

Универзитет у Београду Електротехнички факултет



Пројектни рад

Тема: Анализа сателитских снимака(сегментација
водених површина)

Предмет: Системи за дигиталну обраду слике

Студент: Стефан Кангрга-Микулић 0526/2017

Ментор: доц. др Ана Гавровска

Београд, јул 2023

Садржај

1. Увод	3
2. Обрада слике	4
2.1. Учитавање слике	Error! Bookmark not defined.
2.2. Приступ коришћењем морфолошких операција	Error! Bookmark not defined.
2.3. Приступ коришћењем морфолошких операција	Error! Bookmark not defined.
5. Закључак	16
Литература	17

1. Увод

Сегментација слике је тежак, али веома захтеван задатак за многе врсте анализа слика(па и сателитских) или апликација компјутерске визије. Разлике у сивој скали или у боји суседних пиксела није увек довољна за сегментацију слике. Потребно је ослањати на разлике у просторном распореду у сивој скали суседних пиксела – односно на разлике у текстури. Споменути проблем сегментирања слике на основу текстурних знакова сврставају се као проблеми сегментације текстуре.

Сегментација текстуре има задатак идентификације региона са сличним шарама на слици. Нема познате методе који је у стању да доследно и прецизно сегментира текстуриране слике. Уобичајена стратегија за сегментацију текстуре је прво издвајање карактеристика на бази пиксел по пиксел са слике, а затим се користе неке од техника за класификацију издвојених карактеристика.

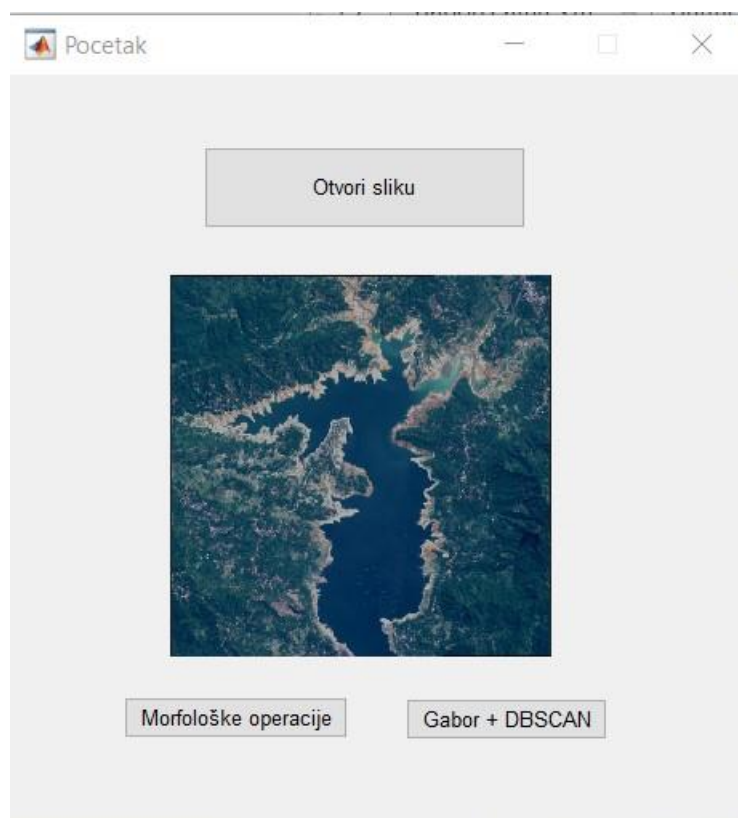
Овај рад је рађен као GUI апликација на одрађен у програмском пакету Matlab преко које су могућа два начина сегментације водених површина, један је коришћење морфолошких операција која веома зависи од слике до слике по питању вредности параметара коришћених функција а други начин(сигурнији али дуготрајнији) јесте коришћењем Габоровог филтра за издвајање обележја из слике а за тим коришћење једну врсту кластеризације (Density-based spatial clustering of applications with noise) ради коначне сегментације.

База која ће се користити у раду је *Satellite Images of Water Bodies* (<https://www.kaggle.com/datasets/franciscoescobar/satellite-images-of-water-bodies>). База се састоји од 5862 слика водених површина, по 2841 слика за обраду и по 2841 слика маске издвојених одговарајућих водених површина(одлична за примену supervised machine learning, али рад се заснива на unsupervised machine learning) .

2. Обрада слике

2.1 Учитавање слике

Покретањем програма *Pocetak.m* покреће се GUI апликација на којем учитавамо слике у jpg. формату коришћењем функције *uigetfile*. Након тога бирају начин приступа сегментације слике “Morfološke operacije” “Gabor + DBSCAN”.



Слика 1. – Прозор за учитавање слике.

