

PRIRODOSLOVNO - MATEMATIČKI FAKULTET
SVEUČILIŠTA U ZAGREBU

Bojan Lipovšćak

IDENTIFIKACIJA OBLAČNIH SUSTAVA NA TEMELJU
NUMERIČKIH SATELITSKIH PODATAKA

Disertacija

Zagreb, 1986.

PRIRODOSLOVNO MATEMATIČKI FAKULTET

Sveučilišta u Zagrebu

Bojan Lipovšćak

IDENTIFIKACIJA OBLAČNIH SUSTAVA NA TEMELJU
NUMERIČKIH SATELITSKIH PODATAKA

Disertacija

Zagreb 1986.

Ova disertacija predana je na ocjenu
PRIRODOSLOVNO MATEMATIČKOM FAKULTETU
SVEUČILIŠTA U ZAGREBU u svrhu
stjecanja znanstvenog stupnja doktora
prirodnih znanosti iz područja
fizike.

SADRŽAJ

1. UVOD	1. 1
1.1. Klasično raspoznavanje oblaka	1. 5
1.2. Raspoznavanje oblaka neph-analizom	1. 9
1.3. Fizikalne osnove daljinskog mjerenja i klasifikacije oblaka	1.13
1.4. Opis digitalnog sistema za analizu podataka meteoroloških satelita	1.20
2. RASPOZNAVANJE OBLAKA NA OSNOVI DIGITALNIH SATELITSKIH PODATAKA	2. 1
2.1. Općenito o raspoznavanju uzorka	2. 2
2.2. Primijenjena metodologija	2. 7
2.3. Primjena normalne razdiobe u automatskoj klasifikaciji oblaka	2.11
3. UČENJE KLASIFIKATORA	3. 1
3.1. Opis slika za učenje klasifikatora	3. 3
3.2. Područja učenja	3.10
3.2.1. Prvo područje učenja	3.10
3.2.2. Drugo područje učenja	3.13
3.2.3. Treće područje učenja	3.17
3.2.4. Četvrto područje učenja	3.20
3.3. Inicijalno učenje klasifikatora	3.22
3.3.1. Inicijalno učenje klasifikatora na uzorcima prvog područja	3.24
3.3.2. Inicijalno učenje klasifikatora na uzorcima drugog područja	3.28
3.4. Noveliranje baze podataka	3.35
3.5. Arhiviranje parametara	3.41
4. ANALIZA PARAMETARA FUNKCIJE DISKRIMINACIJE	4. 1

5. REZULTATI RASPOZNAVANJA OBLAČNIH SISTEMA	5. 1
5.1. Rezultati raspoznavanja kopna i mora na prvom odabranom području	5. 6
5.2. Rezultati klasifikacije pojava na drugom, trećem i četvrtom odabranom području	5.13
5.3. Rezultat raspoznavanja oblaka i pojava na odabranim slikama	5.23
6. ZAKLJUČAK	6. 1
7. POPIS KRATICA	7. 1
8. POPIS SLIKA I TABELA	8. 1
9. SUMMARY	9. 1
10. LITERATURA	10.1
11. BIOGRAFIJA I POPIS OBJAVLJENIH RADOVA	11.1
12. ZAHVALA	12. 1

1. U V O D

Proučavanje vremenskih procesa u svrhu izdavanja prognoze ili upozorenja o nailasku opasnih vremenskih pojava uvjetuje neprekidno prikupljanje meteoroloških podataka sa velikih područja Zemlje. Raspored meteoroloških stanica i osmatračkih točaka uvjetovan je naseljenošću, oblikom terena, pristupačnošću pojedinoj lokaciji te je vrlo nejednoliko raspoređen na kopnu, dok je s morskih prostranstava moguće dobiti podatak samo s brodova ili meteoroloških plutača. Konvencionalna osmatranja meteoroloških elemenata pokrivaju samo 10 % površine Zemlje do visine 30 km, (Radinović 1968).

Oblačni sistemi, rod i vrsta naoblake oduvijek su bili predmet intenzivnih proučavanja zbog njihove povezanosti s karakterom vremena koje svojim prisustvom donose. Upotrebom radara sredinom dvadesetog stoljeća ostvarena je mogućnost praćenja oborinskih zona i određivanja količine oborine u dometu radarskih mjerenja nad područjem s kojih do tada tih podataka nije bilo. Upotrebom satelita u meteorologiji početkom šezdesetih godina ostvarena je mogućnost dobivanja slika oblačnih sistema iz svemira i neprekidnog praćenja razvoja oblaka na planetarnoj skali.

Pojavom prvih satelitskih slika oblačnih sistema javljaju se i prvi pokušaji raspoznavanja tipova oblaka i njihova

klasifikacija. Prve klasifikacije temelje se na upotrebi analognih satelitskih slika u vidljivom dijelu spektra. (Conover 1962., Kondratjev 1966., Anderson 1966., Lee i Taggart 1969.), a raspoznavanje različitih vrsta oblaka vrši se na osnovi oblika, tkiva oblačne mase i svjetline.

Upotrebom analognih slika infracrvenog dijela spektra razvijene su metode koje klasifikaciju temelje na temperaturi vrha oblaka i tkivu oblačne mase. Rao (1970.) pokazuje da se na osnovi histograma infracrvene slike oblaka može doći do podatka o tipu i količini naoblake.

Informacija u dva valna područja - vidljivom i infracrvenom - navodi na razvijanje metoda koje koriste oba kanala za klasifikaciju oblaka. Osnovni ulazni podaci za klasifikaciju su: temperatura vrha oblaka, svjetlina, tkivo i oblik. Barents i Chang (1968.) ustanovljuju da je moguće na osnovi mjerenja u više spektralnih područja ostvariti klasifikaciju oblaka, a Anderson (1969.) prikazuje metodu klasifikacije oblaka baziranu na analizi analognih podataka u vidljivom i infracrvenom dijelu spektra. Harris i Barret (1975.) diskutiraju postojeće metode analize satelitskih slika oblačnih sistema (neph analize) i predlažu novu metodologiju kojom je analitičaru omogućen brži rad na analizi naoblake, a sadržaj informacija analizirane slike je povećan za 3 do 5 puta.

Greaves i Chang (1970.) upotrebljavaju statističku metodu i raspoznaju pet osnovnih kategorija oblaka upotrebom digitalnih podataka 3 valna područja 0.2 - 0.4, 6.4 - 6.9, i 10.0 - 11.0 μm .

Lo i Johnson (1971.) upotrebljavaju bivarijatnu distribuciju frekvencija za izdvajanje različitih osobina oblaka na osnovi podataka satelita NIMBUS-2 u valnim područjima 6.4 - 6.9 μm , i 10.0 - 11.0 μm . Both (1973.) kombinira multispektralni pristup u 2 valne duljine 0.5 - 0.7 i 10.5 - 12.5 μm sa metodom ekstrakcije svojstava (feature extraction) i klasificira oblake u 8 klasa. Bizari (1976.) pretpostavlja da su tipovi oblaka povezani sa specifičnom spektralnom strukturom na dvodimenzionalnom histogramu čestina. Metoda automatskog odjeljivanja i svrstavanje oblaka u razrede Senek-a (1976.) temelji se na pragovima vrijednosti temperature dobivene iz satelitskih mjerenja koja definira matricu odluke za svrstavanje oblaka u razrede. Senek upotrebljava podatke 4 kanalnog skenera valnih duljina 0.2 - 0.4, 6.5 - 7.0, 10.0 - 11.0 i 20.0 - 23.0 μm . Za klasifikaciju su potrebni i podaci vertikalnog profila temperature i vlažnosti zraka, te klimatološki podaci visine vrhova oblaka. Reynolds i suradnici (1977.) razvijaju dvospektralnu metodu za odredjivanje količine naoblake upotrebom vidljivih i infracrvenih satelitskih slika. Szeyvach i suradnici (1978.) razvijaju shemu za dinamičku klasifikaciju oblaka mezo skale temeljenu na razlici uzastopnih slika naoblake nad istim područjem dobivenih sa geostacionarnog satelita. Reynolds i suradnici (1978.) razvijaju metodu za detekciju i separaciju oblaka iz satelitskih mjerenja infracrvenog dijela spektra. Parikh i Rosenfeld (1978.) razvijaju algoritam za klasifikaciju oblaka na temelju podataka infracrvenog dijela spektra. Algoritam povezuje statističku metodu grupiranja u klase (clustering) i tehnike segmentacije

slike. Cayla (1978.) ukazuje na problem klasifikacije transparentnih cirusa i predlaže upotrebu kanala valne duljine 5.7 - 7.1 μm , meteorološkog satelita METEOSATA u kojem je jaka apsorpcija vodene pare. Parikh i Ball (1980.) klasificiraju infracrvene podatke mjerenja satelita SMS1 u 5 razreda na osnovi temperature i Robertsovog gradijenta. Smith (1981.) predlaže arhiviranje meteoroloških satelitskih podataka u obliku histograma, osnovni cilj je zadržavanje informacije o radijacionim svojstvima oblaka. Liljas (1981., 1984.) razvija shemu klasifikacije visoko rezolutnih podataka satelita NOAA 7 u tri spektralna područja metodom fiksnih granica vrijednosti među klasama. Desbois i suradnici (1982.) razvijaju metodu za klasifikaciju oblaka primjenom clusteringa tj. grupiranja podataka tri valne duljine geostacionarnog satelita METEOSAT. Simmer i suradnici (1982.) pokazuju da su digitalni podaci satelita u vidljivom i infracrvenom dijelu spektra raspoređeni po zakonu normalne ili Gaussove razdiobe. Lipovšćak (1983., 1983.a. i 1984.) razmatra primjenu višedimenzionalne normalne funkcije gustoće vjerojatnosti za dizajniranje klasifikatora oblaka koji primjenjuje na podacima visoko rezolutnog skenera satelita serije NOAA 6 i 7. Paket programa zasnovan na predloženoj metodologiji, te organizacija i rad s bazom podataka, prikazan je u radu Mehtrea i suradnika (1985.). U radu WMO (1984.) dan je prikaz - usporedjenje algoritama za analizu oblaka na osnovi satelitskih mjerenja. Osnovni cilj je dobivanje klimatoloških podataka o radijaciji Zemlje i utjecaju oblaka na radijacionu bilancu Zemlje.

1.1. KLASIČNO RASPOZNAVANJE OBLAKA

Raspoznavanje oblaka se naziva neph - analizom. Međutim u modernoj meteorologiji se pod neph analizom smatra analiza analognih satelitskih slika oblačnih sistema.

Oblaci su neprekidno u procesu razvoja i stoga se pojavljuju u beskonačnom broju oblika. Moguće je izdvojiti odredjen broj karakterističnih oblika oblaka koji se javljaju nad cijelom Zemljom. Poči pokušaja svrstavanja oblaka u grupe sa zajedničkim obilježjima i davanje imena pojedinim grupama vjerojatno je stara kao i čovječanstvo. Moderna meteorologija koja je temeljena na znanstvenim principima razvija se od 17. stoljeća te se smatra da je prvo razvrstavanje oblaka u vrste predložio Lamarck (1803.), no njegov rad nije pobudio za njegova života značajan interes. Lamarck predlaže za oblake imena na osnovi francuske terminologije. Howard (1803.) objavljuje rad u kojem klasificira oblake i pridjeljuje im latinska imena. Taj rad u meteorološkim krugovima doživljava veliki odjek i postaje osnova današnje klasifikacije oblaka. Doprinos klasifikaciji oblaka dao je Ralph Abercomby koji je utvrdio da se isti tipični oblaci pojavljuju na cijeloj Zemlji u svim područjima, što su potvrdila i daljinska osmatranja oblaka iz svemira. Hildebrandson (1879.) prvi primjenjuje fotografiju za klasifikaciju oblaka te ga možemo smatrati začetnikom ideje atlasa oblaka. Prvi međunarodni atlas

oblaka izdan je 1896., a temelji se na klasifikaciji oblaka koju je utvrdila međunarodna konferencija meteorologa u Muenchenu. Revizija atlasa oblaka izdana je 1932., a 1956. i 1975. godine izašla su nova izdanja.

Na temelju opažanja sa Zemlje izvršena je klasifikacija oblaka u rodove vrste i oblike (WMO 1975.).

Deset rodova oblaka su:

1. Cirrus Ci;
2. Cirrocumulus Cc;
3. Cirrostratus Cs;
4. Altocumulus Ac;
5. Altostratus As;
6. Nimbostratus Ns;
7. Stratocumulus Sc;
8. Stratus St;
9. Cumulus Cu;
10. Cumulonimbus Cb.

Slojevitost je označena kao stratus a nagomilanost kao cumulus. Podjela u rodove bazirana je na visini pojave oblaka u atmosferi te na osnovi njihove gradje. Osmatranja su pokazala da se oblaci pojedinih rodova najčešće nalaze na odredjenim visinama. Sporazumom su oblaci podijeljeni u tri kata:

gornji Ci, Cc, Cs;
srednji Ac, As;
donji Sc, St.

Oblaci roda Cu i Ns pojavljuju se na srednjem i donjem katu, dok se Cb oblaci protežu kroz sva tri kata. Nadmorske visine granice medju katovima oblaka su različite u različitim geografskim

irinama Zemlje i približno iznose (visine u kilometrima):

GEOGRAFSKE ŠIRINE			
KAT OBLAKA	POLARNE	UMJERENE	EKUATOR
gornji	3 - 8	5 - 13	6 - 18
srednji	2 - 4	2 - 7	2 - 8
donji	0 - 2	0 - 2	0 - 2

Rodovi se mogu pojaviti u 14 vrsta koje su definirane na osnovi oblika. Prema pravilu davanja imena odredjenim oblicima oblaka svaki rod oblaka može nositi uz sebe samo jedan naziv vrste. Vrste oblaka su:

- | | |
|-----------------|-----------------|
| 1. Fibratus | 8. Lenticularis |
| 2. Uncinus | 9. Fractus |
| 3. Spissatus | 10. Humilis |
| 4. Castellanus | 11. Mediocris |
| 5. Floccus | 12. Congestus |
| 6. Stratiformis | 13. Calvus |
| 7. Nebulosus | 14. Capillatus |

Značajno je da su imena vrsta vezana uz pojedine rodove oblaka. Obzirom na raspored vidljivih dijelova oblaka i stupanj prozirnosti dodaju se pojedinim rodovima ove odlike:

- | | |
|----------------|-----------------|
| 1. Intortus | 6. Duplicatus |
| 2. Vertebratus | 7. Translucidus |
| 3. Undulatus | 8. Perlucidus |
| 4. Radiatus | 9. Opacus |
| 5. Lacunosus | |

Dodatne karakteristike u klasifikaciji oblaka opisuju njihov međusobni odnos, tj. opisuju dali su udruženi s manjim oblacima koji su odvojeni od prevladavajuće mase oblaka, ili su spojeni s njom. Dodatne karakteristike oblaka su:

- | | |
|----------|----------------|
| 1. Incus | 4. Praecipatio |
| 2. Mamma | 5. Arcus |
| 3. Virga | 6. Tuba |

Oblaci koji se spajaju s prevladavajućim rodom oblaka nose imena:

1. Pileus
2. Velum
3. Panus

Obzirom na njihovo porijeklo, tj. dali su nastali razvojem iz drugog roda oblaka ili se cijela karakteristika oblačne mase mijenja, rodovima oblaka se dodaje nastavak "genitus" odnosno "mutatus".

Opažanja oblaka s tla sadrže slijedeće podatke o oblacima:

1. količinu naoblake (u osminama za potrebe sinoptike, u desetinama za potrebe klimatologije);
2. rod, vrsta i odlika;
3. visina baze oblačnog sloja;
4. smjer premještanja;
5. brzina premještanja.

Prilikom klasifikacije oblaka s osmatračke stanice na zemlji treba uvažiti činjenicu ograničenog vidnog polja opažača, koje je uvjetovano širinom horizonta, vidljivošću i stanjem atmosfere. Slojevita naoblaka se može otkriti jedino ako najniži sloj naoblake ima rupe ili ne pokriva čitavo nebo.

1.2. RASPOZNAVANJE OBLAKA NEPH - ANALIZOM





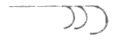





















Neph-analiza se razvila na osnovi analognih satelitskih podataka vidljivog dijela spektra. Conover (1962. i 1963.) daje osnove metode neph-analize. Harris i Berret (1975.) predlažu usavršenu metodu neph-analize i navode sljedeće probleme;

- 1) dimenzije oblačnih elemenata su manje od rezolucije analogne slike satelita pa je teško uspoređivati podatke avionskih opažanja i opažanja s tla sa satelitskim podacima;
- 2) slika je dvodimenzionalna i teško je odrediti na kojoj se visini oblačni elementi nalaze;
- 3) višeslojna naoblaka povezana je s problemom određivanja nivoa na kojem se sloj naoblake nalazi, a time je klasifikacija problematična.

Neph-analiza je orjentirana na odašiljanje u prognostičke centre u realnom vremenu. U neph-analizi koristi se sistem simbola (Tabela 1.1) kojom se označava vrsta, karakter i količina oblaka nad osmatranim područjem.

Metoda neph-analize, koliko god se pažljivo provodi, dovodi do redukcije podataka za 2 reda veličine. Najviše se koristi u prognozi vremena za potrebe avijacije prilikom planiranja transkontinentalnih letova.

Tabela 1.1. Simboli upotrebljeni u neph - analizi.

TIPOVI OBLAKA		
	Cumuliformni	 Strato-cumuliformni
	Cumulonimbus	 Stratiformni
		 Cirusni
KOLIČINA NAOBLAKE (% pokrivanja)		
O	- vedro	<20%
MOP	- pretežno vedro	20-50%
MCO	- pretežno oblačno	50-80%
C	- oblačno	>80%
VELIČINA OBLAČNIH ELEMENATA I MEDJUPROSTORA		
Oblak	Veličina (naut.milja)	Medjuprostor
1	0 - 30	6
2	30 - 60	7
3	60 - 90	8
4	90 -120	9
RUBOVI		
	Glavni oblačni sistem	 izražen
	Granica leda ili snijega	 neizražen
OBLICI I SINOPTIČKA INTERPRETACIJA		
	Vrtlog	 Centar anticiklone
	Oblaci u obliku zareza	 Oblaci u valovima
	Linija oblaka (tipovi	 ,  ,  , )
	Rijetka linija oblaka	 Promjenljiva veličina oblačnih elemenata
	Ispruganost	 Rijetka ispruganost
	Smjer cirusnih pruga	 Položaj mlazne struje
	Svijetla oblačna masa	 Transparentni oblaci
POJMOVI		
	Element	Stanice
	Oblučna masa	Vrtlozi
	Oblučni oblik	Magličasto
	Oblučni sistem	Vjerojatno
	Oblučna linija	Moguće

Lee i Taggart (1969.) daju tablični pregled vrsta oblaka koje je moguće izdvojiti vizuelnom klasifikacijom analogne satelitske slike vidljivog dijela spektra i navode probleme koji se pri tome javljaju , (Tabela 1.2).

Problem koji nije naglašen u radovima koji obradjuju neph-analizu je subjektivnost analitičara - problem s kojim se susrela i moderna numerička prognoza vremena, a koji se može ukloniti upotrebom automatskih metoda analize meteoroloških podataka.

Tabela 1.2. Mogućnost raspoznavanja oblaka na osnovi analogne satelitske slike u vidljivom području spektra (Lee i Taggart 1969.)

Tip oblaka	Mogućnost raspoznavanja sa fotografija	Potvrda pretpostavke
Ci, Cs	Ci se može gotovo uvijek raspoznati, Cs se od St i magle razlikuje po prozirnosti.	Osmatranja s tla; Avio-osmatranja;
Ci iz nakovnja Cb-a	Uvijek se mogu raspoznati.	Osmatranja s tla; Avio-osmatranja;
As, Ac	Mogu se ponekad raspoznati po obliku, veličini, svjetlini i jednolikom tkivu. Sc ima slične karakteristike ali se mogu raspoznati po obliku sjene.	Osmatranja s tla; Avio-osmatranja; Radarska osmatranja zona s oborinom;
Ci, Ac, Sc u obliku valova	Mogu se raspoznati zbog posebne organizacije oblačnih elemenata. Urste se teško razlikuju.	Osmatranja s tla; Avio-osmatranja; Radarska osmatranja zona s oborinom;
Cu, Cucastelanus	Raspoznaju se po sjeni, veličini, tkivu, svjetlini.	Osmatranja s tla; Avio osmatranja;
Cb	Raspoznaju se po veličini, obliku, sjeni, tkivu i svjetlini. Drugi oblaci istog oblika i dimenzija kao i jezera kad jako reflektiraju svjetlost mogu se zamijeliti s Cb-om.	Osmatranja s tla; Avio-osmatranja; Radarska osmatranja zona s oborinom;
Sc	Može se ponekad raspoznati po svjetlini i tkivu. Često se zamjenjuju s Ac,	Osmatranja s tla; Avio-osmatranja;
St	Ne može se razlikovati od magle podvrgava se konfiguraciji terena, rubovi nisu čvrsto definirani, ima ponekad sjenu.	Osmatranja s tla; Avio-osmatranja;
Magla	Ne može se razlikovati od St nema sjena ima oštre granice	Osmatranja s tla;

1.3. FIZIKALNE OSNOVE DALJINSKOG MJERENJA

I KLASIFIKACIJE OBLAKA

Daljinska istraživanja (remote sensing) pomoću meteoroloških satelita temelje se na mjerenju radijacije sistema Zemlja - atmosfera pomoću višekanalnih spektrometara.

