



Електротехнички факултет
Универзитет у Бањој Луци

КЛАСИФИКАЦИЈА САТЕЛИТСКИХ СНИМАКА

-Пројектни задатак из предмета Дигитална обрада слике-



Студенти:
Жељко Пайћ 249/07
Владимир Савић 238/07

Бања Лука, јул 2012. године

Тема пројектног задатка је Класификација сателитских снимака. Задатак се своди на то да се са сателитског снимка изврши класификовање, раздвајање, различитих типова земљиног покривача. Користили смо надгледану класификацију у којој смо предефинисали одговарајуће информационе класе. Претпоставили смо да постоји шест различитих класа:

- шума
- травнате површине
- обрадиво земљиште
- водене површине
- камените површине
- урбане површине

При класификацији смо различитим информационим класама додијелили одговарајуће боје на следећи начин:

	
Урбане површине	
	
Шума	
	
Травнате површине	
	
Обрадиве површине	
	
Водене површине	
	
Камените површине	Стјеновите површине
	
	Пјесковите површине

У нашем раду смо користили двије методе за класификацију:

1. Класификација на основу минималне удаљености
2. Вауес-ов класификатор за Gauss-ове класе узорака

Упоредићемо резултате добијене поменутиим методама као и навести предности и недостатке једне, односно друге.

Класификација на основу минималне удаљености.

У овој методи класификација се врши тако што се сваки пиксел појединачно пореди са представницима сваке информационе класе. За представнике класа смо узели центроиде тестних региона. Центроид би се могао описати као пиксел који на најбољи начин представља статистичке особине своје класе. Да би се одредио центроид неке класе, потребно је са слике узети неку област произвољне величине, за коју се сматра да на прави начин репрезентује своју класу. То, на примјер, за шумску област, може да буде дио шуме уз услов да у датој области нема пиксела који припадају другим информационим класама.

Нека одабрана област има N пиксела. Центроид ћемо означити са: $[R_S \ G_S \ B_S]$ а произвољни пиксел из дате области са $[R_i \ G_i \ B_i]$. Центроид се добија као:

$$R_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i \quad G_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_i \quad B_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B_i$$

Могло би се рећи да центроид представља средњу вриједност своје класе.

Припадност пиксела некој класи се одређује на основу удаљености. Будући да сваки пиксел има три компоненте, удаљеност се рачуна као Еуклидова удаљеност у тродимензионалном простору.

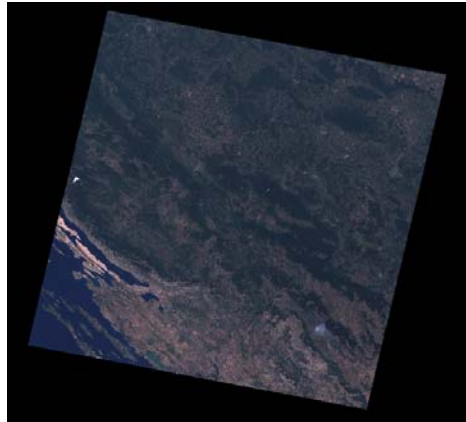
Нека је $[R_i \ G_i \ B_i]$ произвољни пиксел слике и нека је $[R_S \ G_S \ B_S]$ центроид за неку информациону област. Удаљеност се рачуна као:

$$d = \sqrt{(R_i - R_S)^2 + (G_i - G_S)^2 + (B_i - B_S)^2}$$

Да би се одредило којој информационој области пиксел припада потребно је одредити удаљености тог пиксела од свих информационих области. Пиксел припада оној области од које је најмање удаљен. То је основни принцип ове методе. Одговарајући програм би, дакле, требао да иде од једног до једног пиксела слике, одређује удаљености и на основу тога одређује којој класи припада. Наш програм користи овај алгоритам и реализован је помоћу осам функција користећи софтверски алат Матлаб. Будући да постоји шест информационих области, потребно је за сваки пиксел израчунати шест удаљености и онда наћи која је удаљеност најмања и којој области припада.