2.2 Приступ коришћењем морфолошких операција

Први приступ подразумева коришћење морфолошких операција (*adapthisteq*, *entropyfilt*, *imbinarize*, *bwareaopen*, *imclose*, *imfill*, *imdilate*)

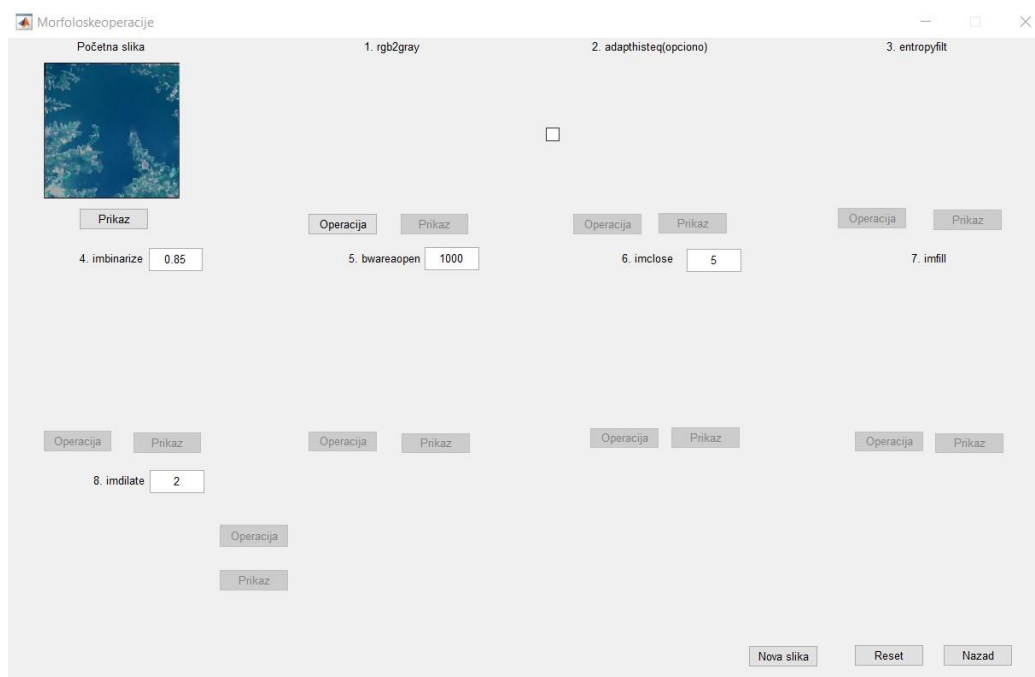
Развлачење контраста ради израженије текстуре урађено помоћу *adapthisteq* који користи CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) алгоритам. Слика се дели на мале области. Функција *adapthisteq* израчунава функцију трансформације контраста за сваку област појединачно. Контраст сваке плочице је побољшан, тако да хистограм излазног региона приближно одговара хистограму специфицираном у вредности *Distribution*. Суседне плочице се затим комбинују коришћењем билинеарне интерполације да би се елиминисале вештачки изазване границе.

Ентропија је статистичка мера случајности која се може користити за карактеризацију текстуре улазне слике(*entropyfilt*). Враћа матрицу или низ, где сваки излазни пиксел садржи вредност ентропије суседства 9x9 око одговарајућег пиксела на улазној слици.

Функција *bwareaopen* уклања објекте која садржи мање пиксела од дате вредности аргумента.

Функција *imclose* је морфолошка операција затварања је дилатација праћена ерозијом, користећи исти структурни елемент за обе операције.

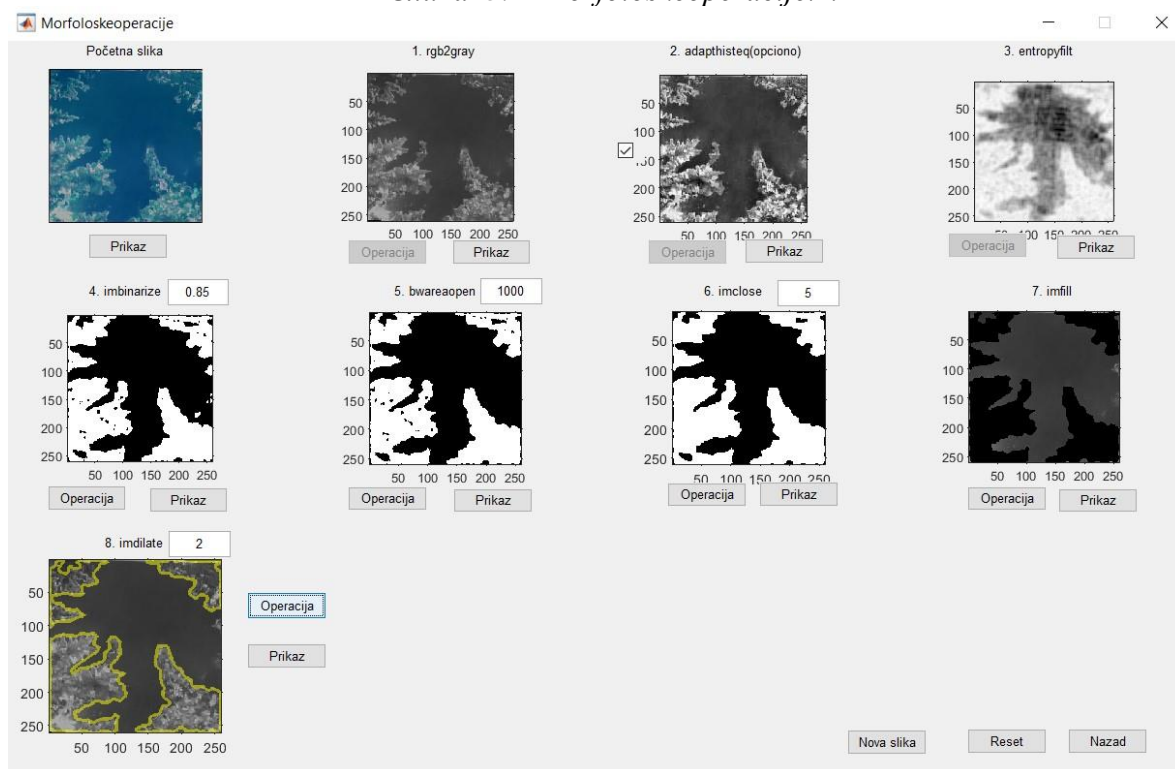
Функцијама *bwareaopen*, *imclose*, *imfill* уклањали су се непотребне области (шумови).