Sistem za daljinsko istraživanje sastoji se od četiri osnovna dijela:

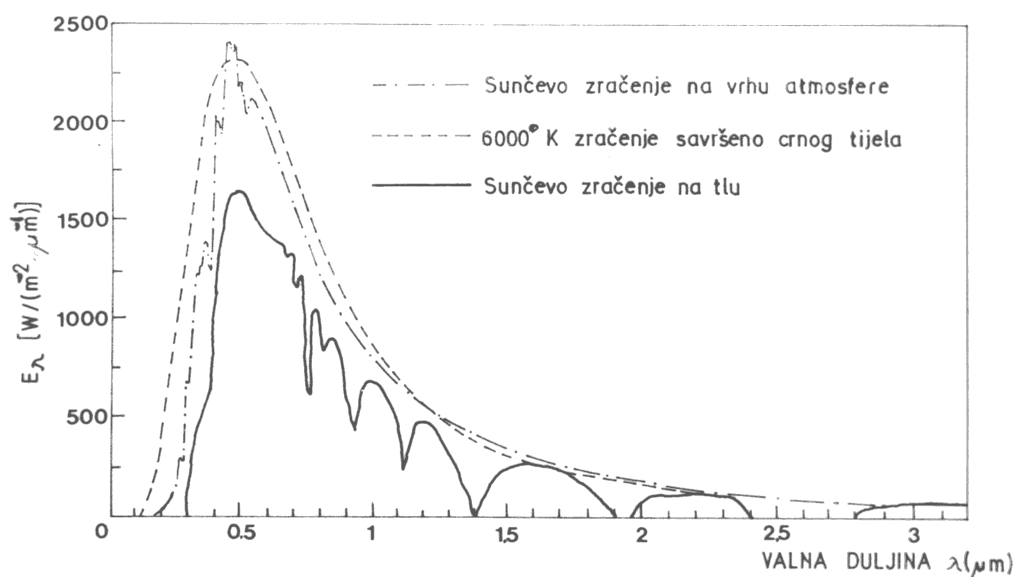
- izvor radijacije,
- put radijacije kroz atmosferu,
- cilj,
- senzor.

Sistemi za daljinsko istraživanje mogu biti pasivni i aktivni. Pasivni sistemi samo primaju radijaciju cilja, a aktivni emitiraju i primaju radijaciju (radar, sodar, sonar). Satelitski instrumenti za daljinska mjerenja su uglavnom pasivnog tipa, i tek se u najnoviju generaciju meteoroloških satelita ugradjuju aktivni instrumenti (sintetic aperture radar).

Za pasivne instrumente izvor zračenja je Sunce čije elektromagnetsko zračenje prolazi kroz atmosferu, dolazi do cilja na kojem se reflektira, apsorbira ili prolazi kroz njega što ovisi o fizikalnim svojstvima cilja.

Spektralna raspodjela zračenja Sunca slična je krivulji zračenja savršeno crnog tijela temperature 6000° K. Zračenje je

najintenzivnije u vidljivom dijelu spektra. Prikaz spektralne raspodjele zračenja Sunca na vrhu atmosfere prikazan je slikom 1.1, na kojoj je osim zračenja Sunca prikazana i raspodjela gustoće zračenja savršeno crnog tijela temperature 6000°K , kao i spektralna raspodjela zračenja Sunca mjerena na Zemlji.



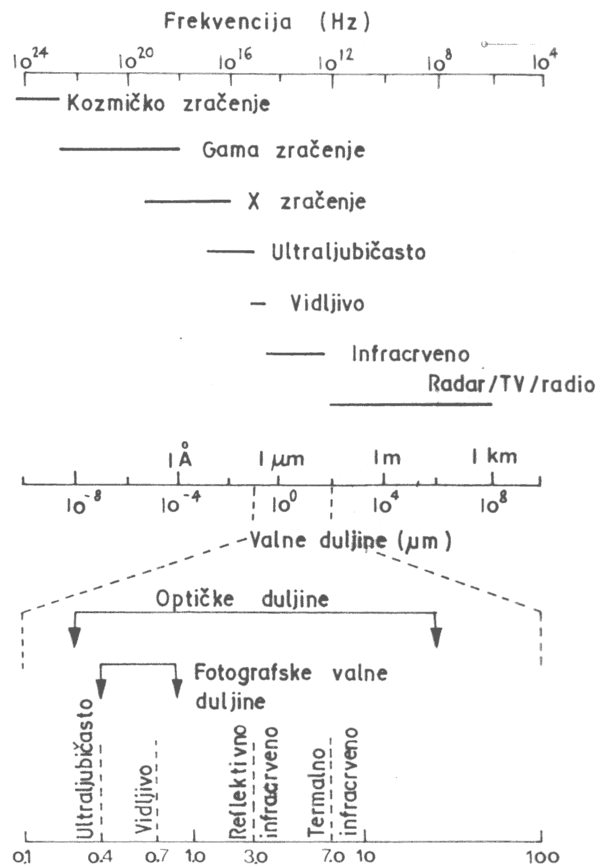
Slika 1.1. Spektralna raspodjela zračenja Sunca na vrhu i dnu atmosfere te gustoća energije izlaznog zračenja savršeno crnog tijela temperature 6000°K .

Utjecaj atmosfere i njenih sastavnih dijelova uzrokuje složen izgled spektralne raspodjele zračenja Sunca koje dolazi do površine Zemlje, dok je spektralna raspodjela zračenja Sunca na vrhu atmosfere vrlo slična krivulji zračenja savršeno crnog tijela. Područje spektra zračenja u kojem je utjecaj atmosfere na prolaz elektromagnetskog zračenja Sunca mali, nazvani su "atmosferski prozori". Najvažniji atmosferski prozori koji se koriste u daljinskom mjerenju Zemlje prikazani su tabelom 1.3.

Tabela 1.3. Područja spektra zračenja u kojima je utjecaj atmosfere na prolaz zračenja mali, (Swain 1978.).

ATMOSFERSKI PROZOR	VALNA DULJINA (μm)
1	0.3 - 1.3
2	1.5 - 1.8
3	2.0 - 2.6
4	3.0 - 3.6
5	4.2 - 5.0
6	7.0 - 15.0

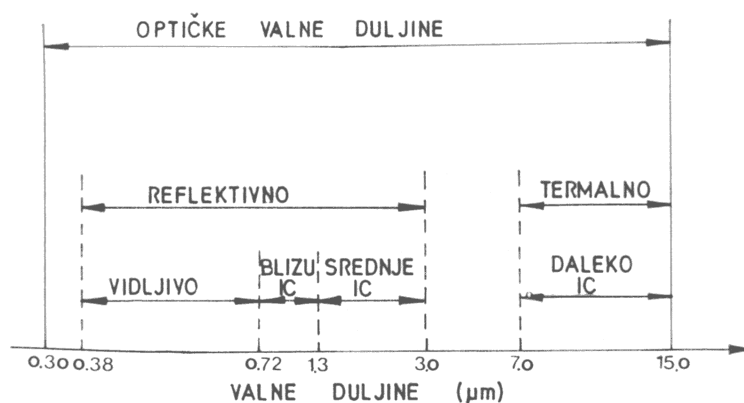
Spektar elektromagnetskog zračenja podijeljen je s obzirom na valnu duljinu zračenja na kozmičko, gama, X, ultraljubičasto, vidljivo, infracrveno i dugovalno zračenje, slika 1.2.



Slika 1.2. Spektar elektromagnetskog zračenja.

Područje spektra koje je predmet istraživanja pomoću više kanalnih skenera nazvano je optičko područje spektra, a definirano je valnim duljinama od 0.3 do 15 μm , slika 1.3.

U optičkom dijelu spektra elektromagnetska energija može se reflektirati i refraktirati pomoću leća i ogledala. Optički dio spektra podijeljen je na reflektivni (od 0.38 do 3.0 μm) i termičko - emisijski (od 7.0 do 15.0 μm). Područje spektra od 3.0 do 7.0 μm nema posebnog imena.



Slika 1.3. Optički spektar zračenja.

Princip mjerenja naoblake satelitskim skenerom svodi se na mjerenje temperature oblaka što slijedi iz Planckovog zakona radijacije. On povezuje gustoću energije radijacije, valnu duljinu zračenja i temperaturu tijela u obliku:

$$M_{\lambda} = \epsilon \frac{C_1}{\lambda^5} \left(\exp\left(\frac{C_2}{\lambda T}\right) - 1 \right)^{-1} \quad (1)$$

gdje su:

- M_λ - spektralna gustoća energije zračenja u dijelu spektra oko valne duljine λ u ($W m^{-2} \mu m^{-1}$).
 ϵ - konstanta emisivnosti
 C_1 - $3.7413 \cdot 10^8 W m^2 \mu m^{-2}$ prva konstanta zračenja
 λ - valna duljina radijacije μm
 C_2 - $1.4388 \cdot 10^4 \mu m K$, druga konstanta zračenja
 T - termodinamička temperatura tijela.

ϵ je konstanta koja poprima vrijednosti:

- 0 za savršeni reflektor,
- 1 za savršeno crno tijelo,
- $0 < \epsilon < 1$ za sivo tijelo,
- $\epsilon = f(\lambda)$ za sve ostalo.

Za zračenje vrijedi zakon sačuvanja energije u obliku :

$$I_\lambda = R_\lambda + A_\lambda + T_\lambda \quad (2)$$

koji kaže da je upadna energija jednaka sumi reflektirane, apsorbirane i propuštene (transmitirane) energije.

Kako satelitski senzori u području reflektivnog dijela spektra mjere samo reflektiranu radijaciju treba o zakonu sačuvanja energije razmišljati u obliku:

$$R_\lambda = I_\lambda - (A_\lambda + T_\lambda) \quad (2)$$

koji kaže da je reflektirana energija proporcionalna upadnoj energiji umanjenoj za apsorbiranu i transmitiranu energiju.

Satelitski senzor prima zračenje sa Zemlje. Snaga zračenja proporcionalna je spektralnom zračenju cilja, otvoru senzora, vidnom polju senzora, valnoj duljini elektromagnetskog spektra i

prozirnosti atmosfere za zračenje. Matematički se snaga koju senzor prima može prikazati kao:

$$\phi = \tau_a L_\lambda A_p \beta^2 \Delta\lambda \quad (4)$$

gdje je:

- τ_a - prozirnost atmosfere,
- L_λ - spektralna radijanca cilja,
- A_p - otvor skenera,
- β^2 - vidno polje skenera,
- $\Delta\lambda$ - valno područje u kojem skener prima zračenje.

Za reflektirano zračenje snaga koju senzor prima je definirana kao:

$$L_\lambda = 1/\pi R E_\lambda \cos \theta_s \quad (5)$$

gdje je:

- E_λ - spektralna iradijanca - snaga zračenja po jedinici površine cilja,
- R - dvosmjerni faktor refleksije,
- θ_s - kut Sunca.

Za termički dio spektra je spektralna radijacija cilja definirana kao:

$$L_\lambda = 1/\pi E_\lambda \cos \theta_s \quad (6)$$

Spektralna iradijanca je definirana Planckovim zakonom radijacije (1). Upadna snaga zračenja je prema tome funkcija temperature cilja. Temperatura cilja se u vidljivom dijelu spektra (reflektivni dio spektra) naziva i temperatura boje.

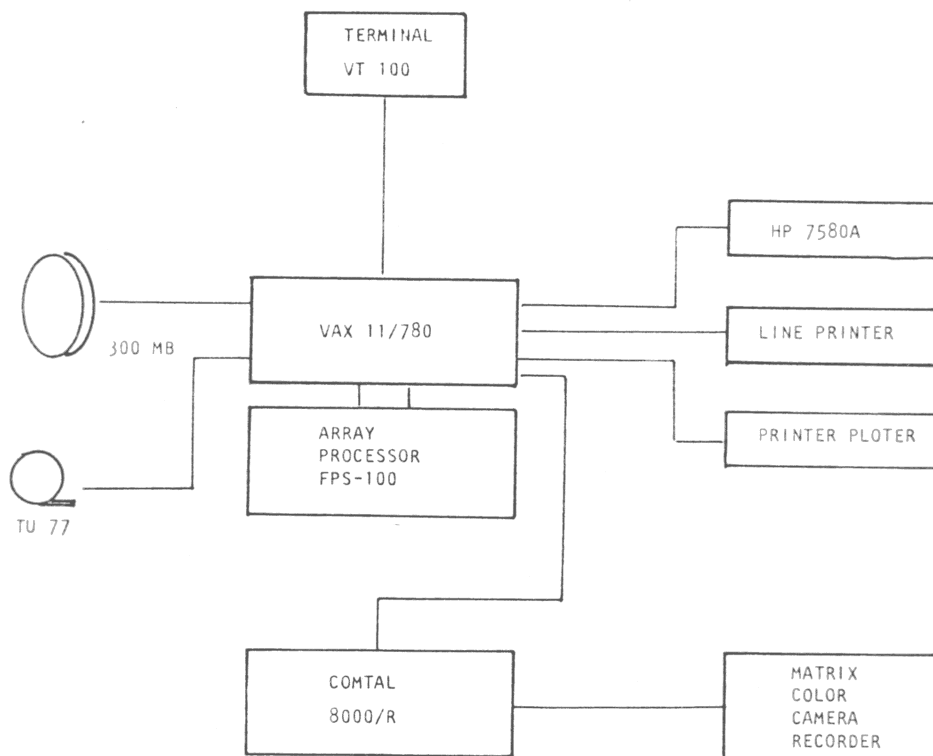
Za daljinsko mjerenje satelitom oblaci predstavljaju cilj koji Sunčevo zračenje reflektira u vidljivom dijelu spektra, a zrači energiju u infracrvenom dijelu spektra.

Temperatura oblaka je funkcija visine na kojoj se oblak nalazi. Visina oblaka definira tip oblaka. Temperatura boje oblaka ovisi o gustoći oblačnih čestica, njihovom sastavu (led ili voda) i veličini, dakle veličinama koje definiraju različite tipove oblaka. Možemo zaključiti da se satelitskim skenerima mjere fizička svojstva oblaka koja omogućuju konstrukciju klasifikatora tipova oblaka.

1.4. OPIS DIGITALNOG SISTEMA ZA ANALIZU PODATAKA METEOROLOŠKIH SATELITA

Digitalni sistem za analizu podataka meteoroloških satelita, na kojem je primjenjen klasifikator oblaka, razvijen je u okviru projekta INTERACT (International Education and Reserch for Application of Computer Technology) koji se pod pokroviteljstvom UNDP-a, UNFSST-a i vlade Indije odvija u Hyderabadu, Indija. Okvirom projekta razvijen je računarski sistem za analizu i obradu satelitskih meteoroloških podataka koji je nazvan CIPSMAP (Computerised Image Processing System for Meteorological Applications). Sistem je prvenstveno orjentiran na obradu podataka satelita NOAA 6, 7 i 8, ali uz male programske izmjene može se koristiti za obradu i analizu podataka u digitalnom obliku skenera ostalih tipova geostacionarnih i polarno orbitalnih satelita. Opis sistema, njegov dizajn, prikazan je u radovima Gupta i suradnici (1983.), Lipovšćak (1984.), Gupta i Murthy (1984.).

Prijem satelitskih podataka vrši se na stanici NRSA (National Remote Sensing Agency) smještenoj u Shadnagaru kraj Hyderabad, na trake velike gustoće podataka (Gupta 1983.). Trake se presnimavaju na računarske trake normalne gustoće i unose u bazu podataka sistema (disk jedinice). CIPSMAP je dizajniran za primjenu na računalu VAX 11/780, sa FPS array procesorom i grafičkim procesorom COMTAL 8000/R, slika 1.4.



Slika 1.4. Shema sistema za obradu satelitskih podataka.

Sateliti serije NOAA, koji neprekidno emitiraju prema Zemlji dva niza podataka za meteorološku upotrebu, označeni su kraticama HRPT i APT.

HRPT podaci (High Resolution Picture Transmission) sadrže dva niza podataka velike moći razlučivanja, kako u horizontalnom tako i u vertikalnom smjeru, koji su označeni kao:

- AVHRR podaci - visoko rezolutni podaci satelitskog skenera;
- TIP podaci - podaci vertikalnih sondera i monitora okoline.

APT podaci (Automatic Picture Transmission) sadrže nisko rezolutne analogne podatke (televizijske slike Zemlje).

Visoko rezolutni podaci satelitskog skenera AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) korišteni su u ovom radu kao ulazni podaci za klasifikaciju oblaka. AVHRR je skenirajući radiometar koji mjeri zračenje u pet područja spektra (Tabela 1.4) koji se podudaraju s atmosferskim "prozorima" zračenja.

Tabela 1.4. Osnovne spektralne karakteristike visoko rezolutnog radiometra satelita NOAA 6, 7 i 8.

KANAL	VALNA DULJINA (μm)	ŠIRINA VIDNOG POLJA (μrad)	
		U SMJERU SKENIRANJA	OKOMITO NA SMJER SKENIRANJA
1	0.550 - 0.68	1.443	1.443
2	0.725 - 1.10	1.433	1.423
3	3.550 - 3.93	1.423	1.423
4	10.300 - 11.30	1.280	1.463
5	11.500 - 12.50	1.320	1.310

Kanali 1 i 2 su u vidljivom dijelu spektra, a služe za dobivanje noćne slike naoblake i odvajanje područja vode i kopna. Kanal 3 u reflektivnom infracrvenom dijelu spektra služi za dobivanje noćne slike naoblake i izračunavanje temperature površine vode. Kanali 4 i 5 su u infracrvenom dijelu spektra i upotrebljavaju se za dobivanje noćne slike naoblake, određivanje temperature površine vode i određivanje temperature vrhova oblaka.

Sateliti serije NOAA obilaze Zemlju za 101.58 minuta, na visini od 833 km, Inklinacija putanje je 98.7 stupnjeva, tako da Zemlju obilaze u orbiti sinhronoj suncu. Jedna sken - linija

satelita sadrži podatke 2048 uzoraka (pixela) koji se međusobno preklapaju, tako da je 1.36 uzorka u vidnom polju skenera (Gruber i suradnici 1983.). Duljina sken - linije je cca 2900 km. Uzorci jedne sken - linije generiraju se u 1/6 sekunde, dok je brzina gibanja satelita 1.1 km u 1/6 sekunde, tako da je sken - linija irine 1.1 km u točki ispod satelita. Ueličina promatranog uzorka u točki ispod satelita je 1.1 x 1.1 kilometar.

Podaci se emitiraju na Zemlju u obliku 10 bitne informacije koja opisuje svaki uzorak i svaki kanal skenera. Vrijednosti predstavljaju intenzitete sive skale na koju je preračunata snaga primljene radijacije na palubi satelita. Broj predstavljenih nivoa sive skale ovisi o veličini bita koji se emitira. Sa 10 bitnom informacijom moguće je prenijeti 1024 vrijednosti sivih nivoa (broj nivoa je određen s $2^{\exp(N)}$, gdje je N broj bita).

Prelet satelita koji je moguće pratiti s jedne prijemne stanice prosječno sadrži oko 6000 sken - linija za svaki od 5 kanala skenera. Za arhiviranje podataka jednog preleta potrebno je oko 120 MB (mega byta) diskovnog prostora. AVHRR podaci satelita se prilikom unosa u bazu podataka preformatiraju tako da svaki kanal čini jednu sliku (Prakash 1984.). Postupkom klasifikacije koji je prikazan u ovom radu postiže se smanjenje broja podataka koji prikazuju oblačne sisteme za 3 reda veličine.