Резултати:

Сателитски снимак на којем је тестиран програм приказан је на слици испод:



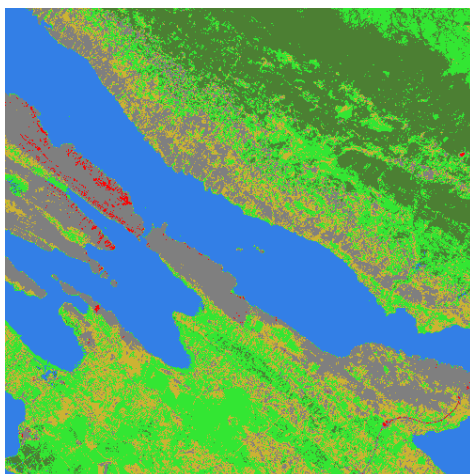
Слика 1. Тестни сателитски снимак.

На датом сателитскоком снимку један пиксел представља површину димензија 30x30 метара. Будући да је слика димензија 7492x8297 и с обзиром на комплексност алгоритма као тестну област ћемо узети исјечак величине 1001x1001 пиксела а који обухвата све информационе класе. Он је приказан на слици 2.



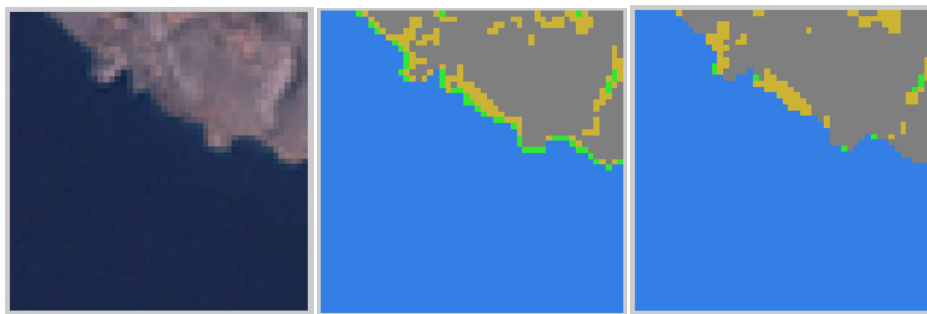
Слика 2. Тестна слика

Након обраде у програму слике добија се следећи приказ класификације:



Слика 3. Приказ класификације.

На основу Слика 3 види се да је класификација добро изведена. Будући да на границама информационих области долази до грешки због резолуције пиксела потребно је извршити филтрирање слике. Филтар који смо реализовали ради на сличном принципу као и медиан филтар у обради црно-бијеле слике. Дати филтар узима област од 9 пиксела око сваког пиксела и узима вриједност информационе области која је најзаступљенија у том прозору. Резултат филтрирања приказан је на слици 4.



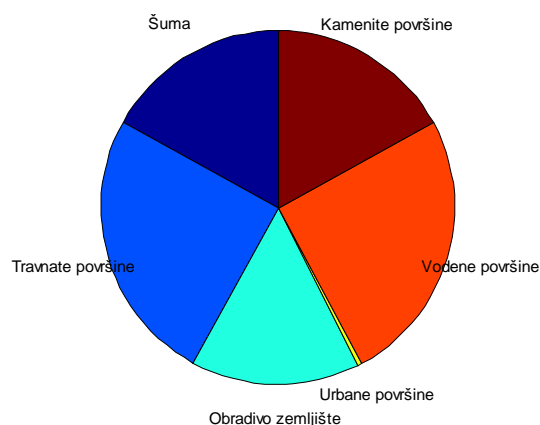
Слика 4. Оригинални исјечак, класификовани и филтрирани.