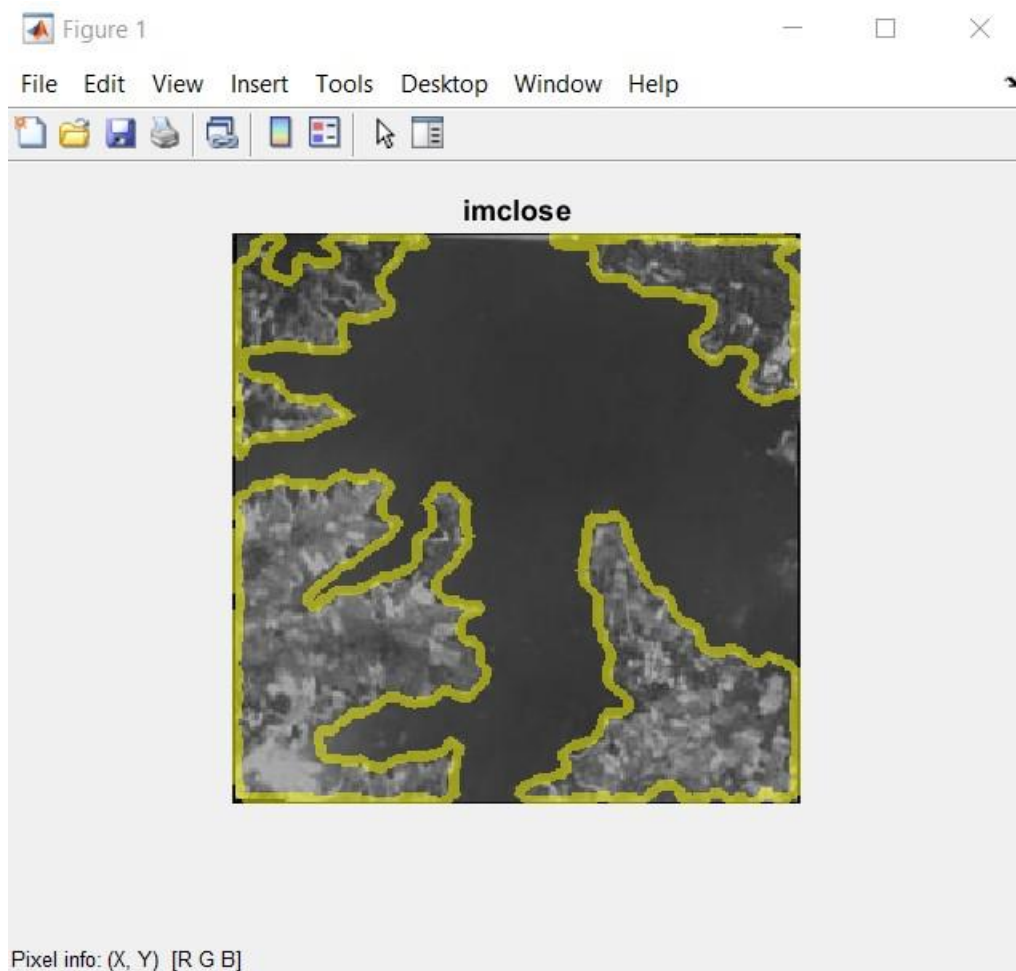
Слика 2. – Morfoloskeoperacije.m, приказ почетне слике



Слика 3. – Morfoloskeoperacije.m



Слика 4. – Morfoloskeoperacije.m



Слика 5. – Крајњи резултат сегментације

2.3 Приступ коришћењем Габоровог филтера и dbscan функције

Други приступ обраде слике не подразумева коришћење морфолошких операција осим на крају постпроцесирања кад је потребно јасно приказати резултат обраде слике. Други приступ заправо подразумева коришћење Габоровог филтера и *Density-based spatial clustering of applications with noise*.

Габоров филтер је линеарни филтер који се користи за анализу текстуре, што у суштини значи да анализира да ли постоји одређени садржај фреквенције на слици у одређеним правцима у локализованом региону око тачке или региона анализе. Многи савремени научници за визију тврде да су фреквентне и оријентацијске репрезентације Габорових филтера сличне онима у људском визуелном систему. Габорова функција је Гаусова модулисана комплексна синусоида у просторном домену.

Габор филтери су савршено вешти у карактеризацији чистих синусоидних сигнала, без обзира на фреквенције. С обзиром да се сваки практични сигнал