Prije pristupanja meteorološkoj obradi i analizi satelitskih podataka oni prolaze kroz slijedeće faze (Gupta i Murthy 1984):

- kalibracija podataka termičkih kanala skenera,
- određivanje vrijednosti albeda za podatke vidljivog dijela spektra,
- korekcija zbog različitog upadnog kuta zračenja Sunca za podatke iz vidljivog dijela spektra,
- korekcija zbog zakrivljenosti Zemlje,
- korekcija zbog okretanja Zemlje,
- navigacija slike prema geografskim koordinatama.

Prikazivanje podataka (slika) vrši se pomoću grafičkog procesora COMTAL koji posjeduje mogućnost prikazivanja tri nezavisne slike podataka i četiri grafičke slike (Murthy 1984.). Slike se mogu, posredstvom MATRIX uređaja, dobiti u obliku fotografije (što je korišteno u ovom radu) ili na grafičkom pisaču u obliku tvrde kopije.

2. RASPOZNAVANJE OBLAKA NA OSNOVI DIGITALNIH SATELITSKIH PODATAKA

Polarno orbitalni sateliti operativno pokrivaju Zemlju s digitalnim podacima osmatranja satelitskih skenera rezolucije od 240 m do 30 km, (Lipovščak 1985.b.), a nad istim dijelom zemlje nalaze se svaka tri sata. Geostacionarni sateliti dostavljaju svakih 30 minuta podatke u digitalnom obliku za cijeli Zemljin disk. Ogromna količina informacija, koje se na taj način prikupljaju, postala je otežavajuća činjenica u analizi satelitskih slika. Procjenjuje se da je za arhiviranje svih sirovih satelitskih podataka (digitalnih slika) godišnje potrebno 200.000 magnetskih traka gustoće zapisa 1.600 bpi. Objektivna metoda koja će automatski obradivati podatke satelita i napraviti bazu podataka još ne postoji u operativnoj primjeni. Okvirom Svjetskog klimatološkog programa (WCP) 1984. godine analizirano je devet metoda za objektivnu analizu satelitskih podataka kojima je cilj raspoznavanje područja sa i bez naoblake, a u svrhu klimatoloških analiza radijacijske bilance Zemlje.

2.1. OPĆENITO O RASPOZNAVANJU UZORKA

Pojam klasifikacije se najčešće upotrebljava u općem smislu za određivanje postupaka pri donošenju odluke, prilikom raspoznavanja promatranog uzorka i njegovog pridjeljivanja klasi poznatih primjeraka. Raspoznavanje se izvodi na temelju skupa mjerenja koja opisuju neki objekt ili pojavu. Mjerenja mogu biti različite prirode. U meteorologiji se mjerenja mogu odnositi na tlak, temperaturu, albedo itd. Pod pojmom raspoznavanja podrazumijeva se postupak kojim se istraživani primjerak svrstava u različite klase.

Raspolaže se uzorkom za učenje (training sample) klasifikatora koji sadrži primjere poznatih svojstava. Poznata svojstva uzoraka služe za određivanje pravila klasifikacije. Jednom određeno pravilo klasifikacije upotrebljava se za svrstavanje nepoznatih uzoraka u klase. Adekvatnost pravila klasifikacije određuje se na test uzorku (kolekcija primjera čija je prava priroda poznata, ali nije upotrebljena u formiranju pravila klasifikacije). Točnost klasifikacije određuje se u postocima korektnog razvrstavanja uzoraka u klase.

Raspoznavanje uzorka (pattern recognition) je računarski usmjerena metodologija koja omogućuje brzu uzastopnu analizu skupa mjerenja, njegovo usporedjivanje s klasama poznatih primjeraka, te klasifikaciju. Shema klasifikatora u najjednostavnijem obliku prikazana je slikom 2.1.



Slika 2.1. Princip klasifikacije.

Osnove metodologije raspoznavanja uzoraka prikazane su u radovima : Mendel i Fu (1970.), Maisel (1972.), Fu (1978), Swain (1978.), Fu (1980.), Deekshatulu (1982.), Kandel (1982.) i obradjuju probleme kao što su automatsko raspoznavanje slova, otisaka prstiju, predmeta izmjerenih radarom, biljnog pokrova na osnovi satelitskih mjerenja, govora itd.

Generalno uzevši u raspoznavanju uzoraka postoje dva različita pristupa: direktno usporedjivanje objekata i prototipova (template matching) i matematički orijentirane tehnike koje se temelje na statističkom i lingvističkom pristupu.

Direktno usporedjivanje objekata pretpostavlja postojanje grupe prototipova, a raspoznavanje se sastoji u usporedjivanju objekata koje treba klasificirati s poznatim prototipovima.

Kod statističkog pristupa izdvaja se statističkom metodom iz skupa poznatih uzoraka skup karakterističnih mjerenja, koja se nazivaju osobine (features). Za skup poznatih uzoraka koji se nazivaju trening-uzorci pretpostavlja se da je nepromjenljiv ili neosjetljiv na najčešće male promjene uzoraka koji se klasificiraju.

Lingvistički ili sintaktički pristup raspoznavanju uzoraka orjentiran je na probleme klasifikacije uzoraka kod kojih je osim klasifikacije moguć i opis koji ne dozvoljava pogrešnu klasifikaciju. Sintaktička metoda raspoznavanja uzoraka primijenjuje se kod uzoraka koji su sastavljeni od jednostavnijih elementarnih oblika, koji su u različitim međusobnim odnosima. Za klasifikaciju je potrebno izgraditi razgranatu strukturu raspoznavanja elementarnih oblika i njihovih međusobnih odnosa. Pregled pristupu raspoznavanja uzoraka (prema Fu 1980.) prikazan je tabelom 2.1.

Tabela 2.1. Pregled mogućih pristupa raspoznavanju uzoraka (Fu 1980.)

vizualno usporedjivanje	sirovi podaci	direktno usporedjivanje
statistički pristup	osobine	funkcije diskriminacije minimalna udaljenost najveća vjerojatnost
sintaktički pristup	nizovi razgranate strukture grafike	parshing graph - matching

U ovom radu primijenjen je statistički pristup klasifikaciji satelitskih podataka oblaka. Razvoj klasifikatora temeljenog na statističkim metodama sastoji se od dva koraka:

- a) podjela područja mjerenja u područje odluke, gdje svako područje odluke odgovara specifičnoj klasi uzoraka;
- b) konstruiranje klasifikatora koji svako mjerenje uzoraka pridjeljuje u klasu u koju pripada.

Prvi korak se naziva učenje klasifikatora i moguće ga je ostvariti na dva načina:

- metodom grupiranja (clusteringa) odrediti parametre koji definiraju područje odluke, bez a priori poznavanja broja klasa područja odluke. Metoda se još naziva i metoda nenadziranog učenja (unsupervised training).

- iz poznatog broja klasa uz primijenu statističkih metoda izdvojiti parametre koji definiraju područje odluke. Metoda se naziva metodom nadziranog učenja (supervised training).

Primjena metodologije raspoznavanja uzoraka u meteorologiji povezana je s raspoznavanjem tipova oborine na osnovi radarskih osmatranja, raspoznavanja sličnih vremenskih situacija za potrebe dugoročne prognoze vremena, te raspoznavanje i klasifikacija oblaka na osnovi satelitskih mjerenja. Osnovni zadatak raspozna-

vanja uzoraka / objekata u satelitskoj meteorologiji je automatska klasifikacija i raspoznavanje tipova oblaka i podloge (tlo, more, led, snijeg), te prikazivanje klasificirane slike na video mediju ili u obliku analizirane karte s označenim područjima pojedinih pojava.

2.2 PRIMIJENJENA METODOLOGIJA

Za klasifikaciju oblaka na osnovi digitalnih podataka satelitskog skenera velike moći razlučivanja primijenjen je klasifikator tipa maksimalne vjerojatnosti (maximum likelihood). Princip klasifikacije definiran je na sljedeći način:

Neka su x_1, \dots, x_m slučajne varijable, gdje je x_i mjerenje i -tog uzorka. Za svaku klasu uzoraka ω_j , $j = 1, \dots, m$ pretpostavimo da je poznata multivarijantna (n dimenzionalna) funkcija gustoće vjerojatnosti uzorka X dana s $p(X/\omega_j)$, i vjerojatnost pojave uzorka ω_j prikazana s $P(\omega_j)$. Na osnovi a priori informacije $p(X/\omega_j)$ i $P(\omega_j)$, $j = 1, \dots, m$, klasifikator je dužan raspoznati uzorak uz minimalnu vjerojatnost pogreške.

Problem pridjeljivanja promatranih uzoraka zadanim grupama može se formulirati kao problem statističke odluke (testiranje m statističkih hipoteza), definirajući funkciju odluke $g(X)$, gdje $g(X) = g_i$ ima značenje prihvaćanja hipoteze $H_i : X \sim \omega_i$.

Neka je $L(\omega_i, g_j)$ gubitak koji je uzrokovao klasifikator kad je odlučeno g_j a uzorak je iz ω_i .

Uvjetan gubitak (kondicionalan rizik) je:

$$r(\omega_i, g) = \int_{\Omega_X} L(\omega_i, g) p(X/\omega_i) dX \quad (7)$$

Za skup a priori vjerojatnosti $P = P(\omega_1) \dots P(\omega_m)$ srednji gubitak je:

$$R(P, g) = \sum_{i=1}^m P(\omega_i) r(\omega_i, g) \quad (8)$$

uvrštanjem (7) u (8) uz supstituciju dobiva se:

$$r_X(P, g) = \left(\sum_{i=1}^m L(\omega_i, g) p(X/\omega_i) P(\omega_i) \right) / p(X) \quad (9)$$

pa (8) poprima oblik:

$$R(P, g) = \int_{\Omega_X} p(X) r_X(P, g) dX \quad (10)$$

A posteriori uvjetni srednji gubitak odluke g za dani uzorak mjerenja X definiran je kao $r_X(P, g)$.

Problem je u odabiranju prave odluke g_j , za $j = 1 \dots m$ kako bi srednji gubitak $R(P, g)$ bio najmanji ili da je maksimum uvjetnog srednjeg gubitka $r(\omega_i, g)$ najmanji (minimax kriterij). Pravilo optimalne odluke koja minimizira srednji gubitak je Bayes-ovo pravilo. U jednadžbi (10) dovoljno je razmatrati svaki X posebno i minimizirati $r_X(X, g)$.

Ako je g^* optimalna odluka u smislu minimiziranja srednjeg gubitka onda je:

$$r_X(P, g^*) < r_X(P, g) \quad (11)$$

to jest iz (9) slijedi:

$$\sum_{i=1}^m L(\omega_i, g^*) p(X/\omega_i) P(\omega_i) < \sum_{i=1}^m L(\omega_i, g) p(X/\omega_i) P(\omega_i) \quad (12)$$

za 0 ili 1 funkciju gubitka:

$$L(\omega_i, g) = 1 - \delta_{ij} \begin{cases} 0, & i = j \\ 1, & i \neq j \end{cases} \quad (13)$$

srednji gubitak je vjerojatnost krivog raspoznavanja. U tom slučaju Bayes-ovo pravilo je:

$g^* = g_i$ za $x \sim \omega_i$ ako je:

$$P(\omega_i) p(X/\omega_i) \geq P(\omega_j) p(X/\omega_j) \quad j = 1 \dots m \quad (14)$$

Definiramo odnos vjerojatnosti medju ω_i i ω_j kao:

$$\lambda = (p(X/\omega_i)) / (p(X/\omega_j)) \quad (15)$$

onda (14) postaje:

$g^* = g_i$ ako je:

$$\lambda \geq (p(X/\omega_i)) / (p(X/\omega_j))$$

za svaki $j = 1 \dots m$.

Iz (14) se zaključuje da je funkcija diskriminacije za Bayes-ov klasifikator dana s :

$$g_i(X) = P(\omega_i) p(X/\omega_i) \quad (16)$$

ili ekvivalentno:

$$G_i(X) = \ln(P(\omega_i) p(X/\omega_i)) \quad (17)$$

za svaki $i = 1 \dots m$.

2.3. PRIMJENA NORMALNE RAZDIOBE U AUTOMATSKOJ IDENTIFIKACIJI OBLAKA

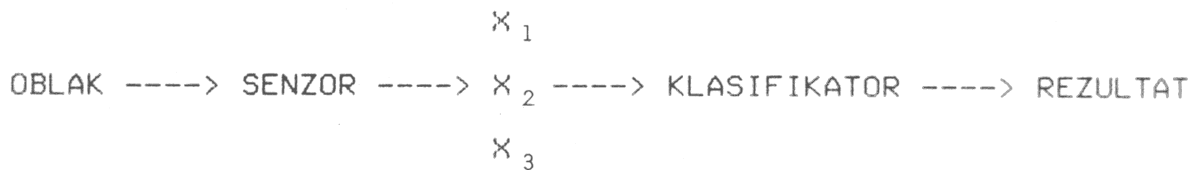
Za raspoznavanje oblaka na osnovi satelitskih podataka visoke moći razlučivanja prvi put je u ovom radu primijenjeno Bayes-ovo pravilo minimalnog gubitka, a za učenje klasifikatora primijenjena je statistička metoda nadziranog učenja.

Statistička metoda nadziranog učenja primijenjena je radi primjerenosti meteorološkoj analizi satelitskih podataka iz slijedećih razloga:

1. satelitski podaci oblaka zbog prirode daljinskog mjerenja gube mnoge slučajne promjene i nastoje prikriti karakteristične razlike među klasama oblaka. Statistička analiza pomaže da se te promjene uključe i da se umanju njihov utjecaj na točnost klasifikacije;
2. postoje neizvjesnosti u pogledu prave prirode trening uzoraka koji se uzimaju za određivanje funkcije diskriminacije. Statističke metode su tolerantne na takve greške tako dugo dok je čestina njihove pojave mala;
3. klase oblika mogu se preklapati u području mjerenja, a ipak statističke metode pridjeljuju uzorak onoj grupi koja je "najčešće" točna ili najvjerojatnija.

Rezultati satelitskih mjerenja pojedinih rodova i vrsta oblaka u nekom području valnih duljina spektra mogu se prikazati normalnom razdiobom (Simmer i suradnici 1982., Coakley i suradnici 1984.), što navodi na misao da se normalna razdioba primijeni kao funkcija diskriminacije za razlikovanje pojedinih rodova oblaka međusobno, kao i za razlučivanje što je Zemljina površina, a što su oblaci.

Skup mjerenja koja definiraju neki oblak su veličine izmjerene satelitskim skenerom visoke moći razlučivanja (AVHRR podaci) u tri valna područja spektra zračenja. Shema modela klasifikatora oblaka prikazana je slikom 2.2.



Slika 2.2. Model klasifikatora oblaka.

Senzor je satelitski skener a X_i su vrijednosti izmjerene u različitim valnim duljinama spektra za isti element oblaka (pixel). Za različite vrste oblaka zbog njihovih različitih fizikalnih svojstava vrijednosti X_i su različite.

Zahtjevi koji su postavljeni automatskom klasifikatoru su slijedeći:

1. raspoznavanje se mora vršiti na osnovi radijacijskih svojstava oblaka;
2. raspoznavanje mora biti moguće vršiti za vrijeme noćnih i dnevnih preleta satelita (noću su odsutni podaci u vidljivom dijelu zračenja);
3. raspoznavanje mora biti primijenjivo u svim geografskim širinama;
4. klasifikator mora biti modularan, tako da je moguće u proces identifikacije unijeti dodatne postupke određivanja klasa (pragovi, a priori vjerojatnost, tkivo i oblik rubova oblaka).

Osim raspoznavanja i svrstavanja oblaka u tipove klasifikator mora biti sposoban raspoznati i svrstati u klase podloge na Zemlji: tlo, vodu (oceani, jezera i rijeke), snijeg i led. S obzirom na svojstva oblaka (temperaturna područja u kojima se javljaju i svjetlina), Lipovšćak (1983.) predlaže raspoznavanje oblaka i vrsta podloge u 11 klasa (Tabela 2.2.):

Tabela 2.2. Klase oblaka i Zemljine površine za koje je učen automatski klasifikator oblaka.

KLASA	TIP PODLOGE / OBLAKA
1	Cumulonimbus
2	Cumulus congestus
3	Nimbostratus
4	Alto cumulus
5	Alto stratus
6	Cirus, Cirrostratus, Cirrocumulus
7	Stratocumulus, Cumulus
8	Stratus, magla
9	snijeg
10	tlo
11	more, voda
12	nepoznato

Predložene klase su prvi korak identifikacije, dok se ne razvijaju i primijene tehnike raspoznavanja tkiva i oblika oblaka. Klasa 6, koja sadrži oblake najvišeg kata će se tada razbiti na tri podklase, a klase 7 i 8 na dvije podklase.

Satelitsko mjerenje u više kanala omogućuje primijenu više-dimenzionalne normalne razdiobe kao funkcije diskriminacije među klasama. U ovom radu je prvi puta u satelitskoj meteorologiji primijenjena trodimenzionalna normalna razdioba kao funkcija diskriminacije. Za 11 klasa različitih oblika u istom kanalu mjerenja dolazimo do 11 različitih normalnih razdioba koje su definirane srednjakom i standardnom devijacijom. N-dimenzionalna normalna razdioba može se prikazati u obliku:

$$p(X) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(X - \mu)^t \Sigma^{-1} (X - \mu)\right) \quad (18)$$

gdje je X vektor mjerenja, μ vektor srednjaka, Σ matrica kovarijanci, t transponirani vektor, $|\Sigma|$ determinanta matrice kovarijanci, n - dimenzija normalne razdiobe.

Uektorske veličine X , μ i Σ možemo prikazati kao:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix} \quad \mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_m \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{1m} \\ \sigma_{m1} & \sigma_{mm} \end{bmatrix} \quad (20)$$

Formalno je:

$$\mu = E(X) \quad (21)$$

$$\Sigma = E((X - \mu)(X - \mu)^t)$$

Ako je x_i i -ta komponenta od X onda je μ_i i -ta komponenta vektora μ , a σ_{ij} je i, j komponenta od Σ .

Onda je

$$\mu_i = E(x_i) \quad (22)$$

$$\sigma_{ij} = E((x_i - \mu_i)(x_j - \mu_j)^t)$$

Matrica kovarijanci je uvijek simetrična. Urijednosti na dijagonali su varijanca od x_i , a elementi σ_{ij} kovarijance od x_i i x_j . Ako su svi elementi koji prikazuju kovarijancu jednaki nuli onda se multivarijatna normalna razdioba svodi na jednodimenzionalnu.

Normalna razdioba je definirana srednjakom i standardnom devijacijom. Iz skupa podataka za učenje klasifikatora potrebno je dakle izračunati srednjake i matricu kovarijanci za svaku

klasu pojava. Na taj način je definirana funkcija diskriminacije za tu klasu. Višedimenzionalna normalna razdioba je definirana s $n+n(n+1)/2$ parametara, što su elementi vektora srednjaka i elementi matrice kovarijanci.

U slučaju trodimenzionalne normalne razdiobe potrebno je za svaku funkciju diskriminacije odrediti 9 elemenata: 3 srednjaka i 6 elemenata matrice kovarijanci. Ovisno o broju klasa u koje se podaci razvrstavaju treba odrediti i broj funkcija diskriminacije. Za 11 klasa potrebno je odrediti 99 vrijednosti i time je definirano 11 različitih trodimenzionalnih normalnih razdioba. Za svaku klasu mogu se pisati parametri koji određuju normalnu razdiobu u obliku:

$$\mu_{\text{KLASA}_i} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \end{bmatrix}_i \quad (23)$$

$$\Sigma_{\text{KLASA}_i} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{13} & \sigma_{23} & \sigma_{33} \end{bmatrix}_i \quad (24)$$

Ujerojatnost da je X iz klase ω_i za višedimenzionalnu normalnu razdiobu može se napisati u obliku:

$$p(X/\omega_i) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_i|^{n/2}} \exp(-1/2(X-\mu_i)^t \Sigma_i^{-1} (X-\mu_i)) \quad (25)$$

pa je prema definiciji Bayes-ova pravila (16) funkcija diskriminacije bazirana na višedimenzionalnoj normalnoj razdiobi:

$$g_i(X) = \frac{P(\omega_i)}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_i|^{n/2}} \exp(-1/2(X - \mu_i)^t \Sigma_i^{-1} (X - \mu_i)) \quad (26)$$

odnosno u obliku koji je lakše primijenjiv za računanje na računalu:

$$G_i(X) = \ln P(\omega_i) - 1/2 \ln |\Sigma_i| - 1/2 (X - \mu_i)^t \Sigma_i^{-1} (X - \mu_i) \quad (27)$$

Kada se iz skupa podataka za učenje klasifikatora odrede matrica kovarijanci i vektori srednjaka, za svaki korak klasifikacije mora se računati samo krajnje desni član jednadžbe (27). Za odredjivanje a priori vjerojatnosti potreban je duži niz prikupljanja satelitskih podataka i izrada karata čestine pojave pojedinih klasa oblaka, odnosno pojava na nekom području. Za početne korake klasifikacije uzima se da je a priori vjerojatnost pojave odredjene klase jednaka za sve klase.