Грешка на граници настаје због тога што приликом фотографисања пиксел узима вриједност из области димензија 30x30 метара, при чему се у тој области преклапају море и обала. Вриједност пиксела ће бити средња вриједност свих боја у тој области, при чему та средња вриједност може да изађе из обе граничне области. Зато имамо појаву да се на граници мора и обале појављују пиксели траве. У програму је имплементирана и функција која омогућава издвајање жељене области. Примјер за издвајање водених области приказан је на слици 5.



Слика 5. Примјер издвајања водених области.

Једна од могућих примјена класификације сателитских снимака је одређивање укупне површине неке класе, нпр. шуме. За нашу тестну област површине које заузимају информационе класе дате су на графику на слици 6.



Слика 6. Површине које заузимају класе

Битно је нагласити да приликом филтрирања слике не долази до значајнијег нарушавања укупних површина које заузимају поједине области.

Bayes-ов класификатор за Gauss-ове класе узорака.

Прво ћемо дати теоријску основу за овај класификатор, приказати добијене резултате а затим направити поређење са претходним класификатором.

Потражићемо оптималне класификаторе у смислу најмање вјероватноће погрешне класификације. Нека је $\mathbf{x}=[x_R \ x_G \ x_B]^T$ вектор посматраног узорака, гдје x_R , x_G , x_B представљају нивое свјетлине црвене, зелене и плаве боје, респективно. Вјероватноћа да узорак \mathbf{x} припада предефинисаној класи ω_i означена са $p(\omega_i / \mathbf{x})$. Ако класификатор одлучи да узорак који припада класи ω_i припадне класи ω_j , величину учињене грешке означимо са L_{ij} . Ако узорак може да припада било којој од M класа, онда је учињена грешка при сврставању узорака у класу ω_j дефинисана са:

$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^M L_{kj} p(\omega_k | \mathbf{x}) \quad - - - (1)$$

Једначина (1) се у теорији одлучивања често зове условни преосјечни ризик (гутибак). Позовемо ли се на Bayes-ову формулу:

$$P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} \quad - - - (2)$$

Добијамо да је вриједност учињене грешке дефинисана на следећи начин:

$$r_j(\mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} \sum_{k=1}^M L_{kj} p(\mathbf{x} | \omega_k) p(\omega_k) \quad - - - (3)$$

гдје је $p(\mathbf{x} | \omega_k)$ функција густоће узорака из класе ω_k а $p(\omega_k)$ је вјероватноћа појављивања класе ω_k . Знајући да је $1/p(\mathbf{x})$ је позитивно и заједничко за све класе $r_j(\mathbf{x})$, $j=1,2,...,M$, тај члан се може изоставити. Израз који представља средњи губитак је тада:

$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^M L_{kj} p(\mathbf{x} | \omega_k) p(\omega_k) \quad - - - (4)$$

За узорак \mathbf{x} се израчунају сви $r_j(\mathbf{x})$, $j=1,2,...,M$ и узорак се придружује класи са најмањим средњим губитком. Класификатор који минимизира укупан средњи губитак се назива Bayes-ов класификатор. Bayes-ов класификатор придружује узорак \mathbf{x} класи ω_i ако је $r_i(\mathbf{x}) < r_j(\mathbf{x})$, $j=1,2,...,M$; $i \neq j$. Значи, узорак \mathbf{x} припада класи ω_i ако је:

$$\sum_{k=1}^M L_{kj} p(\mathbf{x} | \omega_k) p(\omega_k) < \sum_{q=1}^M L_{qi} p(\mathbf{x} | \omega_q) p(\omega_q) \quad - - - (5)$$

У многим примјенама, губитак при доношењу исправне одлуке је нула, док су губици сви погрешних одлука једнаки и имају неку ненегативну вриједност, нпр. 1. Тада је $L_{ij}=1-\delta_{ij}$, ($\delta_{ij}=0$, $\forall i \neq j$), па средњи губитак постаје једнак:

$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^M (1 - \delta_{kj}) p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k) = p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j) \quad \text{--- (6)}$$