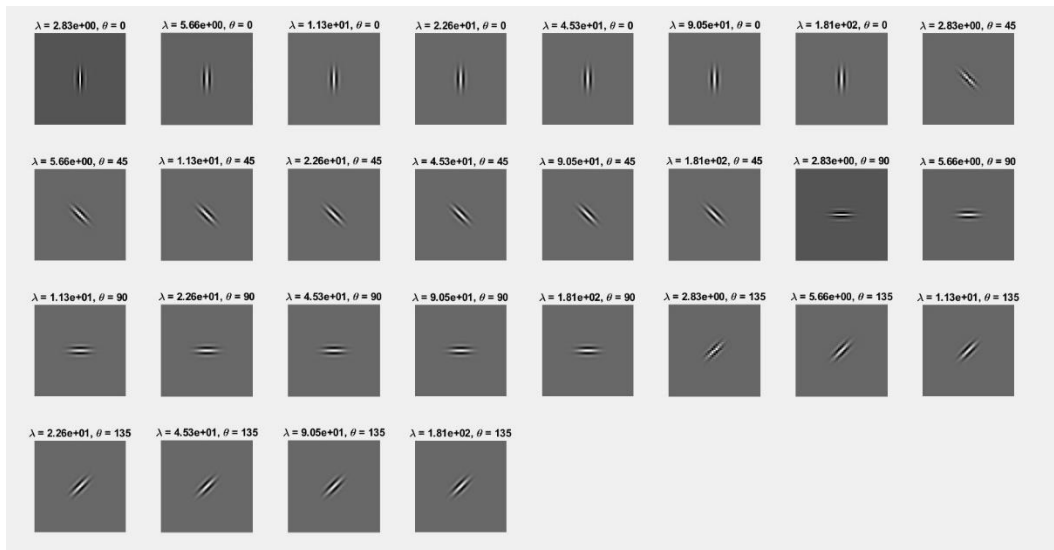
може разложити у збир синусоида, Габорови филтери су добро прилагођен за декомпоновање текстуралних информација.

Скуп Габорових филтера са различитим фреквенцијама и оријентацијама може бити од помоћи за издвајање корисних карактеристика из слике. У дискретном домену, дводимензионални Габор филтери су дати са:

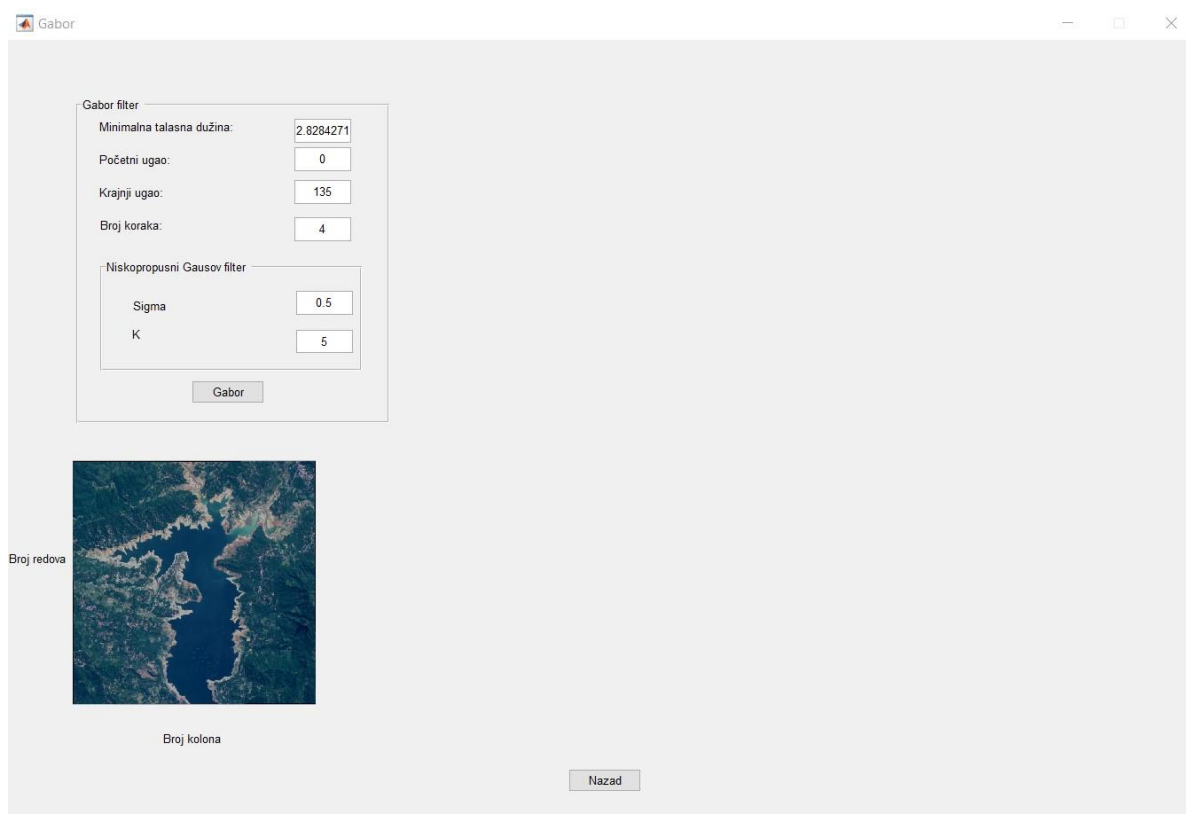
$$G_c[i, j] = B e^{-\frac{(i^2 + j^2)}{2\sigma^2}} \cos(2\pi f(i \cos \theta + j \sin \theta))$$

$$G_s[i, j] = C e^{-\frac{(i^2 + j^2)}{2\sigma^2}} \sin(2\pi f(i \cos \theta + j \sin \theta))$$

f дефинише фреквенцију која се тражи у текстури. Варирањем θ , можемо тражити текстуру оријентисану у одређеном правцу. Варирањем σ , мењамо подршку основе или величину региона слике који се анализира. Узорак оријентације узимамо између $[0, 135]$ степени у кораца од 45 степени. Таласна дужина филтера у растућим вредностима два почевши од $\frac{4}{\sqrt{2}}$ до дужине хипотенузе улазне слике (мада могуће је у апликацији мењати вредности филтера).