Uvaživši pretpostavku jednakih a priori vjerojatnosti za sve klase, jednadžba (27) u razvijenom obliku za trodimenzionalnu normalnu razdiobu za klasu i poprima oblik:

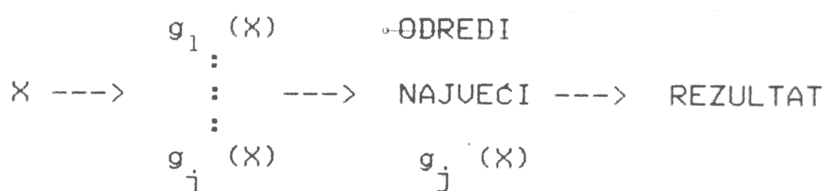
$$\begin{aligned}
g(X) = & \ln 1 - 1/2 \ln(\sigma_{11}\sigma_{22}\sigma_{33} + 2\sigma_{12}\sigma_{13}\sigma_{23} - \sigma_{11}\sigma_{23}^2 - \\
& - \sigma_{22}\sigma_{13}^2 - \sigma_{33}\sigma_{12}^2) - ((x_1 - \mu_1)^2(\sigma_{22}\sigma_{33} - \sigma_{23}^2) + \\
& + (x_2 - \mu_2)^2(\sigma_{11}\sigma_{33} - \sigma_{13}^2) + (x_3 - \mu_3)^2(\sigma_{11}\sigma_{22} - \sigma_{12}^2) + \\
& + 2(x_1 - \mu_1)(x_2 - \mu_2)(\sigma_{13}\sigma_{23} - \sigma_{12}\sigma_{33}) + \\
& + 2(x_1 - \mu_1)(x_3 - \mu_3)(\sigma_{12}\sigma_{23} - \sigma_{22}\sigma_{13}) + \\
& + 2(x_2 - \mu_2)(x_3 - \mu_3)(\sigma_{12}\sigma_{13} - \sigma_{11}\sigma_{23})) / (2(\sigma_{11}\sigma_{22}\sigma_{33} + \\
& + 2\sigma_{12}\sigma_{13}\sigma_{23} - \sigma_{11}\sigma_{23}^2 - \sigma_{22}\sigma_{13}^2 - \sigma_{33}\sigma_{12}^2))
\end{aligned} \tag{28}$$

Drugi član desne strane jednadžbe jednak je nazivniku trećeg člana i računa se samo jednom za klasu i . Kvadratni članovi varijanci računaju se također samo jednom za klasu i , što donosi uštedu u računskom vremenu računala. U svakom koraku klasifikacije potrebno je odrediti samo razlike srednjaka svake klase oblaka odnosno podloge i izmjerenih vrijednosti primljene radijacije od oblaka i tla u svakom od upotrebljenih kanala mjerenja.

Nakon što su izračunate vrijednosti funkcije diskriminacije za sve klase za jedan uzorak (element slike) pristupa se njegovom raspoznavanju i grupiranju. Pravilo postupka grupiranja u klase opisano je na sljedeći način:

Pretpostavimo da postoji skup od m funkcija od X , $g(X)$, koje nazivamo funkcije diskriminacije. Neka ω_i označava i -tu klasu. Onda X pripada klasi ω_i onda i samo onda ako je funkcija diskriminacije $g_i(X)$ veća ili jednaka funkciji diskriminacije $g_j(X)$ za sve klase $j = 1 \dots m$.

U postupak koji je definiran navedenim pravilom, koje smo shematski prikazali na slici 2.3, u jednadžbu kojom je definirana funkcija diskriminacije među klasama (27) moguće je ugraditi granične vrijednosti koje definiraju vjerojatnost da je pojava iz određene klase. Ukoliko je izračunata vrijednost funkcije diskriminacije manja od zadanog praga vjerojatnosti, onda se element slike svrstava u klasu nepoznatog porijekla. Kao podatak nepoznatog porijekla definiran je onaj kod kojeg je izračunata vrijednost funkcije diskriminacije manja od definiranog praga vjerojatnosti.



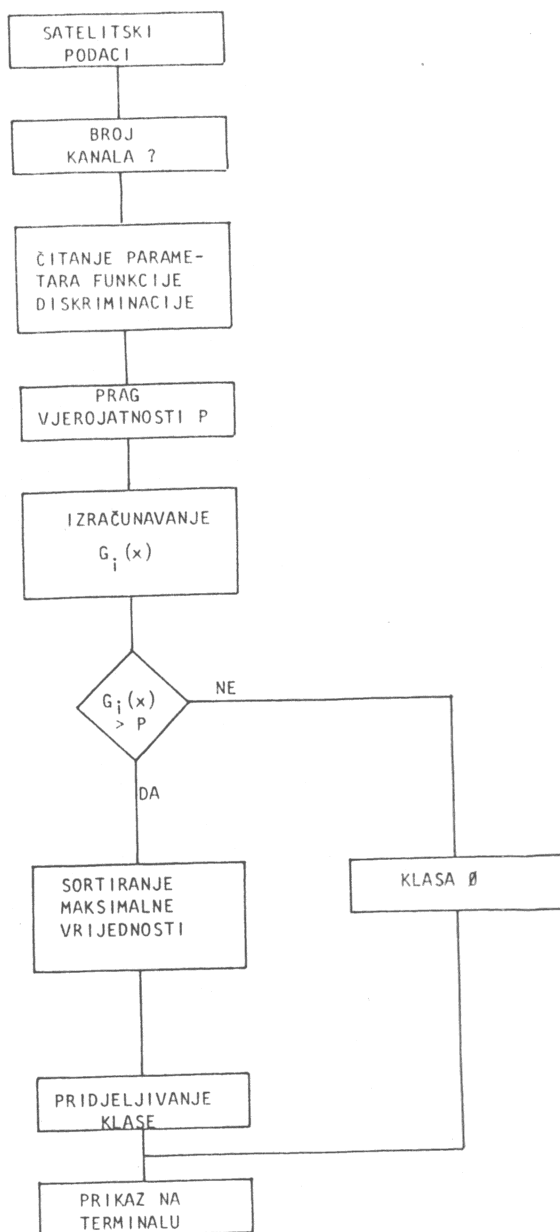
Slika 2.3. Shematski prikaz upotrebljenog pravila raspoznavanja i svrstavanja u grupe.

Prag vjerojatnosti je veličina koja je granična za pridjeljivanje nekog podatka određenoj klasi. Značenje praga je da je vjerojatnost da podatak pripada nekoj klasi zanemarivo mala. Prag vjerojatnosti definira se unaprijed prije postupka identifikacije i to za svaku klasu posebno ili za sve klase jednakim iznosom. U radu je korišten prag vjerojatnosti 0.05, a algoritam za klasifikaciju je zamišljen tako da sve elemente slike za koje je vrijednost funkcije diskriminacije manja od praga svrstava u klasu nepoznatog porijekla.

Matematički prikazano:

$$\begin{array}{lll} g_i(X) < P & \text{nepoznato porijeklo} & \\ & & (29) \\ g_i(X) > P & \text{klasifikacija odredji} & \\ & \text{vanjem maksimalne vri-} & \\ & \text{jednosti } g_i(X). & \end{array}$$

Dijagram toka klasifikacije jednog elementa slike prikazan je shemom na slici 2.4.



Slika 2.4. Shematski prikaz postupka raspoznavanja oblaka i svrstavanje u grupe iz satelitskih podataka visoke moći razlučivanja.

Elementi slike koji su svrstani u klasu nepoznatog porijekla prikazani su nakon identifikacije crnom bojom na klasificiranim slikama naoblake i tla.

3. UČENJE KLASIFIKATORA

Proces učenja klasifikatora odnosno određivanja parametara funkcije diskriminacije sastoji se od nekoliko koraka. Učenje klasifikatora provodi se uz pomoć podataka poznatih osobina čiji parametri određuju funkciju diskriminacije među klasama. Određivanje poznatih vrsta oblaka vrši se pomoću metoda klasične neph- analize, ili na osnovi pridruživanja osmatranja oblaka s tla satelitskim podacima oblaka nad istim područjem. Na osnovi tako određenih vrsta oblaka pristupa se učenju automatskog klasifikatora oblaka.

U daljnjem izlaganju, podatke koji služe za određivanje parametara funkcije diskriminacije među klasama oblaka, dakle za učenje klasifikatora, nazivamo trening podaci, a kad su prikazani na video mediju trening slike.

Učenje klasifikatora može se podijeliti u više koraka:

- odabiranje trening podataka / slika;
- početno učenje klasifikatora i stvaranje osnovne baze podataka parametara funkcije diskriminacije;
- obnavljanje baze podataka parametara s novim trening podacima;
- arhiviranje baze podataka parametara i njezino povezivanje s programom za klasifikaciju;
- analiza dobivenih parametara funkcije diskriminacije među klasama.

Prvi korak je odabiranje satelitskih slika poznatih meteoroloških situacija (trening slike) koje su upotrebljene za učenje klasifikatora. Odluka o izboru slika za učenje je subjektivna, te su time unaprijed određene osobine klasa i njihov broj. Problem subjektivnosti može se izbjeći ako se baza podataka parametara funkcije diskriminacije postupno nadopunjava i mijenja novim tipičnim uzorcima.

Drugi korak učenja klasifikatora je izdvajanje pojedinih klasa sa slika za učenje i izračunavanje parametara funkcija diskriminacije. Ovaj korak se naziva početnim učenjem klasifikatora jer se tako po prvi puta izračunavaju parametri funkcije diskriminacije za svaku klasu.

Treći korak učenja klasifikatora je noveliranje postojeće baze podataka parametara funkcija diskriminacije među klasama. U ovom koraku je ostvarena i mogućnost proširenje baze podataka novim klasama.

Četvrti korak je arhiviranje baze podataka parametara funkcije diskriminacije u memoriju računala i njezino povezivanje s programom za identifikaciju.

Peti korak je ocjena dobivenih parametara funkcije diskriminacije i određivanje udaljenosti među klasama.

3.1. OPIS SLIKA ZA UČENJE KLASIFIKATORA

Odabrane slike za učenje klasifikatora moraju omogućiti lako izdvajanje pojedinih tipova oblaka i njihovo raspoznavanje. Prilikom izbora satelitskih slika za učenje vodilo se računa o tome da one prikazuju meteorološke situacije s dobro definiranim klasama oblaka, kako bi inicijalno učenje klasifikatora bilo što jednostavnije. Na taj način su izdvojeni početni podaci s traka velike gustoće zapisa, na koje se u NRSA arhiviraju satelitski podaci, prebačeni na trake normalnog zapisa 1.600 bpi.

Za inicijalno učenje klasifikatora izdvojeni su podaci koje je satelit NOAA-7 dostavljao za vrijeme preleta po orbitama broj 9514, 12522 i 13323. Primljeni podaci za vrijeme preleta satelita orbitom 9514 sadrže podatke vidljivog dijela spektra, kanal 1, a orbitom 12522 i 13323 podatke vidljivog, blizu infracrvenog i infracrvenog dijela spektra, kanali 1, 3 i 4 višekanalnog skenera.

Podaci orbite 9514 korišteni su za provjeru algoritma klasifikacije na osnovi podataka jednog kanala. Kao funkcija diskriminacije korištena je jednodimenzionalna normalna razdioba. Orbite 12522 i 13323 izabrane su kao najpovoljnije s obzirom na raspored oblačnih sistema i prisustvo na slikama pojedinih vrsti oblaka. Podaci odabranih preleta satelita su unešeni u bazu

podatka 1 označeni kao slike 11, 21, 23, 24, 31, 33, 34. Osnovne karakteristike odabranih slika za učenje klasifikatora prikazane su tabelom 3.1. Oznake slika su odabrane tako da prvi broj označava redni broj odabrane slike za učenje, a drugi broj označava kanal višespektralnog skenera pomoću kojeg je slika dobivena.

Tabela 3.1. Karakteristike upotrebljenih trening slika (Z- Zemlja, M - more, * - snijeg, Mg magla, rodovi oblaka).

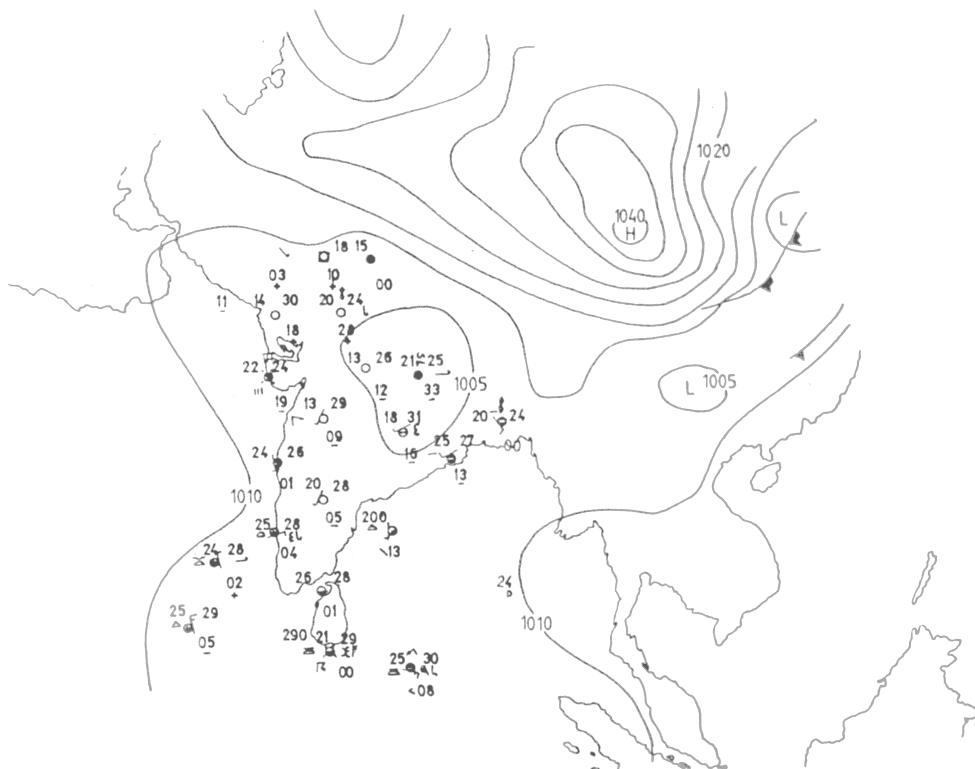
SLIKA	ORBITA	DATUM	KANAL	GEOGRAFSKE KOORDINATE	KOMENTAR
11	9514	28.04.83.	1.	59E-85E, 05S-20N	Cb,Cu,C1,Z,M
21	12522	08.11.83.	1.	84E-110E, 04N-15N	Cb,C1,Cs,As,M,Z
23	12522	08.11.83.	3.	84E-110E, 04N-15N	Cb,C1,Cs,As,M,Z
24	12522	08.11.83.	4.	84E-110E, 04N-15N	Cb,C1,Cs,As,M,Z
31	13323	23.01.84.	1.	71E-77E, 32N-36N	Cu,C1,Z,Mg,*
33	13323	23.01.84.	3.	71E-77E, 32N-36N	Cu,C1,Z,Mg,*
34	13323	23.01.84.	4.	71E-77E, 32N-36N	Cu,C1,Z,Mg,*

Odabrana slika 11 prikazuje podatke preleta satelita iznad Indijskog oceana, s dobro uočljivim Indijskim podkontinentom i oblačnim sistemima nad Šri Lankom i Indijskim oceanom. Obuhvaćeno je područje od 5 S do 20 N stupnja geografske širine i od 59 E do 85 E stupnjeva geografske dužine. Urijeme preleta satelita je 13.05 lokalno vrijeme (slika 3.1.). Prizemna sinoptička karta (slika 3.1a.) za isti dan u 00 GMT (04.30 lokalno vrijeme) ukazuje na grmljavinsku aktivnost nad Šri Lankom te na postojanje Cirusne naoblake nad sjevernim dijelom Šri Lanke. Meteorološka stanica Madras osmatra Cumuluse, a nad zapadnom obalom Indije su

osmotreni oblaci roda Cumulus, Altocumulus i Cirrus. Središnji i južni dio Indije karakteriziran je vedrim vremenom.



Slika 3.1. Prva odabrana slika za učenje klasifikatora predstavlja satelitsku sliku Indije, okolnog mora i oblačnih sustava dana 28.04.1983. za vrijeme preleta satelita NOAA 7 putanjom br. 9514. Slika je primljena u kanalu 1, u vidljivom području spektra. Manjim kvadratom je označeno prvo područje za učenje klasifikatora.

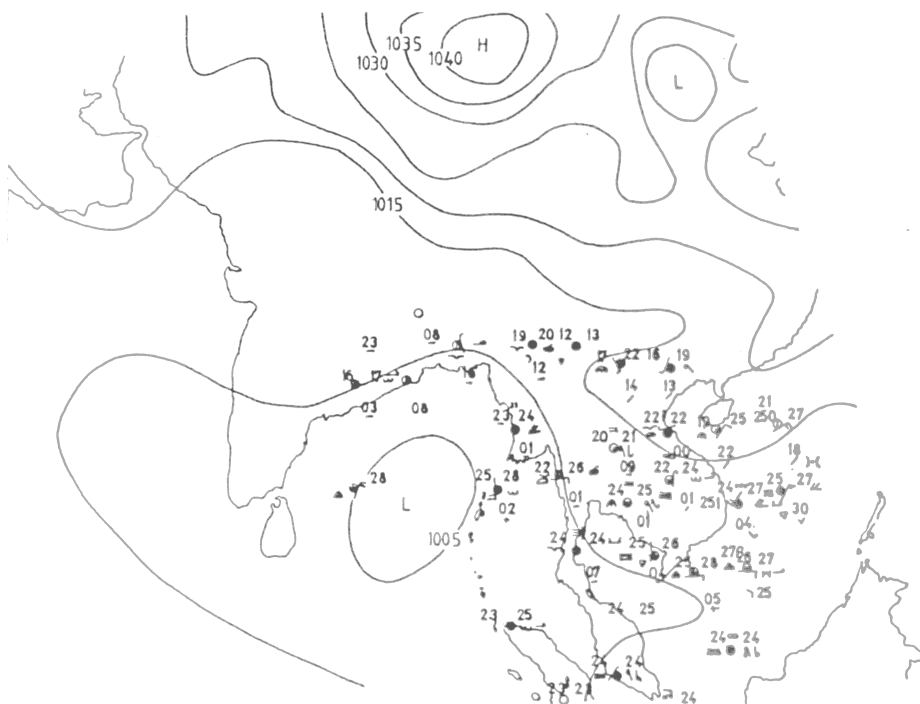


Slika 3.1a. Prizemna sinoptička situacija dana 28.04.1983. u 00 GMT, nad područjem Indije i okolnih mora.

Odabrane slike 21, 23 i 24 prikazuju podatke preleta satelita nad područjem Indokine, čije se obale dobro razaznaju na trening slici 23 koja prikazuje podatke blizu infracrvenog dijela spektra. Geografske koordinate slike su od 4 N do 15 N stupnjeva geografske širine i od 84 E do 110 E stupnjeva geografske dužine (slika 3.2). Vrijeme preleta satelita je 13.05 lokalno vrijeme. Prizemna sinoptička karta (slika 3.2a.) za isti dan u 00 GMT (04.30 lokalno vrijeme) ukazuje na postojanje niskog tlaka nad područjem Bengalskog zaljeva. Na području koje je prikazano ovom slikom osmotreni su oblaci roda Cumulonimbus, Cumulus congestus, Cirrostratus, Cirrus, Altostratus i Stratocumulus.