Дакле, узорак \mathbf{x} ће бити придружен класи ω_i ако је:

$$p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}|\omega_i) p(\omega_i) < p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j) \quad \text{--- (7)}$$

односно:

$$p(\mathbf{x}|\omega_i) p(\omega_i) > p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j), j = 1, 2, \dots, M; i \neq j \quad \text{--- (8)}$$

Поредећи ово са функцијама одлучивања, видимо да је Bayes-ов класификатор са губицима 0-1 имплементација функције одлучивања у форми:

$$d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j), j = 1, 2, \dots, M \quad \text{--- (9)}$$

гдје се узорак \mathbf{x} придружује класи ω_i ако вриједи:

$$d_i(\mathbf{x}) > d_j(\mathbf{x}), \forall i \neq j \quad \text{--- (10)}$$

Ова функција одлучивања је оптимална у смислу да минимизира средњи губитак погрешне класификације. Да би била примјенљива неопходно је познавати функцију густоће узорака у свакој класи, као и вјероватноће појављивања сваке од класа. Анализираћемо Bayes-ов класификатор за Gauss-ове класе узорака, то значи да ћемо сматрати да је расподела густоће узорака у свакој класи Gauss-ова.

У n -димензионалном случају Gauss-ова функција густоће вектора у j -тој класи има форму:

$$p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{2\pi^{n/2} |\mathbf{C}_j|^{1/2}} \cdot e^{[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)]} \quad \text{--- (11)}$$

гдје је $\mathbf{m}_j = E\{\mathbf{x}\}$ средња процијењена вриједност, $\mathbf{C}_j = E\{(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T\}$ коваријансна матрица а $|\mathbf{C}_j|$ је детерминанта коваријансне матрице. Процијењена средња вриједност и коваријансна матрица на основу N_j узорака из класе ω_j су:

$$\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x} \quad \text{--- (12)}$$

$$\mathbf{C}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}^T - \mathbf{m}_j \cdot \mathbf{m}_j^T) \quad \text{--- (13)}$$

Ако Gauss-ову функцију одлучивања за класе са губицима 0-1 логаритмујемо добијамо следећи израз:

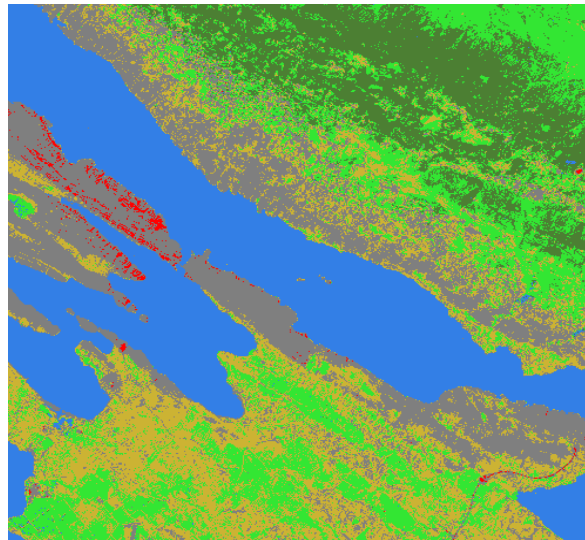
$$d_j(\mathbf{x}) = \ln p(\omega_j) - \frac{n}{2} \cdot \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\mathbf{C}_j| - \frac{1}{2} [(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)] \quad - - - (14)$$

Члан $\frac{n}{2} \ln(2\pi)$ је исти за све класе па се може изоставити из чега слиједи коначна једначина Bayes-ове функције одлучивања за Gauss-ове класе узорака:

$$d_j(\mathbf{x}) = \ln p(\omega_j) - \frac{1}{2} \ln|\mathbf{C}_j| - \frac{1}{2} [(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)] \quad - - - (15)$$