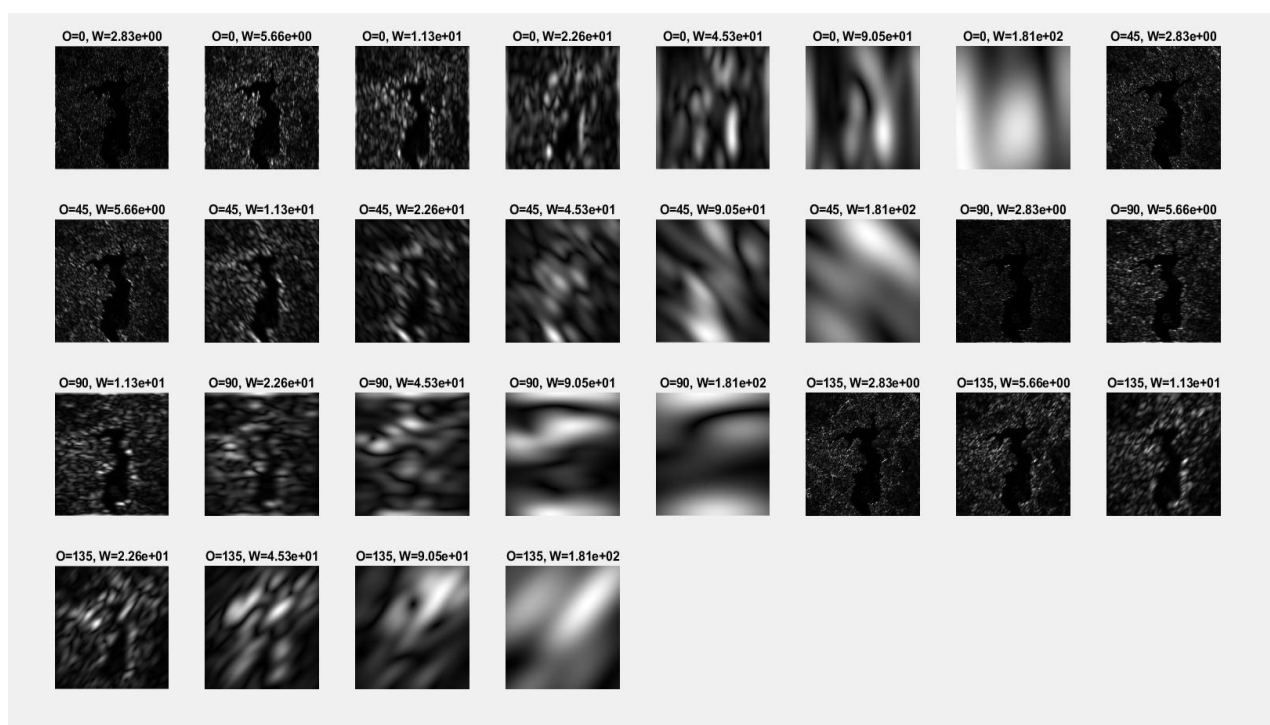


Слика 6. – Габор филтери разних таласних дужина и углова, таласне дужине одређене на основу величине слике *water_body_3*.