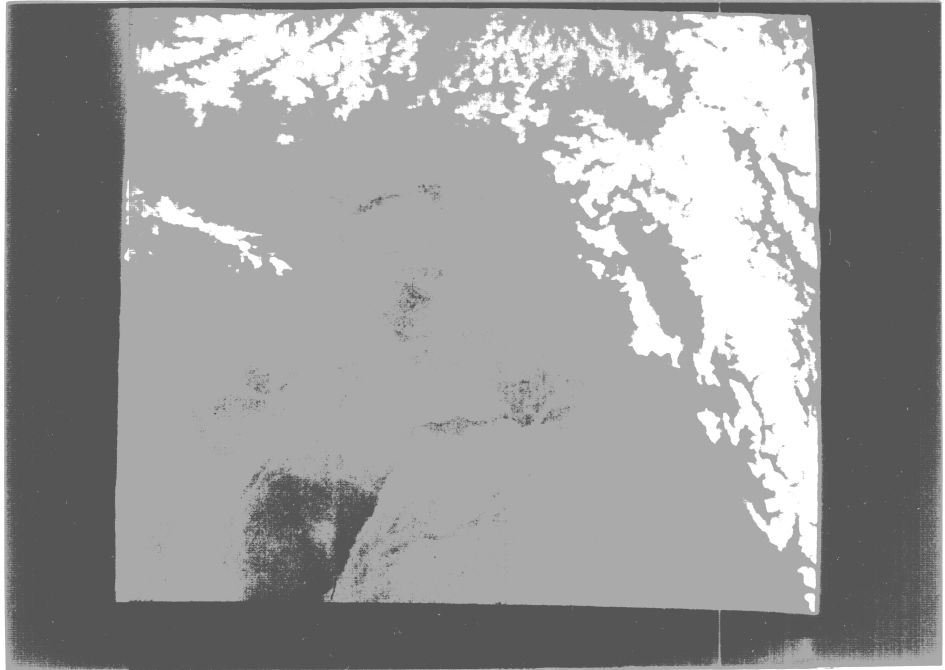


Slika 3.2. Druga odabrana slika za učenje klasifikatora primljena od satelita NOAA 7 a snimljena dana 08.11.1983, u orbiti 12522, na kanalu 3 pomoću infracrvenog zračenja u intervalu od 3.55 do 3.93 μm .

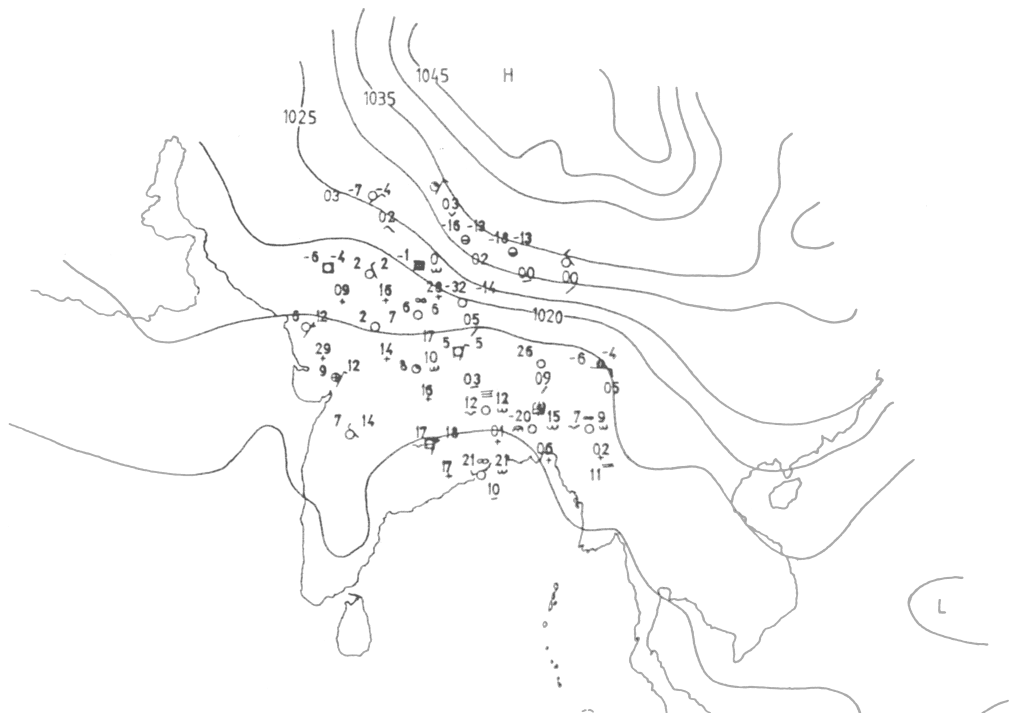


Slika 3.2a. Prizemna sinoptička situacija dana 08.11.1983. u 00 GMT, nad područjem Indokine i okolnih mora.

Odabrane slike 31, 33 i 34 prikazuju podatke preleta satelita preko Himalaje, te se na njima vidi područje Kašmira i masiva Kara Korum. Geografske koordinate slike su 32 N do 36 N stupnjeva geografske širine i od 71 E do 77 E stupnjeva geografske dužine (slika 3.3.). Prizemna sinoptička situacija dana 23.01. 1984. u 00 GMT (slika 3.3a.) karakteristična je po vedrom vremenu nad područjem odabrane satelitske slike. Na tlu masiva Himalaje je snježni pokrov a mjestimice u kotlinama ima magle, nad vrhovima planinskog masiva su osmotreni Strato-cumulusi. Snijeg i magla su dvije osnovne pojave za koje su određivane vrijednosti funkcije diskriminacije s te slike za učenje klasifikatora.



Slika 3.3. Treća odabrana slika za učenje klasifikatora primljena od satelita NOAA 7, snimljena dana 23.01.1984. u orbiti 13323. Slika je primljena u kanalu 1, koji radi u vidljivom području spektra.



Slika 3.3a. Prizemna sinoptička situacija dana 23.01.1984. u 00 GMT, nad područjem sjeverne Indije i masiva Himalaje.

3.4. NOVELIRANJE BAZE PODATAKA

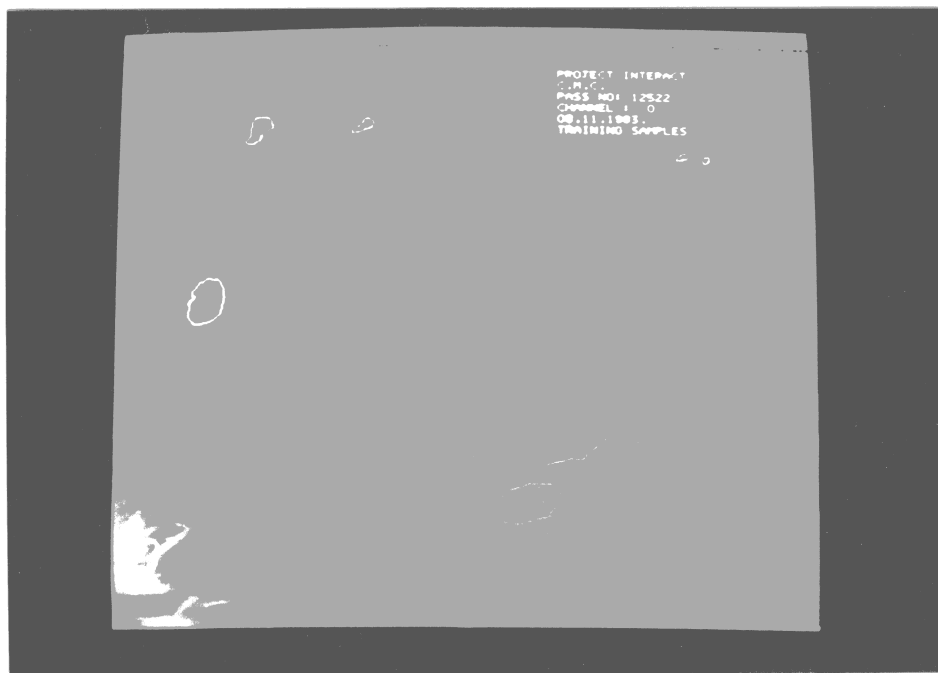
Treći korak učenja klasifikatora je noveliranje baze podataka. Noveliranje je omogućeno na taj način da se prilikom izbora novog područja s poznatim uzorcima za postojeće parametre funkcije diskriminacije među klasama odrede akumulirani srednjaci i kovarijance, upotrebom jednadžbi:

$$\mu_{(N+K)} = 1/(N+K) (N\mu_N + K\mu_K) \quad (33)$$

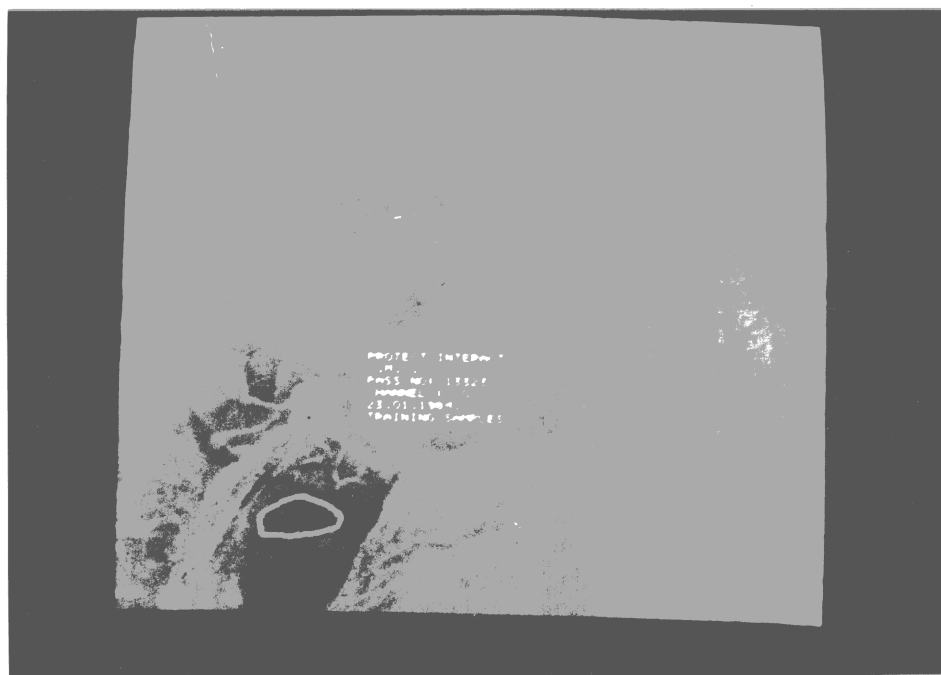
$$\begin{aligned} \sigma_{(N+K)}^2 = & N/(N+K) (\sigma_N^2 + \mu_N^2) + K/(N+K) (\sigma_K^2 + \mu_K^2) - \\ & - 1/(N+K)^2 (N\mu_N + K\mu_K) (N\mu_N + K\mu_K) \end{aligned} \quad (34)$$

gdje su μ_N, σ_N srednjak i kovarijanca klase 1 izračunati iz N vrijednosti elemenata slike jednog uzorka a μ_K, σ_K srednjak i kovarijanca klase 1, izračunati iz K vrijednosti elemenata slike drugog uzorka, a $\mu_{(N+K)}, \sigma_{(N+K)}$ su srednjak i kovarijanca za oba skupa podataka.

Za noveliranje baze podataka poslužila su odabrana područja 3 i 4. Povećan je ukupan broj klasa i broj elemenata slike koji su upotrebljeni za računanje parametara funkcije diskriminacije. Proučavani uzorci zaokruženi su na fotografijama područja 3 i 4 kako to prikazuje slika 3.18 i 3.19. Baza podataka parametara funkcije diskriminacije je proširena pomoću novih podataka slike 3 za klase *Cumulus-congestus* i kopno, a s pomoću uzoraka slike 4 za klase snijeg i magla.



Slika 3.18. Treće odabrano područje s uzorcima (zaokruženi dijelovi) za učenje klasifikatora snimljeno iz satelita NOAA 7, dana 08.11.1983., u orbiti br. 12522, kolor kompozitna slika.



Slika 3.19. Četvrto odabrano područje s uzorcima (zaokruženi dijelovi) za učenje klasifikatora snimljeno iz satelita NOAA 7, dana 23.01.1984., u orbiti br. 13323, kolor kompozitna slika.

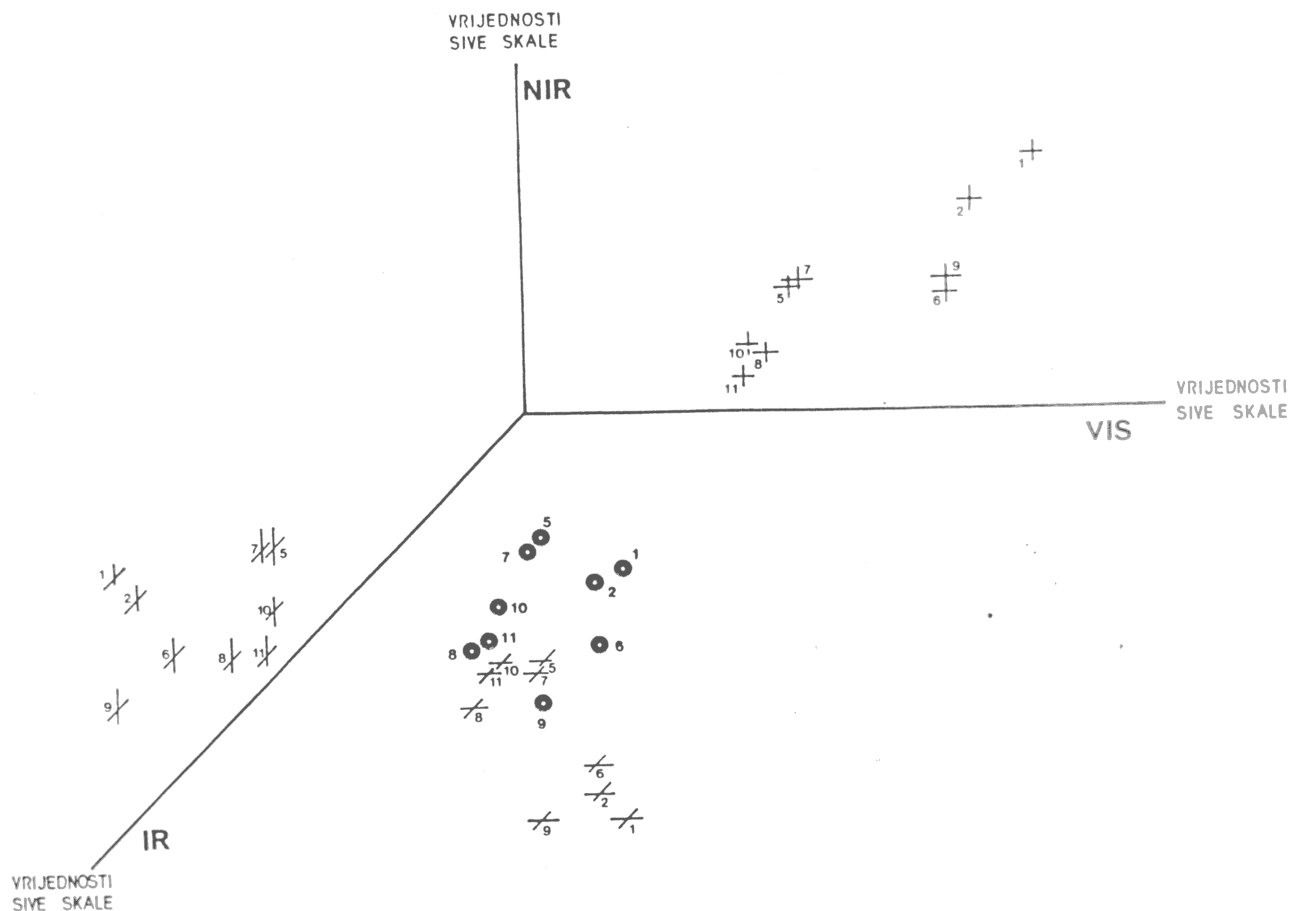
Izračunate vrijednosti parametara funkcije diskriminacije pomoću podataka područja 2, 3 i 4 prikazana su tabelom 3.4. U tabeli nedostaju klase Nimbostratus (3) i Altocumulus (4) jer ih klasifikator još ne raspoznaje s obzirom da na odabranim područjima nije bilo uzorka takvih rodova oblaka.

Tabela 3.4. Urijednosti parametara funkcije diskriminacije izračunatih pomoću uzoraka drugog, trećeg i četvrtog područja učenja.

KLASA	BROJ ELEME- NATA SLIKE	SREDNJAK	KOVARIJANCE		
1	2493	209.8	69.9	15.2	-18.9
		108.2	15.2	327.2	-59.6
		230.3	-18.9	-59.6	35.1
2	395	176.1	671.3	317.2	432.9
		83.4	317.2	655.8	71.5
		218.9	432.9	71.5	603.4
3	2616	110.2	7.8	7.6	4.0
		49.5	7.6	67.8	60.6
		143.4	4.0	60.6	79.9
6	2381	166.1	621.9	319.0	521.1
		46.7	319.0	252.7	285.7
		206.6	521.1	285.7	504.9
7	2698	107.0	142.3	73.6	73.4
		52.4	73.6	191.9	63.1
		148.6	73.4	63.1	243.7
8	460	95.9	0.9	-0.2	1.8
		23.1	-0.2	1.0	-1.4
		168.9	1.8	-1.4	10.2
9	345	167.9	32.2	-15.7	14.4
		52.8	-15.7	135.4	-41.3
		231.4	14.4	-41.3	89.5
10	2494	87.9	17.5	-0.2	13.5
		27.0	-0.2	7.9	-2.6
		153.0	13.5	-2.6	80.6
11	5666	86.4	8.7	4.9	-15.8
		13.4	4.9	3.7	-13.0
		145.1	-15.7	-13.0	51.0

U trodimenzionalnom prostoru definiranom vrijednostima brojeva sive skale pomoću tri kanala može se zorno predočiti položaj srednjaka pojedinih klasa oblaka i tla (slika 3.20).

Koordinatne osi označene su u Jedinicama sive skale, na X osi su vrijednosti za prvi kanal, na Y osi za četvrti a na Z osi za treći kanal satelitskog skenera. Krugovi predstavljaju položaj srednjaka u prostoru a križići označuju projekcije na pojedine ravnine.



Slika 3.20. Prostorni položaj srednjaka funkcije diskriminacije za pojedine rodove oblaka i vrste tla (brojevi od 1 do 11), koji je određen pomoću tri kanala mjerenja satelita NOAA 7 prikazuju kružići, a njihove projekcije na glavne ravnine prikazuju križići.

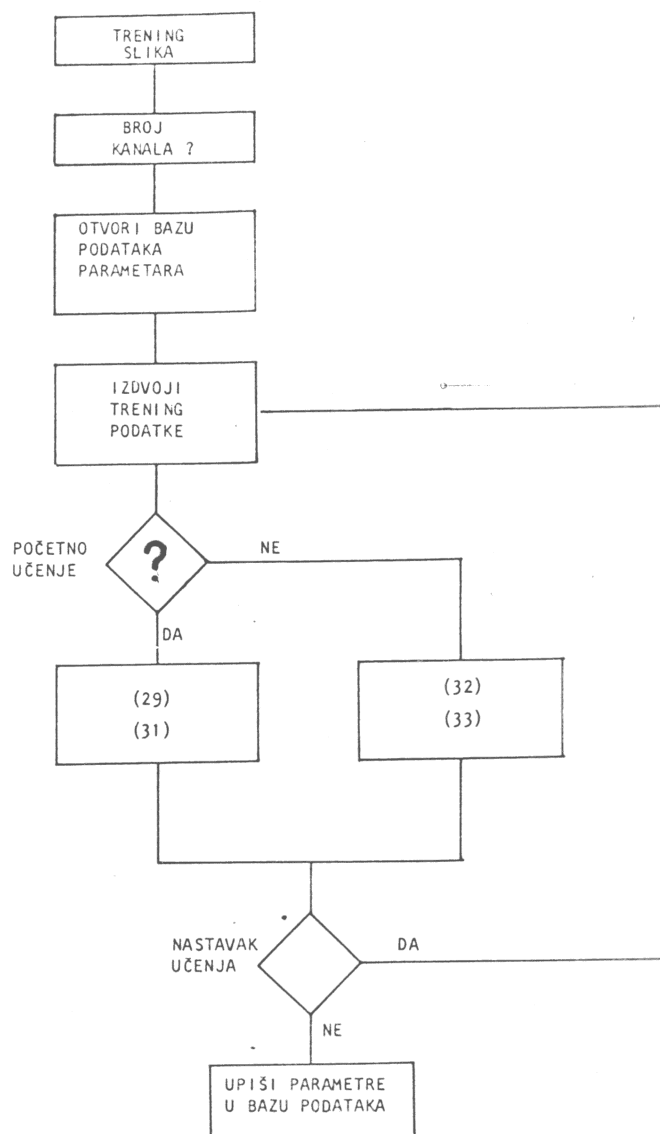
3.5. ARHIVIRANJE PARAMETARA

Paket programa za izračunavanje parametara funkcije distribucije izradjen je na taj način da omogućava neprekidno nadopunjavanje i izmjenu baze podataka parametara. Osim postupka noveliranja baze podataka bazu je moguće proširiti uvodjenjem novih klasa. Baza podataka parametara može se načiniti za različite vrste satelitskih ili ostalih višespektralnih podataka koji se klasificiraju.

