за самоорганизация на пътната мрежа, който беше показан в тази дисертация, показва, че могат да се използват полилинии, за да се построи модел на пътната мрежа, основавайки се на разглеждането на вектор и неговото взаимодействие със съседите му. Дефиниран е енергиен модел на пътната мрежа, който е изграден на глобално минимизиране на енергията. Извличане на информация за пътните структури и съоръжения от самоорганизиращата се мрежа включи успешно броя на пресечките с други пътища, откриване на мярка за близост с други пътища, числово представяне на типа път и определяне на мярка за подобие с други пътища.

Беше създадена интерактивна система за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения. Разглеждането на възможните преимущества на използването на човек-оператор е свързано с ценните наблюдения върху области, където по-нататъшно изследване е необходимо. Например, човека-оператор може да определи точките, които са част от пътя и така да предотврати използването на системата за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения напразно, спестявайки време и средства. Човекът-оператор може да осигури информация, относно състоянието и амортизацията на пътно-транспортните структури и съоръжения, като процесът може да включва идентифициране на състоянието и откриване на изменения (в т.ч. недопустими изменения) на пътно-транспортните структури.

#### IV.3. Приноси

1. Направен е разширен литературен обзор, който включва текущото състояние на проблематиката, свързана с изграждането на системи за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения и който обзор се прави за първи път у нас.

2. Изследвани са нови алгоритми за тематична обработка на изображения. С тях развитието на системата за дистанционно наблюдение и изследване на пътно-транспортни структури и съоръжения осигурява по-точна методология за извличане на пътни мрежи.

3. Представено е софтуерното ядро от математически инструменти на система за дистанционни наблюдения и изследване на пътно-транспортни структури и съоръжения, което ядро позволява алгоритмите за различни конфигурации от обекти да бъдат тествани. Формулирани са основни параметри на използваните алгоритми при оптимизация на ефективността на системата за дистанционно наблюдение и изследване на пътно-транспортни структури и съоръжения.

4. Направен е опит за изграждане на интерактивна система на базата на софтуерно ядро от математически инструменти за дистанционни наблюдения и изследване на пътно-транспортни структури и съоръжения, позволяваща на човешкия фактор да бъде обективизиран и вероятността за грешки да бъде сведена до минимум. Системата за дистанционни наблюдения и изследване на пътно-транспортни структури и съоръжения е комплексна и полуавтоматизирана.

5. Направен е анализ на резултатите от работата на системата за дистанционно наблюдение при решаването на редица практически-приложни проблеми, свързани с изследването и анализа на пътно-транспортни структури и съоръжения. Това позволява заместване на някои скъпи и изискващи повече изчислителни ресурси методи, с по-ефективни и изчислително бързи, посредством разработения за дисертационния труд оригинален софтуерен продукт, който е основен инструмент за реализацията на представените резултати.

#### IV.4. Бъдещи изследвания

Възможните подобрения и бъдещи изследвания биха могли да бъдат следните.

1. Класификацията на Mahalanobis се основава на спектралните характеристики на обектите в изображението. Разглеждането на подобни методи и комбинирането им би подобрило точността на резултатите.

2. В процеса на обработка и анализ на изображения, използването на многомерни пространствени маски е процес, при който нежеланите характеристики на обектите в изображението се отстраняват и те не се разглеждат при обработката. В случая това ще повиши скоростта на обработката на системата за дистанционно наблюдение на пътно-транспортни структури и съоръжения, защото ще ограничи броя на недействителните резултати при класификацията на изображението и качеството на обработка ще се повиши.

3. Въвеждането на фактор, отчитащ разнообразието на геометричните характеристики би подобрил самоорганизиращата се карта на пътя. Този фактор би ограничил размера и формата на пътно-транспортната структура или съоръжение, което би помогнало при определянето на правилната ѝ форма, подбира на човека-оператор от съществуваща база данни. Това подобрение би улеснило решаването на строителни задачи, които не са обект на разглеждане в тази дисертация.

4. Подобряването на самоорганизиращата се пътна мрежа ще се състои в използването на непрекъснати и актуални входни данни, които ще улеснят изграждането и експлоатацията ѝ.