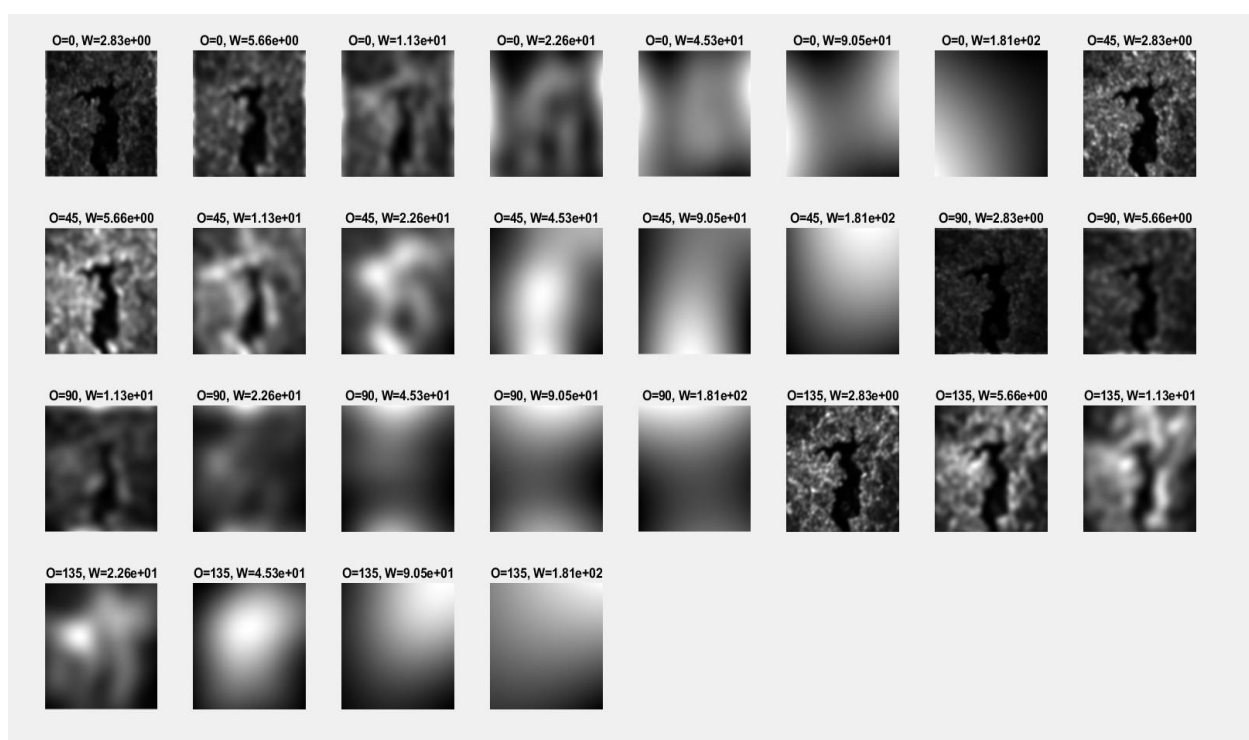


Слика 7. – *Gabor.m*, први корак генерисање група Габоровог филтера

Свака Габорова слика величине садржи неке локалне варијације, чак и унутар добро сегментираних региона константне текстуре. Ове локалне варијације ће одбацити сегментацију. Ове варијације можемо компензовати коришћењем једноставног Гаусовог нископропусног филтрирања да бисмо изгладнили информације о Габоровој величини. Бирамо сигму која се подудара са Габоровим филтером који је издвојио сваку карактеристику. Уводимо термин за изравнавање K који контролише колико се изглађивање примењује на одговоре Габорове величине.



Слика 8. – Примена Габоровог филтера на слику *water_body_3* пре Гаусовог изглађивања



Слика 9. – Примена Габоровог филтера на слику *water_body_3* после Гаусовог изглађивања

Да би се Габорови одговори магнитуде користили као карактеристике за употребу у класификацији, потребна је накнадна обрада. Ова накнадна обрада укључује Гаусово изглађивање, додавање додатних просторних

информација скупу карактеристика, преобликовање нашег скупа карактеристика у форму коју *dbscan* функција и ро жељи и нормализацију информација о карактеристикама на заједничку варијансу и средњу вредност.

Слика 10. – *Gabor.m*, други корак коришћење *dbscan* функције

Кластеризација је један од облика ненадгледаног машинског учења, оно што је расположиво од података су подаци о инстанцама које је потребно на неки начин груписати и не поседује се подаци о исправној групи(класа) за улазне инстанце.

Кластери типа *density-based clusters* су региони са великом густином раздвојени регионима мале густине. Не користи се класичан *k-means* кластеризација јер има ограничења везана за различите величине, густине и не-сферног облика и када оригинални подаци садрже изузетке. Код

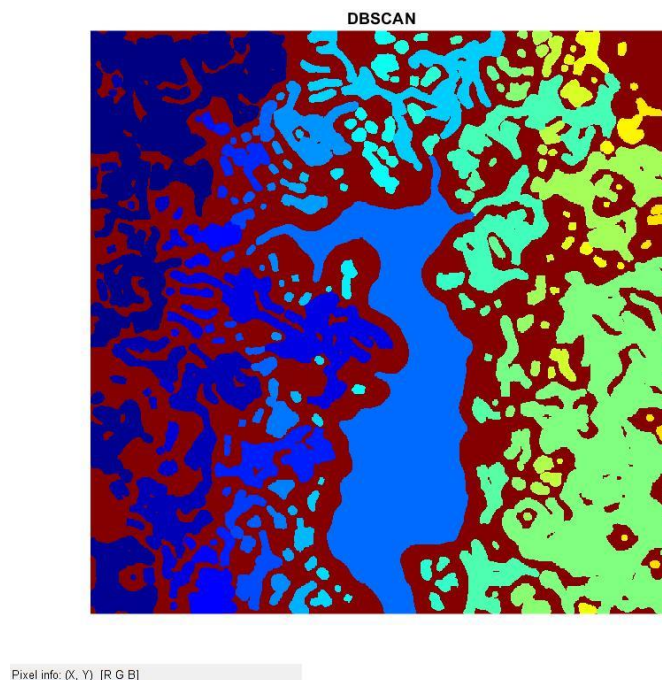
density-based алгоритма густина објеката унутар круга полупречника *radius* и објекти се класификују на *core points* (ако у *radius* околини садржи више од *minPoints* објеката), *border points* (у *radius* околини неког објеката који је *core points*) и *noise* (остали објекти и шум).

Algorithm 8.4 DBSCAN algorithm.