Klasifikator je testiran i za klasifikaciju podataka LANDSAT satelita kanala 4, 5 i 6, (Lipovšćak 1986) te za klasifikaciju pokrova tla na području južne Indije na osnovi podataka satelita NOAA-7 (Murthy i sur. 1985.)

Shema paketa programa za učenje klasifikatora i arhiviranje parametara funkcije diskriminacije prikazana je na slici 3.21. Prvi korak programa je provjera u bazi podataka satelitskih slika broja raspoloživih kanala za svaki element slike. Korisnik (operater) određuje broj kanala koji će koristiti za izračunavanje parametara funkcije diskriminacije. Nakon otvaranja baze podataka parametara pristupa se izdvajanju uzorka za učenje na ekranu grafičkog računala. Poslije izdvajanja uzorka računalo postavlja pitanje da li se radi o inicijalnom učenju

klasifikatora ili o noveliranju baze podataka. Po dobivenom odgovoru koristi se odgovarajući algoritam. Nakon završetka izračunavanja parametri se upisuju u bazu podataka parametara funkcije diskriminacije medju klasama.



Slika 3.21. Shema programskog paketa za učenje klasifikatora i arhiviranje parametara funkcije diskriminacije.

4. ANALIZA PARAMETARA FUNKCIJE DISKRIMINACIJE

Sposobnost klasifikatora da identificira pojave i da ih svrstava u različite klase ovisi o separabilnosti medju pojavama i o reprezentativnosti odabranih uzoraka za učenje klasifikatora. Za dobru klasifikaciju, odnosno dobro naučen klasifikator kojim se klasificiraju pojave mjerene skenerom s N valnih duljina, najmanji teoretski potreban broj uzoraka je po klasi $N+1$. U praksi se broj uzoraka uzima $10 \times N$, ili još bolje $100 \times N$, kako bi se postiglo što točnije odredjivanje parametara različitih klasa.

Za odredjivanje statističke separabilnosti medju klasama tj. separabilnosti medju funkcijama diskriminacije, primijenjena je normalizirana udaljenost medju klasama i Jeffries - Matusita udaljenost (J-M), (Swain 1978).

Normalizirana udaljenost medju klasama definirana je formulom:

$$d_{ij} = |\mu_i - \mu_j| / (\sigma_i + \sigma_j) \quad (35)$$

Razdvajanje među klasama je to bolje što je veći iznos normalizirane udaljenosti. Normalizirana udaljenost je praktična za računanje udaljenosti u jednodimenzionalnom prostoru mjerenja. Za višedimenzionalni prostor mjerenja povoljna je za upotrebu na računalu J-M udaljenost.

J-M udaljenost je definirana kao:

$$(J-M)_{ij} = \left(\int_X \left(\sqrt{p(X/\omega_i)} - \sqrt{p(X/\omega_j)} \right)^2 dX \right)^{\frac{1}{2}} \quad (36)$$

i predstavlja mjeru udaljenosti između funkcija gustoće vjerojatnosti dviju klasa. Svojstva J-M udaljenosti su:

1) $(J-M)_{ij} > 0$, Za dvije različite normalne funkcije gustoće vjerojatnosti je J-M udaljenost uvijek veća od nule.

2) $(J-M)_{ij} \leq 2$, Za dvije različite normalne funkcije gustoće vjerojatnosti je vrijednost J-M udaljenosti manja ili jednaka dva.

3) $(J-M)_{ij} = 0$, Udaljenost između iste funkcije gustoće vjerojatnosti je jednaka nuli.

4) $(J-M)_{ij} = (J-M)_{ji}$, J-M udaljenost je simetrična mjera udaljenosti među funkcijama gustoće vjerojatnosti.

5) Ako su komponente vektora mjerenja statistički nezavisne onda vrijedi:

$$(J-M)_{ij}(x_1 \dots x_n) = \sum_{K=1}^n (J-M)_{ij}(x_K)$$

6) Urijedi:

$$(J-M)_{ij}(x_1 \dots x_n, x_{n+1}) \geq (J-M)_{ij}(x_1 \dots x_n).$$

Svojstva 5) i 6) odražavaju činjenicu da dodavanjem mjerenja ne smanjujemo statističku separabilnost, ili jednostavnije rečeno, ako su mjerenja nezavisna, udružena mjera udaljenosti je jednaka sumi separabilnosti pojedinih mjerenja.

Za normalno raspodijeljene podatke, uvrštanjem relacije (18) u (36), J-M udaljenost medju klasama prelazi u:

$$(J-M)_{ij} = 2((1 - e^{-\alpha}))^{\frac{1}{2}} \quad (37)$$

gdje je α definiran kao:

$$\begin{aligned} \alpha = & 1/8 (\mu_i - \mu_j)^t ((\Sigma_i + \Sigma_j)/2)^{-1} (\mu_i - \mu_j) + \\ & + 1/2 \ln(|(\Sigma_i + \Sigma_j)|/2 / (\sqrt{|\Sigma_i| |\Sigma_j|})) \end{aligned} \quad (38)$$

Jeffries-Matusita udaljenost zbog negativnog eksponenta u jednadžbi (37) teži vrijednosti dva.

Normalizirane udaljenosti medju klasama, koje su definirane parametrima funkcije diskriminacije, a izračunate iz prvog područja odabranog za učenje klasifikatora, prikazani su tabelom 4.1.

Udaljenost medju klasama 6 i 10 je za red veličine manja od ostalih udaljenosti, što navodi na zaključak da je moguće pogrešno raspoznavanje tih klasa.

Tabela 4.1. Normalizirane udaljenosti medju klasama prvog područja odabranog za učenje.

KLASA	1	6	10	11
1	0	3.56	7.47	9.74
6	3.56	0	0.64	2.19
10	7.47	0.64	0	5.56
11	9.74	2.19	5.56	0

Urijednosti normalizirane udaljenosti izračunate za parove parametara kojim su definirane funkcije diskriminacije pojedinih klasa za područja 2, 3 i 4 učenja klasifikatora prikazane su tabelom 4.2. Uočava se da je najveći iznos izračunat za parove klasa Cumulonimbus i more te Cumulonimbus i Stratus, a najmanji za parove klasa Altostratus i Stratocumulus te Cumulonimbus i Cumuluscongestus. To ukazuje na malu separabilnost medju tim klasama pojava.

Tabela 4.2. Normalizirane udaljenosti za parametre funkcije diskriminacije izračunate sa uzoraka drugog, trećeg i četvrtog područja odabranog za učenje klasifikatora.

KLASA	1	2	5	6	7	8	9	10	11
1	0	0.9	114.6	3.5	30.9	257.8	12.7	134.5	300.7
2	0.9	0	4.6	1.0	3.6	5.3	0.8	6.1	7.6
5	114.6	4.6	0	10.5	0.2	42.3	53.5	17.5	19.8
6	3.5	1.0	10.5	0	5.6	7.3	1.8	6.9	5.4
7	30.9	3.6	0.2	5.6	0	4.3	15.8	2.4	4.1
8	257.8	5.3	42.3	7.3	4.3	0	106.7	2.8	89.8
9	12.7	0.8	53.5	1.8	15.8	106.7	0	81.2	149.1
10	134.5	6.1	17.5	6.9	2.4	2.8	81.2	0	11.5
11	300.7	7.6	19.8	5.4	4.1	89.8	149.1	11.5	0

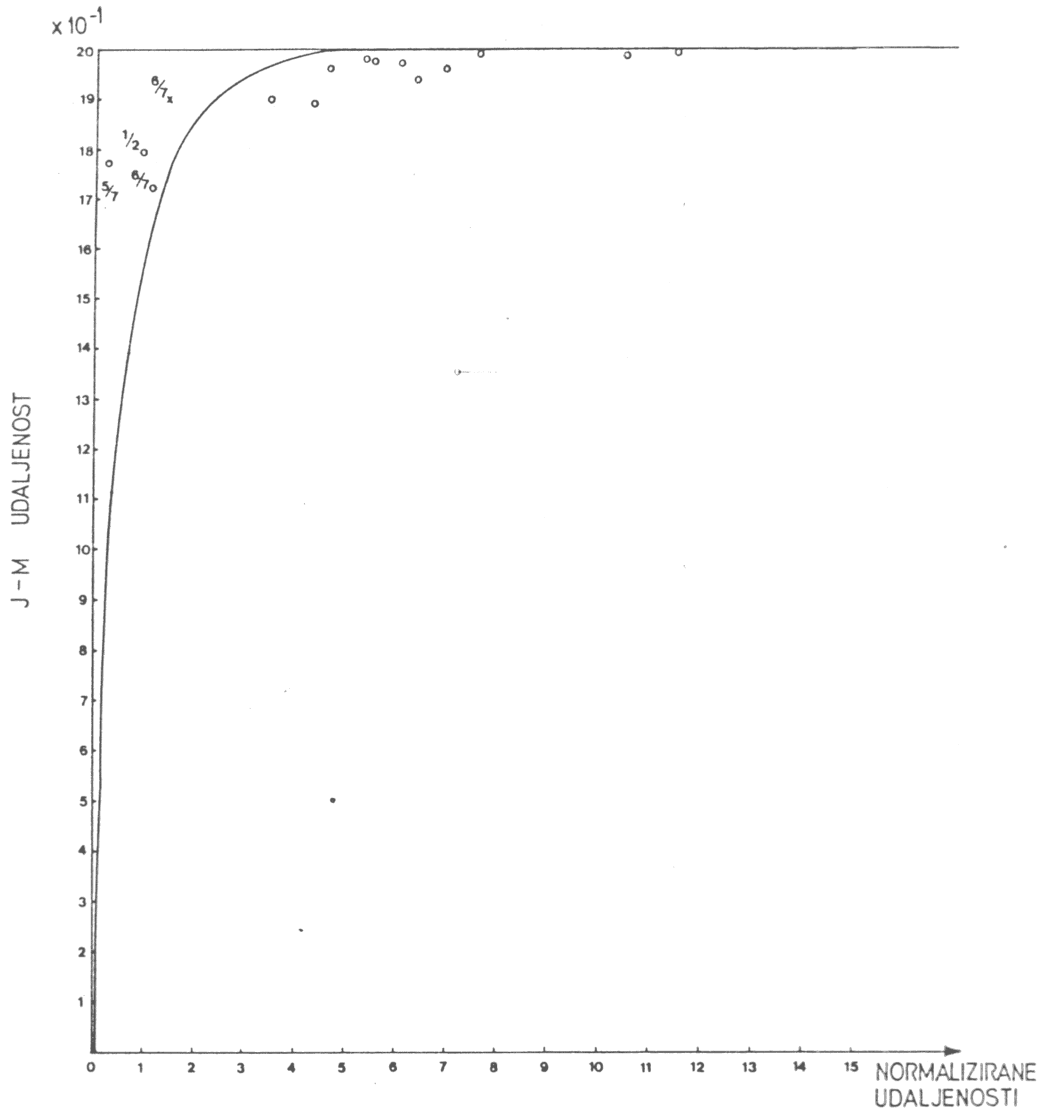
Vrijednosti J-M udaljenosti izračunate za parove vrijednosti parametara kojim su definirane funkcije diskriminacije klasa koje se odnose na uzorke sa drugog, trećeg i četvrtog područja za učenje klasifikatora prikazane su u tabeli 4.3. Najmanji iznos je za parove vrijednosti klasa *Cumuluscongestus* i *Cirus* te *Altostratus* i *Stratocumulus*.

Tabela 4.3. J-M udaljenosti za parametre funkcije diskriminacije izračunatih iz odabranih uzoraka područja dva, tri i četiri.

KLASA	1	2	5	6	7	8	9	10	11
1	0	1.79	2.0	1.90	2.0	2.0	1.98	2.0	2.0
2	1.79	0	1.96	1.70	1.83	1.99	1.78	1.97	1.99
5	2.0	1.96	0	1.98	1.75	2.0	2.0	1.99	1.99
6	1.90	1.70	1.98	0	1.90	1.99	1.80	1.96	1.98
7	2.0	1.83	1.75	1.90	0	1.98	1.99	1.86	1.96
8	2.0	1.99	2.0	1.99	1.98	0	2.0	1.90	2.0
9	1.98	1.78	2.0	1.80	1.99	2.0	0	2.0	2.0
10	2.0	1.97	1.99	1.96	1.86	1.90	2.0	0	1.98
11	2.0	1.99	1.99	1.98	1.96	2.0	2.0	1.98	0

Separabilnosti među klasama mogu se jednostavno odrediti upotrebom teoretske J-M udaljenosti kao funkcije teoretske normalizirane udaljenosti među klasama. Slika 4.1. prikazuje vezu između vrijednosti teoretske funkcionalne veze J-M udaljenosti i normalizirane udaljenosti među klasama. Ova posljednja označena je na slici punom linijom. Vrijednosti J-M udaljenosti koje za određenu normaliziranu udaljenost među klasama padnu lijevo od teoretske funkcije J-M udaljenosti nalaze se u području problematičnom za jednoznačnu klasifikaciju, te se može očekivati pogrešno raspoznavanje korespondentnih klasa. J-M udaljenosti za klase određene parametrima izračunatim s

odabranih područja za učenje označenih kao 2, 3 i 4 prikazani su točkama na slici 4.1. J-M udaljenosti klasa Cumulonimbus i Cumulus-congestus, Stratocumulus i Cirrus te Altostratus i Cumulus (odabranog područja 2, 3 i 4) ukazuju na mogućnost pogrešne klasifikacije tih klasa.



Slika 4.1. Teoretska J-M udaljenost kao funkcija normalizirane udaljenosti (puna linija) i vrijednosti J-M udaljenosti u ovisnosti o normaliziranoj udaljenosti za parametre funkcije diskriminacije izračunate za uzorke s odabranih područja za učenje klasifikatora.

Prikazani parametri funkcije diskriminacije i rezultati mjera separabilnosti medju klasama su dobiveni samo za mali skup podataka. Odabrano područje za učenje bilo je ograničeno samo na podatke triju različitih slika uzoraka. Ukupan broj elemenata slika koji su korišteni za učenje klasifikatora je 19.557 ili u prosjeku 2.173 elementa slike za svaku od 9 klasa. Zbog nedostatka dovoljnog broja podataka satelitskih preleta, i zbog ograničenog vremena boravka i rada u projektu INTERACT, nije u prvoj fazi izvršeno učenje klasifikatora sa velikim brojem uzoraka. Učenje klasifikatora je nastavljeno, te se očekuje bolja separabilnost medju klasama nakon učenja klasifikatora sa 30 ili više uzoraka iste klase.

5. REZULTATI RASPOZNAVANJA OBLAČNIH SISTEMA

Provjera automatskog klasifikatora oblaka i prikaz rezultata vršen je u tri koraka. Prvi korak sastojao se u provjeri rada algoritma za klasifikaciju definiranog jednadžbom (27) i postupkom (29) za jednodimenzionalnu normalnu razdiobu i identifikaciju oblaka i vrsta tla prvog područja odabranog za učenje klasifikatora. Drugi korak u provjeri rada klasifikatora bio je primjena trodimenzionalne normalne razdiobe i identifikacija objekata na područjima 2, 3 i 4. Treći korak u primjeni klasifikatora je identifikacija slika 1 i 2.

Provjera rezultata klasifikacije oblaka primijenjenog na podacima satelita NOAA 7 povezana je s poteškoćom dobivanja podataka o stvarnoj prirodi pojava i klasa - "ground truth", podataka na osnovu kojih se može izvršiti ocjena rada klasifikatora. Uobičajene metode ocjene točnosti klasifikatora temelje se na usporedbi razvrstanih uzoraka u klase i poznatog broja elemenata klasa koje se odredjuju. Metoda se primijenjuje za ocjenu rada klasifikatora koji identificiraju vrste podloge tla na temelju satelitskih slika - npr. Pettinger (1982). Zbog nedostatka podataka tog karaktera, do kojih je u slučaju klasifikacije oblaka vrlo teško doći, pristupilo se posrednoj metodi ocjene rada klasifikatora putem analize parametara funkcije diskriminacije, odnosno udaljenosti među klasama. Postupak ocjene i rezultati prikazani u poglavlju 4., ponovili su se i prilikom raspoznavanja oblaka. Uočeno je da dolazi do pogrešne klasifikacije kod klasa čija je J-M udaljenost mala,

odnosno kad vrijednosti funkcije J-M udaljenosti u ovisnosti o normaliziranoj udaljenosti padnu lijevo od teoretske funkcionalne veze J-M i normalizirane udaljenosti.

U sva tri koraka postupak se odvijao na dva načina. Prvi algoritam je definiran jednadžbom (27) uz a priori vjerojatnost pojave klase jednake jedinici za sve klase. Drugi algoritam je modificirana varijanta algoritma klasifikacije u kojoj su uvedeni pragovi vjerojatnosti za svaku funkciju diskriminacije definirani postupkom (29). Klasifikator sve vrijednosti funkcije diskriminacije manje od vrijednosti zadane pragom vjerojatnosti odbacuje i svrstava u klasu nepoznatog porijekla. Na taj način dolazi do odbacivanja vrijednosti mjerenja onih pojava koje klasifikator nije naučio raspoznavati ili koja odstupaju od vrijednosti parametara funkcije diskriminacije više od zadanog praga. Pri tom postupku je primijenjena vrijednost praga 0.05 kao vrijednost svrstavanja elemenata u klasu nepoznatog porijekla.

Klasifikator oblaka svrstava oblake u klase označene brojevima od 1 do 12. Klasa 12 odgovara podacima koji su nepoznatog porijekla i nisu ni u jednoj od klasa koje je klasifikator naučio raspoznavati. Nakon razavrstavanja svaki se element slike prikazuje intenzitetom sive skale od 1 do 12, (4 bita). Postupkom raspoznavanja klasa broj podataka se znatno reducira, od maksimalnog broja raspoloživih podataka za svaki element slike, 3×8 bita, postupkom se dobiva 1×4 bita informacije za svaki element slike. Poteškoća nastaje kad se

rezultati postupka prikazuju na slici u crno - bijeloj tehnici, gdje je razmak izmedju klasa jedan te je dobivena slika slabo razlučiva. Kako bi se povećalo razlučivanje medju razvrstanim podacima pristupilo se linearnoj ekstrapolaciji vrijednosti sive skale množenjem faktorom 20 (0 do 255 vrijednosti). Na taj način dobivene slike mogu se štampati na linijskom štampaču u crno - bijeloj tehnici uz zadovoljavajuće razlučivanje medju pojavama. Prikazivanje slika na kolor monitoru omogućeno je postupkom pridjeljivanja boja vrijednostima sive skale. Svakoj vrijednosti sive skale od 1 do 12, koja odgovara nekoj od klasificiranih vrsta oblaka i pojava pridjeljena je boja. Prikaz upotrebljenih boja za označavanje pojava i klasa dan je tabelom 5.1.

Tabela 5.1. Tabela boja pridjeljenih klasama oblaka i pojava.

KLASA	POJAVA	BOJA
1	Cb	crvena
2	Cucong	svjetlo ljubičasta
3	Ns	siva
4	Ac	tamno smedja
5	As	tamno ljubičasta
6	C1,Cs,Cc	svjetlo plava
7	Sc,Cu	žuta
8	St, magla	svjetlo smedja
9	snijeg	bijela
10	tlo	zelena
11	more, voda	plava
12	nepoznato	crna

Schema koja opisuje način prikazivanja satelitskih slika oblaka i podloge u postupku raspoznavanja prikazana je na slici 5.1.

URIJEDNOSTI SIVE SKALE
ORIGINALNIH PODATAKA

kanal 1.

87 86 86 107 209
86 86 85 160 210
84 86 85 88 155
84 85 84 87 85

kanal 2.

30 31 32 52 108
31 30 33 46 104
10 11 31 34 45
11 12 30 32 30

kanal 3.