#### Библиография, използвана в автореферата

- [Bea89] J. Beaulieu, M. Goldberg, "Hierarchy in picture segmentation: a stepwise optimization approach", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 11(2), pp. 150-163, 1989.
- [Bez86] J. Bezdek, R. Cannon, J. Dave, "Efficient Implementation of the Fuzzy c-Means Clustering Algorithms", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI8, no. 2, pp. 248-255, 1986.
- [Bha45] A. Bhattacharyya, "On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distributions", Bulletin of the Calcutta Mathematical Society, vol. 35, pp. 99-109, 1945.
- [Bha97] U. Bhattacharyya, S. Parui, "An improved backpropagation neural network for detection of road-like features in satellite imagery", International Journal of Remote Sensing, vol. 18, pp. 3379-3394, 1997.
- [Bha06] A. Bhattacharyya, I. Jermyn, X. Descombes, J. Zerubia, "Computing statistics from a graph representation of road networks in satellite images for indexing and retrieval", In Proceedings of CompIMAGE — Computational Modelling of Objects Represented in Images: Fundamentals, Methods and Applications, 2006.
- [Can86] J. Canny, "A computational approach to edge detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, pp. 679-714, 1986.
- [Car09] G. Carmichael, "Matching Spherical Panoramas to Planar Photographs", M.C.S. thesis, Carleton University, Ottawa, Canada, 2009.
- [Carm] G. Carmichael, "An Implementation of Street Selection with Self-Organizing Maps", <http://gailcarmichael.com/>
- [Del34] B. Delaunay, "Sur la sphère vide. A la mémoire de Georges Voronoi", Bulletin de l'Académie des Sciences, de l'URSS, Classe des sciences mathématiques et naturelles, no. 6, pp. 793-800, 1934.



- [Dem68] A. Dempster, "A generalization of Bayesian inference", *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*(30), pp. 205-247, 1968.
- [Dou01] P. Doucette, P. Agouris, A. Stefanidis, M. Musavi, "Self-organized clustering for road extraction in classified imagery", *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 55(5-6), pp. 347-358, 2001.
- [Dou02] P. Doucette, "Automated road extraction from aerial imagery by self-organization", Thesis, The University of Maine, 2002.
- [Dou04] P. Doucette, P. Agouris, A. Stefanidis, "Automated road extraction from high resolution multispectral imagery", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 70(12), pp. 1405-1416, 2004.
- [Fel09] P. Felzenszwalb, D. Huttenlocher, "Efficient Graph-Based Image Segmentation", *International Journal of Computer Vision* 59(2), September 2004.
- [Gon08] R. Gonzalez, R. Woods, "Digital Image Processing", (third edition), Prentice Hall, 2008.
- [Hla14] M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, "Image Processing, Analysis, and Machine Vision", Cengage Learning, 2014.
- [Jai00] A. Jain, R. Duin, J. Mao, "Statistical pattern recognition: A review", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, pp. 4-37, 2000.
- [Koh01] T. Kohonen, "Self-Organizing Maps", Springer-Verlag, 2001.
- [Kru56] B. Kruskal, "On the shortest spanning subtree of a graph and the traveling salesman problem", *Proceedings of the American Mathematical Society*, vol. 7, no. 1, pp. 48-50, 1956.
- [Leo05] A. de Leona, K. Carrie're, "A generalized Mahalanobis distance for mixed data", *Journal of Multivariate Analysis* 92, pp. 174-185, Elsevier, 2005.
- [Lil08] T. Lillesand, R. Keiper, J. Chipman, "Remote sensing and image interpretation", (sixth edition), John Wiley and Sons, Inc., 2008.
- [Men05A] J. Mena and J. Malpica, "An automatic method for road extraction in rural and semi-urban areas starting from high resolution satellite imagery", *Pattern Recognition Letters*, vol. 26, pp. 1201-20, 2005.
- [Sha76] G. Shafer, "A Mathematical Theory of Evidence", Princeton University Press, 1976.
- [Shi00] J. Shi, J. Malik, "Normalized Cuts and Image Segmentation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, issue 8, pp. 888-905, 2000.
- [Smi94] S. Smith, J. Brady, "A scene segmenter; visual tracking of moving vehicles", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 7(2), pp. 191-204, 1994.
- [Til03] J. Tilton, "Hierarchical Image Segmentation", *Online Journal of Space Communication An International Electronic Journal*, issue 3, 2003.
- [Tom98] C. Tomasi, R. Manduchi, "Bilateral Filtering for gray and color images", *Sixth International Conference on Computer Vision*, pp. 839-846, New Delhi, India, 1998.
- [Wan01] S. Wang, M. Siskind, "Image Segmentation with Minimum Mean Cut", *Proceedings of the Eighth International Conference on Computer Vision*, pp. 517-524, 2001.
- [Wil00] M. Wilkinson, J. Roerdink, "Fast morphological attribute operations using Tarjan's union-field algorithm", In *Proceedings of International Symposium on Mathematical Morphology*, Palo Alto, USA, pp. 311-320, June 2000.
- [Wil10] M. Wilkinson, "ASCI Course Advanced Morphological Filters", Johan Bernoulli Institute of Mathematics and Computer Science, University of Groningen, The Netherlands, 2010.
- [Ива06] P. Иванов, "Проектиране на пътища с Делоне триангулация", в сборник доклади на Шестнадесета научна конференция с международно участие "Транспорт 2006", стр. V-21-V-23, 2006.

[1] <http://gis.mrrb.government.bg/MRRB/>