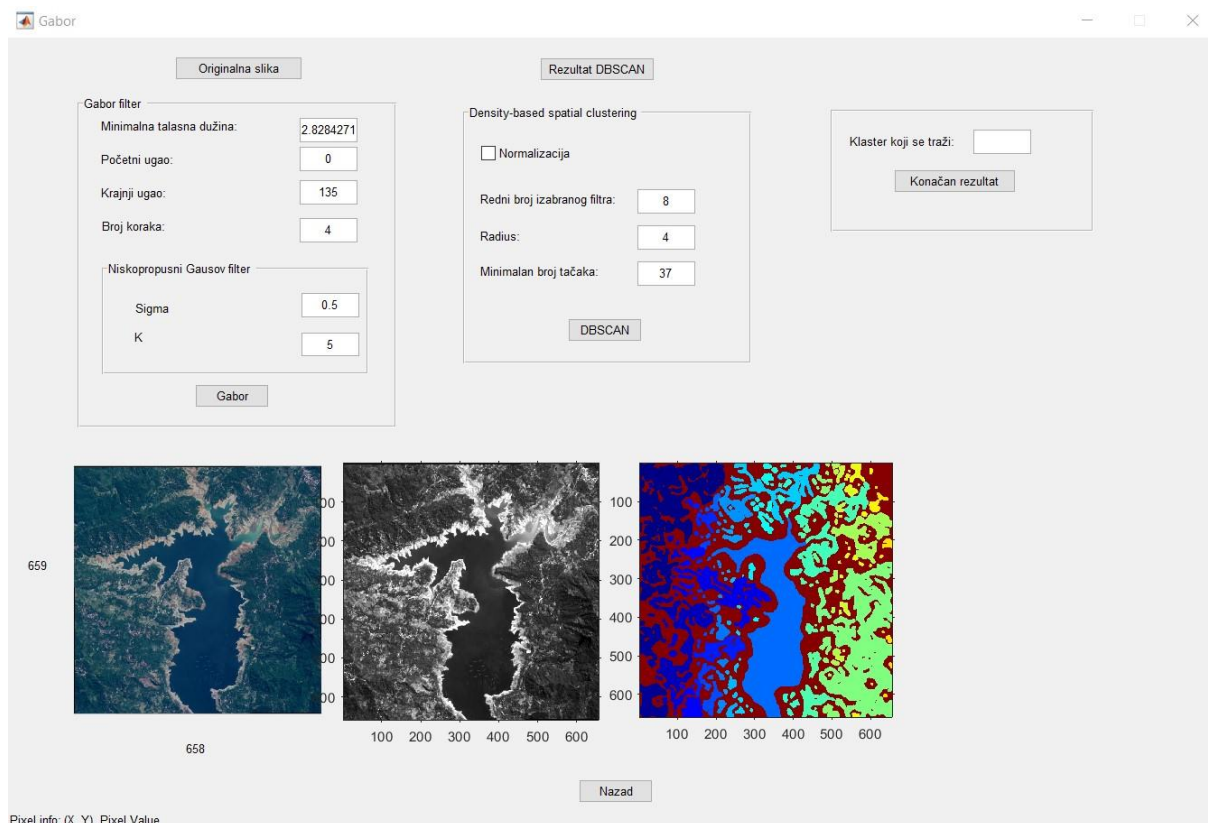
- 1: Label all points as core, border, or noise points.
 - 2: Eliminate noise points.
 - 3: Put an edge between all core points that are within *Eps* of each other.
 - 4: Make each group of connected core points into a separate cluster.
 - 5: Assign each border point to one of the clusters of its associated core points.
-

Проблем код функције *dbscan* што је дуготрајан процес приликом налажења одговарајућег полупречника и минималног броја објеката како би сегментација била задовољавајућа за одговарајућу слику а свако тестирање траје изнова око 20так минута (мањи полупречник и мањи број објеката скраћује време). За понуђену слику *water_body_3* оптималне вредности су *radius=3* , *minPoints=22* или *radius=4* , *minPoints=37* итд.

Налажењем вредности области(лабеле) где очекујемо водену површину можемо даље приказати крајњи резултат сегментације.