153 156 154 148 230
156 156 157 208 240
145 147 156 155 206
146 148 157 156 156

URIJEDNOSTI SIVE
SKALE KLASIFICI-
RANIH PODATAKA

R
A
S
P
O
Z
N
A
V
A
N
J
E

klase

pojave

klase					pojave				
10	10	10	7	1	T	T	T	Cu	Cb
10	10	10	6	1	T	T	T	Ci	Cb
11	11	10	10	6	M	M	T	T	Ci
11	11	10	10	10	M	M	T	T	T

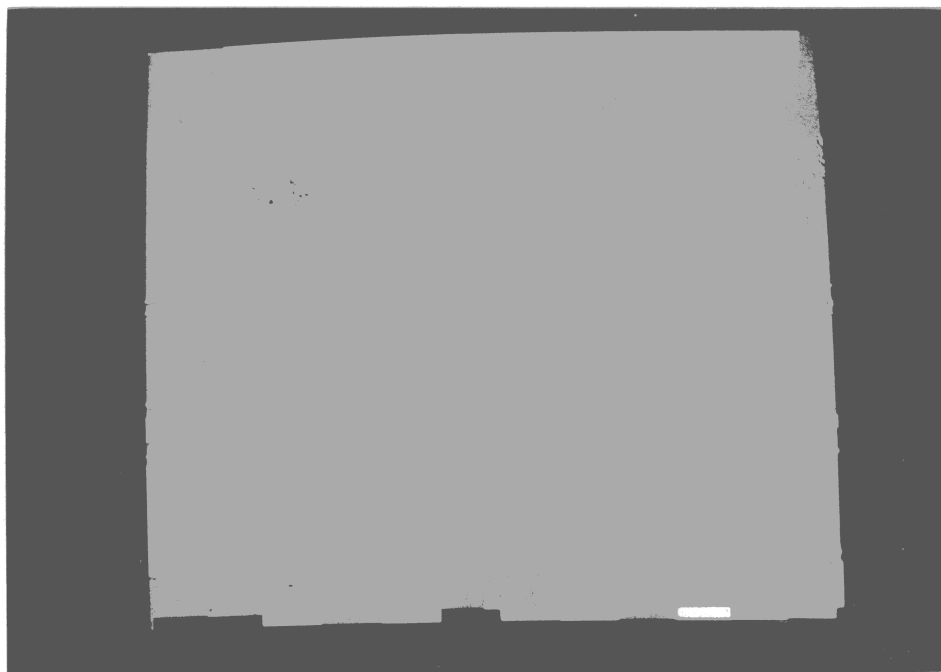
Slika 5.1. Shema koja opisuje način prikazivanja satelitskih slika podloge i oblaka u postupku raspoznavanja. Značenje simbola je T - tlo, M - more, Cu - cumulus, Cb - cumulonimbus, Ci - cirus. Brojevi odgovaraju vrijednostima sive skale pojedinih klasa.

Postupak raspoznavanja je takav da se svaki element slike razvrstava u odredjenu klasu, a klasificirana slika se prikazuje na ekranu rezolucije 512x512 točaka. Za lakše raspoznavanje klasa pojava nakon klasifikacije izradjen je program koji na klasificiranu sliku nanosi skalu boja koje se pridjeljuju pojedinoj klasi. Skala boja nanosi se na donji rub slike s rastućim vrijednostima klasa u desno.

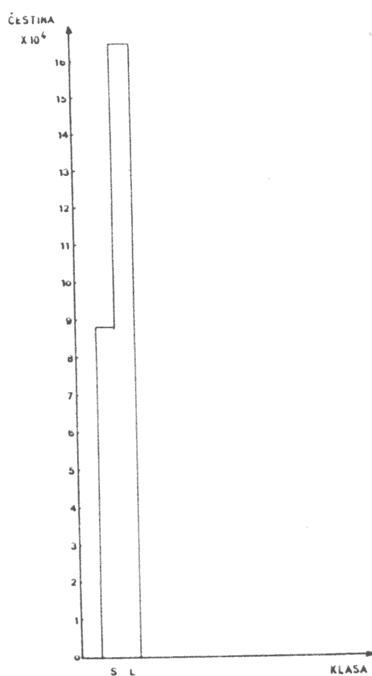
5.1. REZULTATI RASPOZNAVANJA KOPNA I MORA NA PRVOM ODABRANOM PODRUČJU

Provjera principa postupka raspoznavanja vršena je na satelitskoj slici prvog odabranog područja. Raspoznavanje je vršeno nakon učenja klasifikatora za svaku novu klasu pojava. Prvo raspoznavanje izvršeno je primijenom jednodimenzionalne normalne razdiobe kao funkcije diskriminacije među klasama s parametrima funkcije diskriminacije za dvije klase : tlo i more. Prvo raspoznavanje provedeno je upotrebom postupka bez praga vjerojatnosti, a rezultat je prikazan slikom 5.2. Uočavaju se dvije klase more i tlo. Sve vrste oblaka i pojava koje se javljaju na izvornoj slici su svrstani u klasu tlo. Histogram čestine pojave klasa, slika 5.3, ukazuje na postojanje dviju klasa (more i tlo) koje su na slici označene kao S i L. Ukupan broj klasificiranih elemenata slike je 262,144.

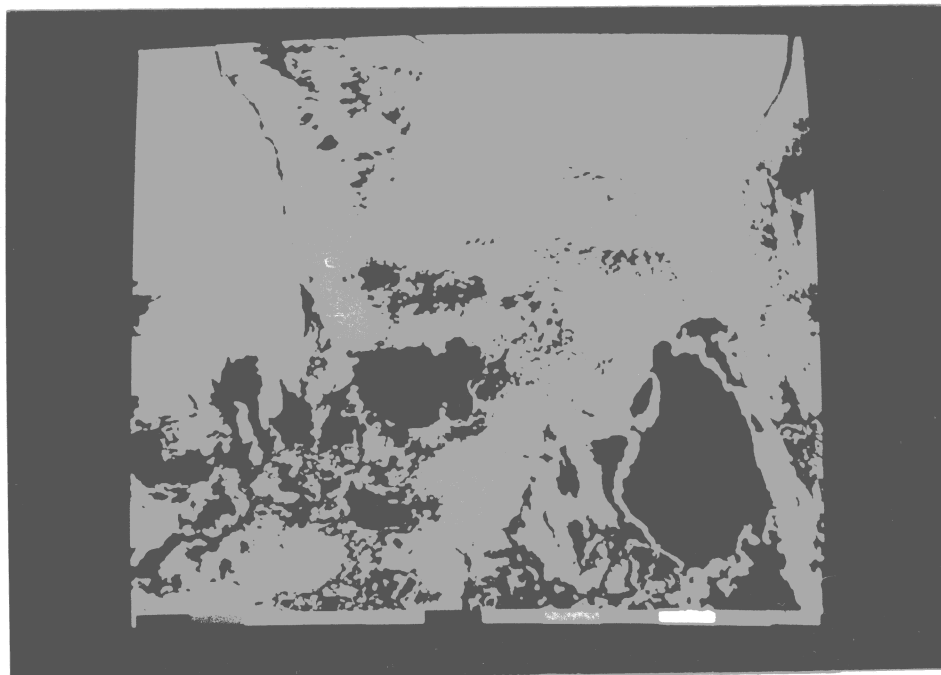
Druga provjera postupka raspoznavanja izvršena je primijenom postupka opisanog s relacijom (29). Urijednost praga vjerojatnosti je 0.05. Rezultat je predložen slikom 5.4. Crnom bojom su prikazani elementi slike svrstani u klasu nepoznatog porijekla. Oblaci su ovdje svrstani u klasu nepoznatog porijekla jer ih klasifikator u ovom koraku još nije naučio raspoznavati.



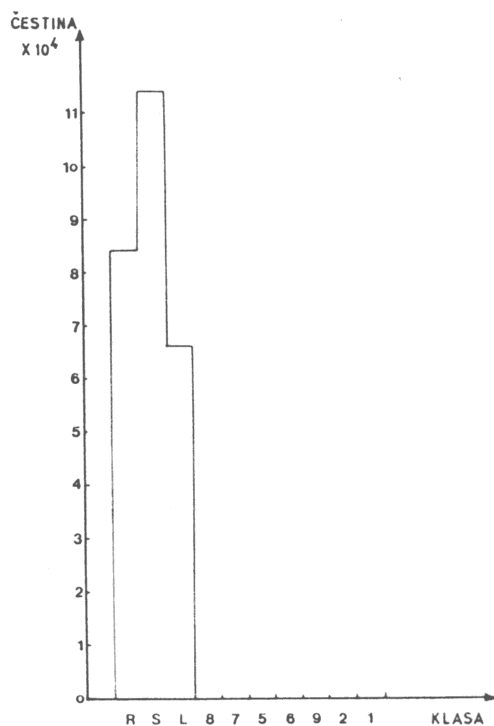
Slika 5.2. Rezultat klasifikacije satelitske slike prvog odabranog područja sa samo dvije klase - kopno i more uz prag vjerojatnosti 0.



Slika 5.3. Histogram čestine pojava klasa more (S) i tlo (L) za klasificiranu sliku prvog odabranog područja uz prag vjerojatnosti 0.



Slika 5.4. Rezultat drugog koraka klasifikacije satelitske slike prvog odabranog područja su tri klase: more, tlo i nepoznato; prag vjerojatnosti 0.05.

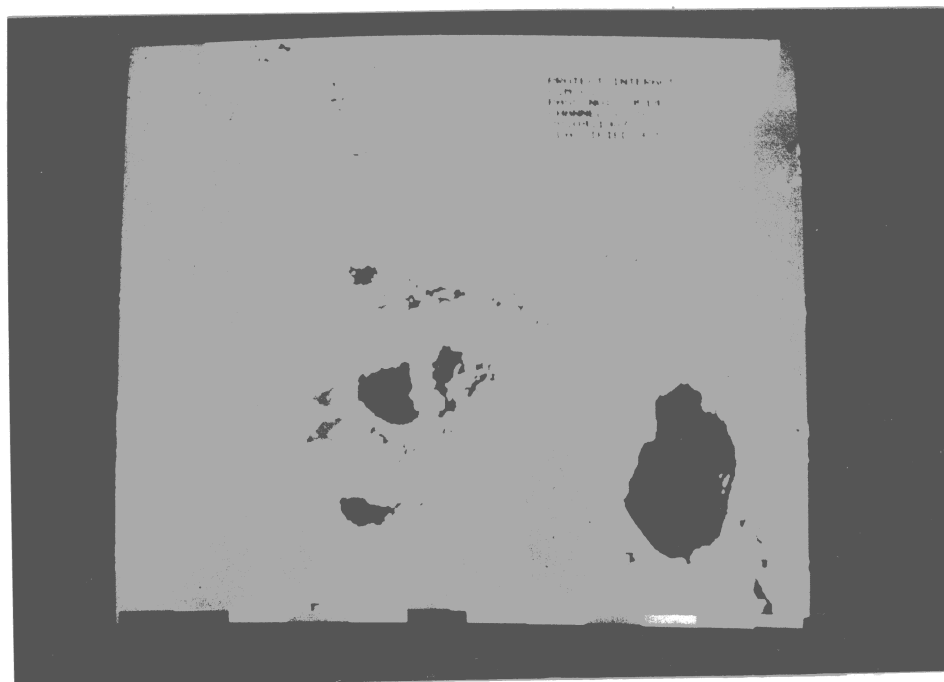


Slika 5.5 Histogram čestine pojava klasa more (S), tlo (L) i nepoznato (R) za klasificiranu sliku prvog odabranog područja; prag vjerojatnosti 0.05.

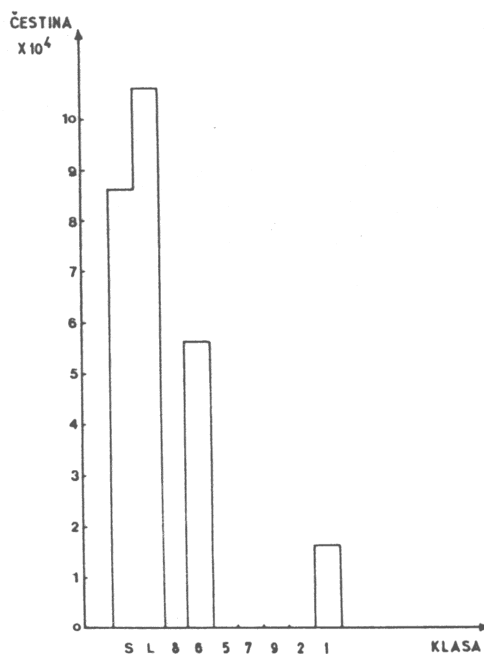
Histogram čestine pojave klasa, (slika 5.5), ukazuje na smanjenje broja elemenata slike svrstanih u klase tlo i more te pojavu klase nepoznatog porijekla (na slici označena slovom R).

Rezultat raspoznavanja oblaka i podloge na satelitskoj slici prvog odabranog područja u četiri klase, koje su definirane parametrima funkcije diskriminacije prikazanim tabelom 3.2. bez upotrebe praga vjerojatnosti, prikazan je slikom 5.6. Na slici se uz klasu more i tlo pojavljuje klasa (1) Cumulonimbus (crveno) i (6) Cirrostratus (svjetlo plavo).

Histogram čestine pojave pojedinih elemenata slike u određenoj klasi prikazan je na slici 5.7. Raspoznavanjem su razlučene klase more, tlo, Cumulonimbus i Cirrostratus.

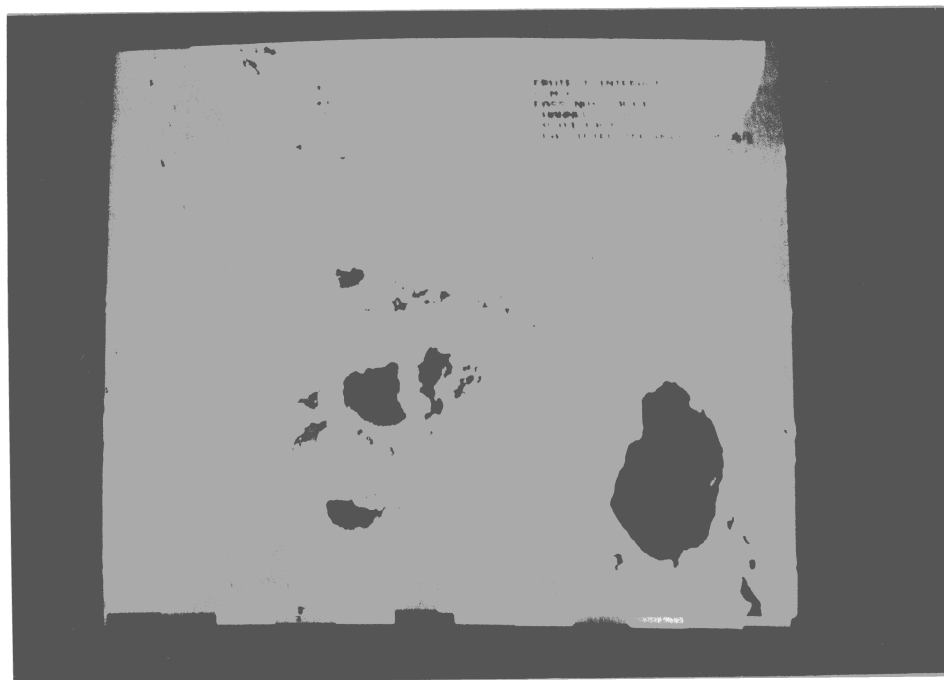


Slika 5.6. Rezultat klasifikacije satelitske slike prvog odabranog područja sa četiri klase - oblaci Cb, Cs, kopno i more uz prag vjerojatnosti 0.



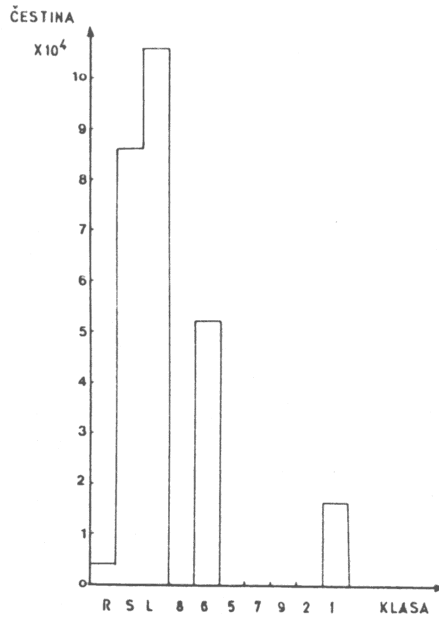
Slika 5.7. Histogram čestine pojava klasa more (S), tlo (L) Cb (1) i Cs (6) za klasificiranu sliku prvog odabranog područja; prag vjerojatnosti 0.

Primjena postupka raspoznavanja s pragom vjerojatnosti na slici se pojavljuju elementi klase nepoznatog porijekla (slika 5.8). Klasa nepoznatog porijekla pojavljuje se na rubovima oblačne stanice Cumulonimbusa. Histogram čestine pojave klasa nakon postupka raspoznavanja s pragom vjerojatnosti, (slika 5.8), ukazuje na smanjenje broja elemenata klase Cirrostratus (6) koji se svrstavaju u klasu nepoznatog porijekla.



Slika 5.8. Rezultat klasifikacije satelitske slike prvog odabranog područja sa četiri klase - oblaci Cb, Cs, kopno i more uz prag vjerojatnosti 0.05.

Analiza satelitske slike na kojoj su oblaci i podloga razvrstani u 4 klase daje pojavu tla na jugozapadnom rubu slike, iako je na tom mjestu more. Do pogrešne klasifikacije dolazi zbog greške u podacima koja je otkrivena nakon postupka raspoznavanja i prvih provjera klasifikatora. Analiza vrijednosti sive skale sirove satelitske slike ukazala je na pogrešku u prijemu podataka



Slika 5.9. Histogram čestine pojava klasa more (S), tlo (L) Cb (1), Cs (6) i nepoznato za klasificiranu sliku prvog odabranog područja u četiri klase; prag vjerojatnosti 0.05.

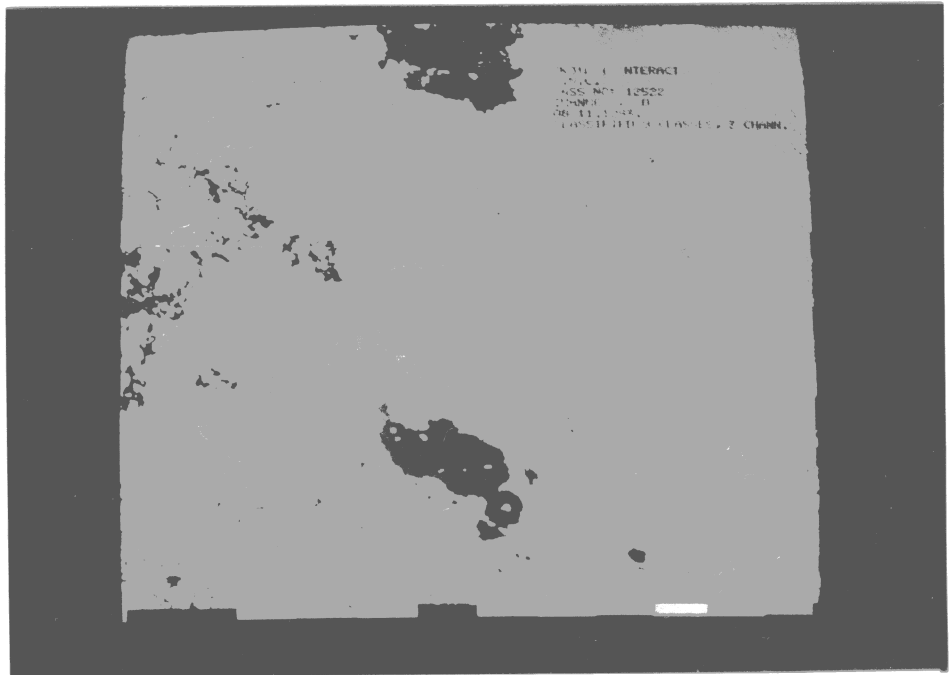
koji su umjesto u 10 bitnom obliku bili arhivirani u 7 bitnom obliku. Na taj način je u sistem unesena greška, umjesto 1024 vrijednosti sive skale na raspolaganju je bilo samo 128 vrijednosti. Za provjeru rada klasifikatora s podacima samo jednog kanala ova greška nije imala utjecaja, osim što parametri funkcije diskriminacije nisu mogli biti primijenjeni ni na jednu drugu sliku.

Na slici je raspoznat sistem Cumulonimbusa nad Šri Lankom, kao i sistem Cumulonimbusa koji se nalazi u ranoj fazi razvoja nad jugozapadnom obalom Indije. Tlo Šri Lanke se lako raspoznaje na klasificiranoj slici, dok se na sirovoj satelitskoj slici razmjerno teško raspoznaje.