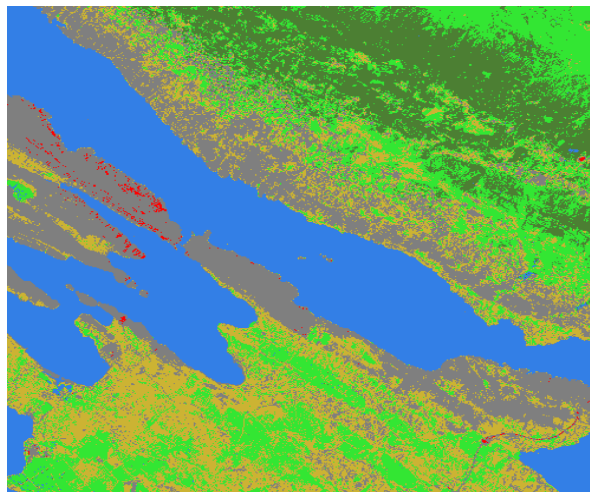
Резултати:

Програм смо тестирали на тестној слици 2. Све приказане слике су нису филтриране. Прва претпоставка је да су вјероварноће појављивања свих области подједнаке и након обраде добили следеће резултате:



Слика 7. Приказ класификације

Сада ћемо на истој тесној слици урадити анализу али са вјероватноћама појављивања појединих класа добијених класификатором на основу минималне удаљености.



Слика 8. Приказ класификације

На оваквим сликама није једноставно уочити разлике између класификованих слика. Да би боље уочили разлике између класификованих слика послужиће нам следећа табела.

	Бајес	Бајес са вј.	Најм. удаљ.
Бајес	///	1.02	18.45
Бајес са вј.	///	///	17.9
Најм. удаљ.	///	///	///

Табела1. У овој табели је приказано колико се у процентима разликују поједине класификоване слике(НАПОМЕНА. Слике нису претходно филтриране).

Проблеми који су настајали при реализацији кода.

Осим проблема који се јављао на границама сусједних класа, односно, када је пиксел због своје величине обухватио више класа.Највећи проблем је настао код Бајес-овог класификатора при избору тестног региона класе водене површине. Наиме, ми смо прво за тестни регион узели пикселе са морске пучине. Тада нам је приобални дио као и сви заљеви класификован као травната површина. Разлог је тај што је различита боја мора у приобалном појасу и на пучини. Те разлике нису лако уочљиве али да постоји разлика приказаће следећа слика.



Слика 9. Приказ различитих свјетлина морске воде.

На лијевој половини слике је дио мора уз обалу а на десној морска пучина и сада уочавамо разлику. Овај проблем смо могли превазићи на два начина:

1. прављењем двије класе водених површина (нпр. море1 и море2)
2. рачунањем средњих процјењених вриједности и коваријансне матрице на основу тестног региона који се добијен спајањем пиксела оба посматрана региона.

Користили смо други начин и добили задовољавајуће резултате. Тестирали смо и први метод али његов недостатак је што статистика мора уз обалу доста слична статистици травнате површине и на основу чега се добијају неприхватљива рјешења.

Код Bayes-овог класификатора смо ријешили проблем појаве свијетлозелених пиксела травнате површине уз приобални појас. Међутим, код овог класификатора тамнозелени пиксели шуме и свијетлозелени пиксели траве се не класификују на најбољи начин. Разлог је опет везан за сличност статистичких особина ова два региона те због тога пиксели могу бити погрешно класификовани.

Побољшања која би се могла увести у наше реализације је прије свега подјела класа на више подкласа (нпр. класа водене површине да се састоји од мора, ријека, језера итд. гдје би опет морали водити рачуна о свијетлинама тестних региона). На тај начин би смањили вјероварноће погрешне класификације појединих региона. С друге стране такав принцип би повећао број класа а самим тим смањио нумеричке разлике између класа што би опет могло да доведе до грешака. Из свега наведеног закључујемо да класификација сателитских снимака остаје отворено питање за истраживање и посвећивање много више времена од једног пројектног задатка.