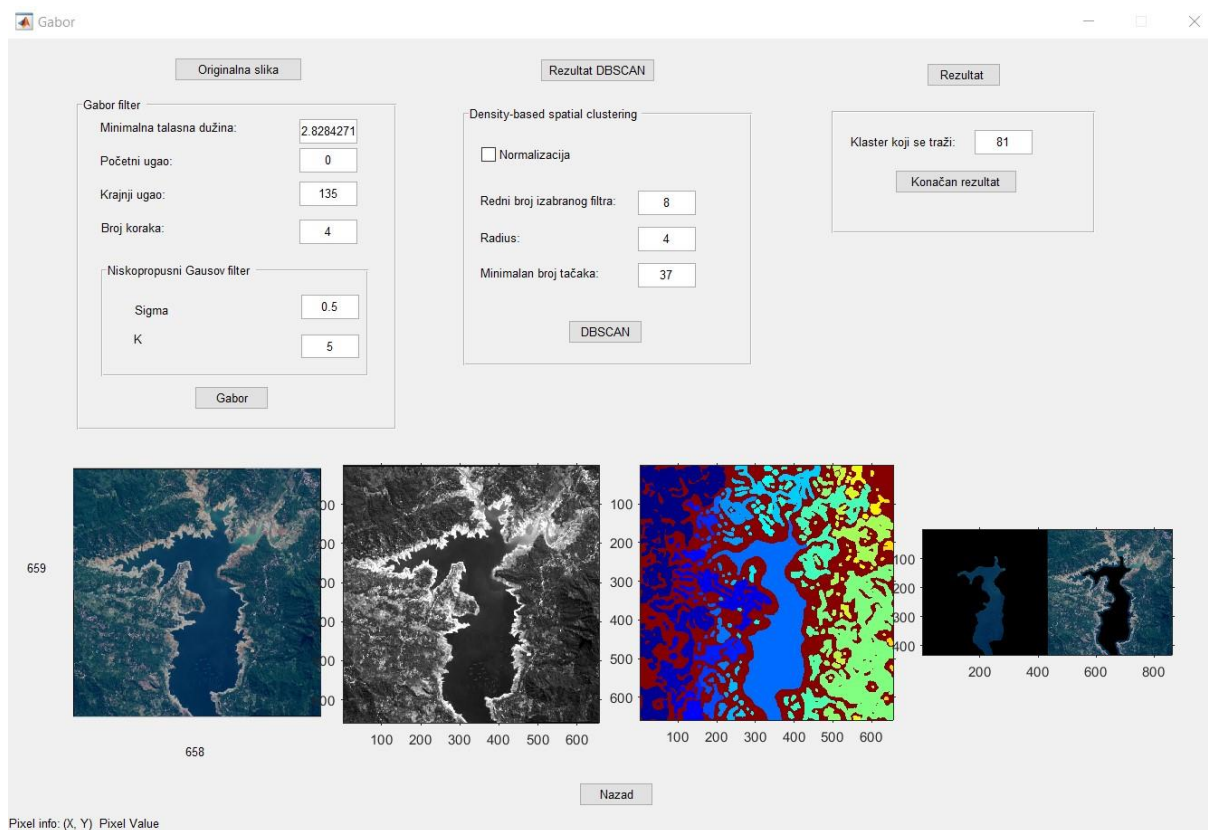


Слика 11. –Резултат *dbscan* функције

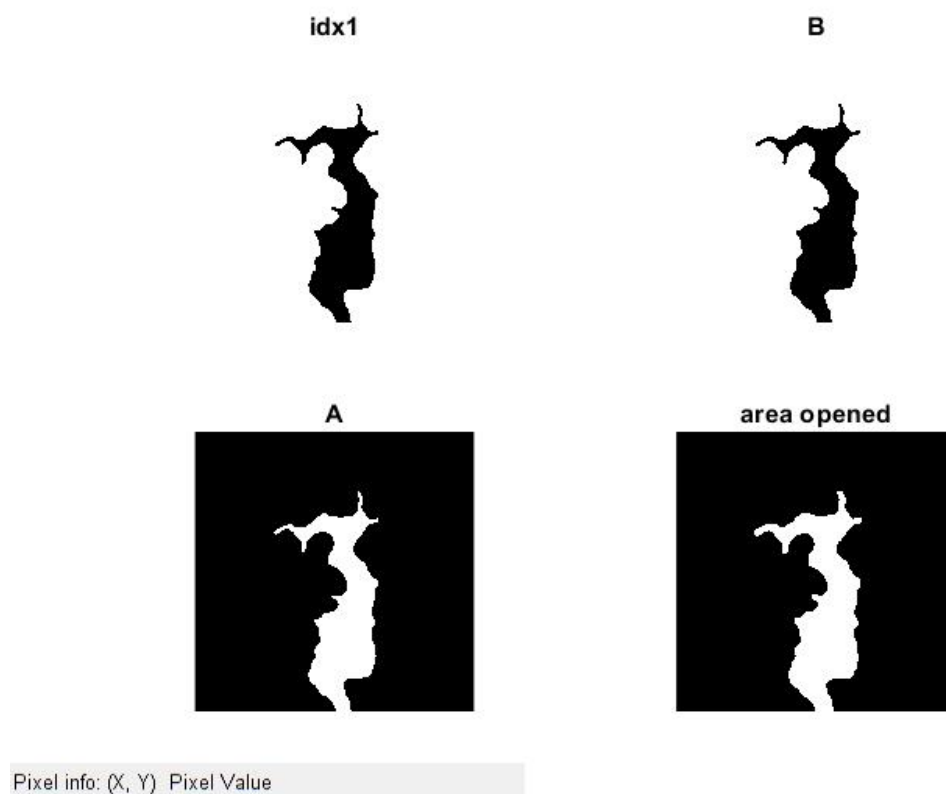


Слика 12. – *Gabor.m*, трећи корак приказ резултата *dbscan* функције

На слику добијену развлачењем контраста коришћењем функције *imadjust*, филтирањем слике и кластеризације, за приказ коначне слике користи се још бинаризација тако што све вредности осим вредности сегментисане области постају беле области а сегментисана вредност тамна област, затим одузимање како би се користила функција дилатације са циљем повећања области помоћу структурног елемента при којем барем један члан структурног елемента покрива барем један члан слике X узрокује увећање јер област сегментације смањена због коришћењем филтера или због класификације одређених ивица као шум приликом кластеризације.



Слика 13. – *Gabor.t*, четврти корак приказ резултата морфолошких операција функције



Слика 14. – Резултати бинаризације, одузимања и дилатације



Pixel info: (X, Y) [R G B]

Слика 15. – Сегментација водених површина

5. Закључак

Наведени алгоритми зависе доста од резолуције слика као и релативно доста људске интервенције. Применом dbscan функције може се добити велики број кластера који су могуће повезани што је немогуће приметити такође без људске интервенције.

Најбољи начин сегментације текстуре добијају се применом надгледаног машинског учења и коришћења неуралне мреже уз наравно препроцесирање слика.

Литература

- [1] *David A. Clausi and Huang Deng- Design-Based Texture Feature Fusion Using Gabor Filters and Co-Occurrence Probabilities*
https://uwaterloo.ca/vision-image-processing-lab/sites/ca.vision-image-processing-lab/files/uploads/files/design-based_texture_feature_fusion_using_gabor_filters_and_co-occurrence_probabilities_1.pdf
- [2] *Anil K. Jain and Farshid Farrokhnia- Unsupervised Texture Segmentation Using Gabor Filters*
<https://www.ee.columbia.edu/~sfchang/course/dip/handout/jain-texture.pdf>
- [3] <https://www.youtube.com/watch?v=YbkGzAXzkh8>
- [4] https://www.ucg.ac.me/skladiste/blog_10838/objava_68833/fajlovi/klasterizacija.pdf