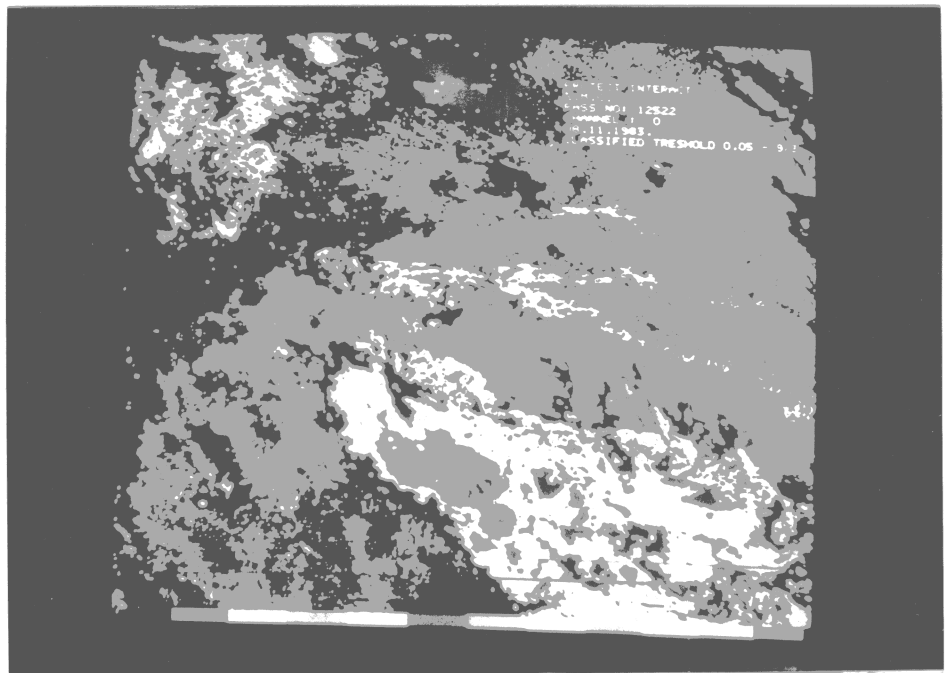
5.2. REZULTATI KLASIFIKACIJE POJAVA NA DRUGOM, TREĆEM I ČETURTOM ODABRANOM PODRUČJU

Nakon učenja klasifikatora izvršeno je raspoznavanje vrsta podloge i rodova oblaka na područjima 2, 3 i 4. Za identifikaciju je primijenjena trodimenzionalna normalna razdioba kao funkcija diskriminacije a u postupku su upotrebljeni parametri funkcije diskriminacije prema tabeli 3.4. Raspoznavanje je vršeno u devet klasa pojava i oblaka. Dvije klase Nimbostratus (3) i Altopumulus (4) klasifikator još nije u ovom stupnju razvoja mogao raspoznati jer nije bio naučen na njih zbog nedostatka reprezentativnih uzoraka tih klasa na slikama za učenje.

Rezultat raspoznavanja drugog odabranog područja bez primijene praga vjerojatnosti prikazana je slikom 5.10, a s primjenom praga vjerojatnosti slikom 5.11. Na obje slike klasifikator raspoznaje karakterističan oblačni sistem Cumulonimbusa (1) povezan sa Cirusima (6) i Cumulus-congestusima (2) u središnjem donjem dijelu slike. Raspoznate su i klase oblaka Altostratus (5) u središnjem gornjem dijelu slike, te sistem Cirusa u gornjem desnom kutu slike. Slojevita naoblaka zauzima gornji lijevi dio slike i sastoji se od sistema Cumulus-congestus, Stratocumulus (7) i Altostratusa. Središnji dio slike prikazuje morsku površinu (11) iznad koje se nalazi sistem Cumulusa (7) lijepog vremena. Karakteristična je pojava tla (10) otoka Sumatre, koje se na sli-



Slika 5.10. Rezultat klasifikacije satelitske slike drugog odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.

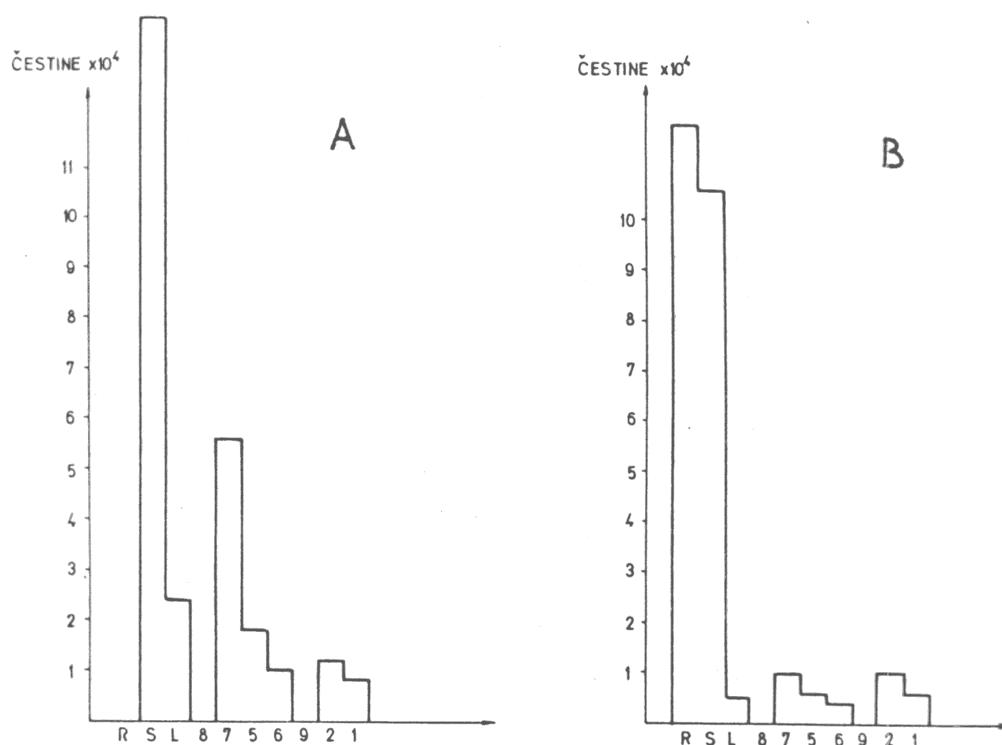


Slika 5.11. Rezultat klasifikacije satelitske slike drugog odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.05.

ci jasno raspoznaje, dok je na izvornoj satelitskoj slici tlo vidljivo jedino na podacima kanala 4 satelitskog skenera.

Upotrebom postupka u kojem je primijenjen prag vjerojatnosti javlja se klasa nepoznatog porijekla na rubovima oblačnih sistema, te u području slojevite naoblake. Karakteristična je pojava klase nepoznatog porijekla na rubovima prozirnih cirusnih oblaka.

Histogram čestine pojave elemenata slike u pojedinoj klasi, nakon raspoznavanja druge odabrane slike, prikazan je za oba postupka raspoznavanja slikom 5.12. Razlika u broju razvrstanih elemenata slike u pojedine klase primijenom različitih postupaka klasifikacije je smanjenje broja elemenata klase Stratocumulus (7), more (11) i tlo (10). Kod ostalih klasa ne dolazi do značajnog smanjenja broja elemenata slike. Broj elemenata slike svrstanih u klasu oblaka Cumulonimbus (1) i Cumulus-congestus (2) je gotovo identična u oba postupka raspoznavanja.



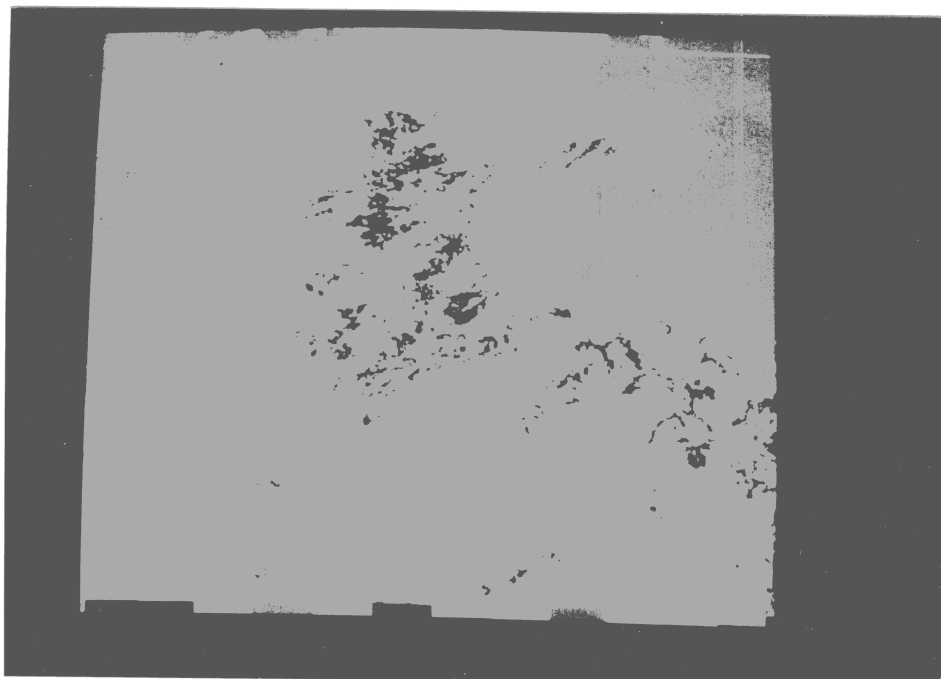
Slika 5.12. Histogrami čestine pojave klasa za klasificiranu sliku drugog odabranog područja. Raspoznavanje u devet klasa.

- a) prag vjerojatnosti 0;
- b) prag vjerojatnosti 0.05.

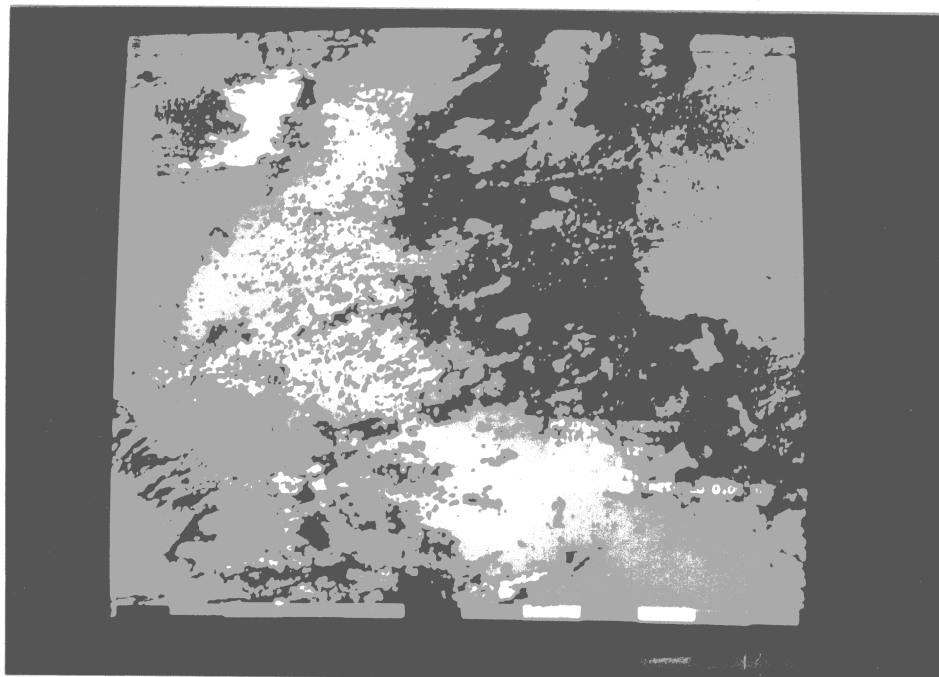
Rezultati primijene postupka raspoznavanja na podatke trećeg odabranog područja bez primijene praga vjerojatnosti prikazani su slikom 5.13. Postupak raspoznavanja s primijenom praga vjerojatnosti prikazan je na slici 5.14. Na obje slike postupkom su raspoznate pojave klasa Cumulus-congestus (2), Stratocumulus (7), Altostratus (5), Cirus (6), tlo (10) i more (11). Karakteristika obiju slika je raspoznavanje klase prozirnih Cirusa (6), koji se javljaju nad istočnom obalom prevlake Kra, a ispod kojih se raspoznaje sloj Stratocumulusa i Altostratusa. Na

zapadnoj obali prevlake Kra raspoznat je sistem Stratocumulusa (7). Granica tla i mora je dobro izražena što nije osobina sirovih satelitskih slika na kojim je gotovo nemoguće odrediti granicu kopna i mora u vidljivom i infracrvenom području. Središnji donji dio slike sastoji se od slojevite naoblake u kojoj dominira sistem Cumulus-congestusa, koji je okružen cirusnom naoblakom. Donji kat slojevite naoblake čini sistem Stratocumulusa.

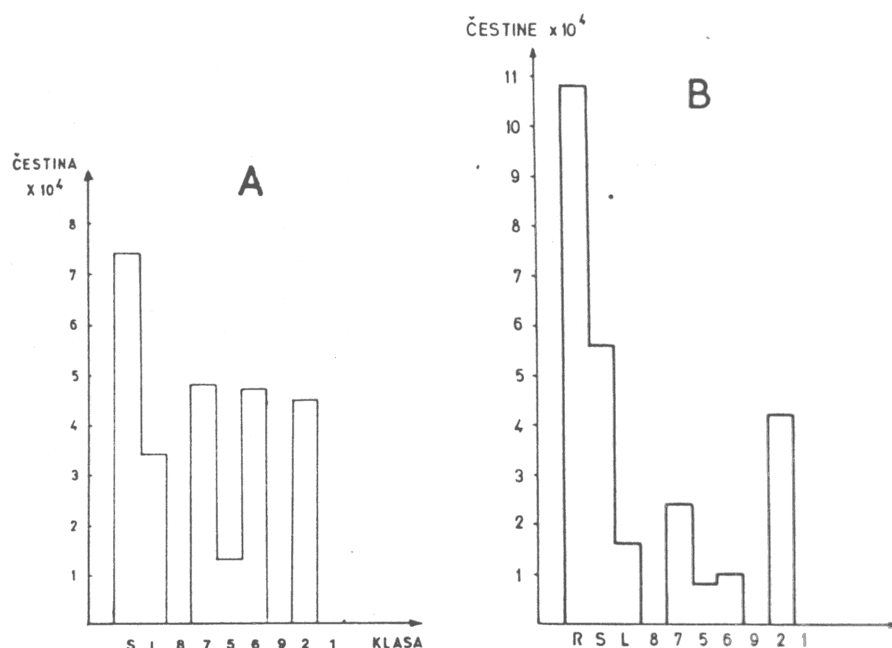
Histogrami čestine pojave elemenata slike u pojedinoj klasi nakon primijene postupka raspoznavanja, na trećoj odabranoj slici, sa i bez praga vjerojatnosti prikazani su slikom 5.15. Uočava se porast broja elemenata slike svrstanih u klasu nepoznatog porijekla na račun broja elemenata slike svrstanih u klase Stratocumulus (7) i Cirus (6). Promjena broja elemenata slike svrstanih u klasu Cumulus-congestus (2) i Altostratus (5) je neznatna.



Slika 5.13 Rezultat klasifikacije satelitske slike trećeg odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.



Slika 5.14 Rezultat klasifikacije satelitske slike trećeg odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.05.

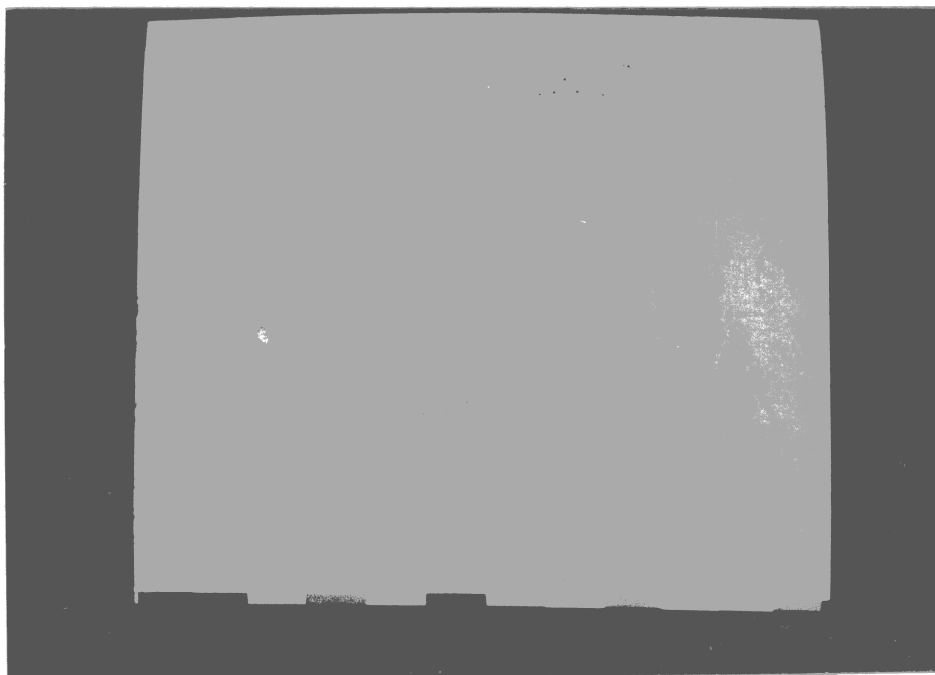


Slika 5.15. Histogrami čestine pojave klasa za klasificiranu sliku trećeg odabranog područja. Raspoznavanje u devet klasa.

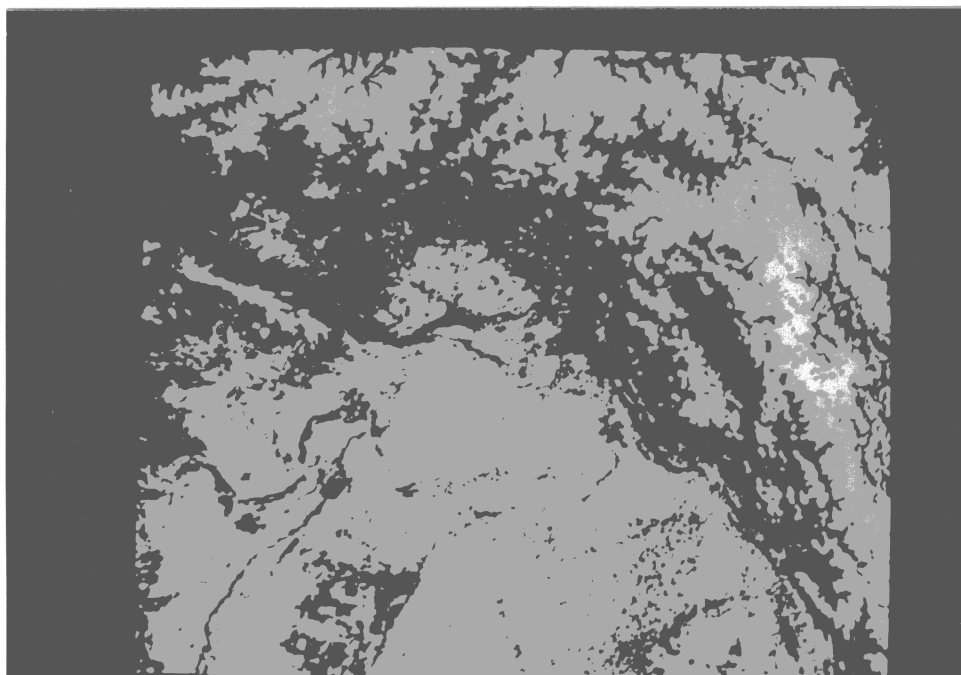
- a) prag vjerojatnosti 0;
 b) prag vjerojatnosti 0.05.

Rezultat primijene postupka raspoznavanja bez praga vjerojatnosti na četvrtom odabranom području prikazan je na slici 5.16, a postupak raspoznavanja s pragom klasifikacije na slici 5.17. Na obje slike raspoznaju se pojave klasa tlo (10), snijeg (9), magla (8) i Stratocumulus-Cumulus (7). Primijenom postupka raspoznavanja bez praga vjerojatnosti na klasificiranoj slici se pojavila 1 klasa oblaka Cirusa (6). Primjena metode klasične neph-analize na četvrtu odabranu sliku ne ukazuje na postojanje Cirusa. Postupkom raspoznavanja koji primijenjuje prag

vjerojatnosti elementi slike koji su u prvoj klasifikaciji prikazani kao Cirusi svrstani su u klasu nepoznatog porijekla. Postupkom raspoznavanja bez primijene praga vjerojatnosti dolazi do svrstavanja elemenata slike u klasu Stratocumulus-Cumulus (7), iako toliko naoblake te vrste na slici nije bilo. Prilikom upotrebe postupka s pragom vjerojatnosti većinu tih elemenata slike svrstano je u klasu nepoznatog porijekla.

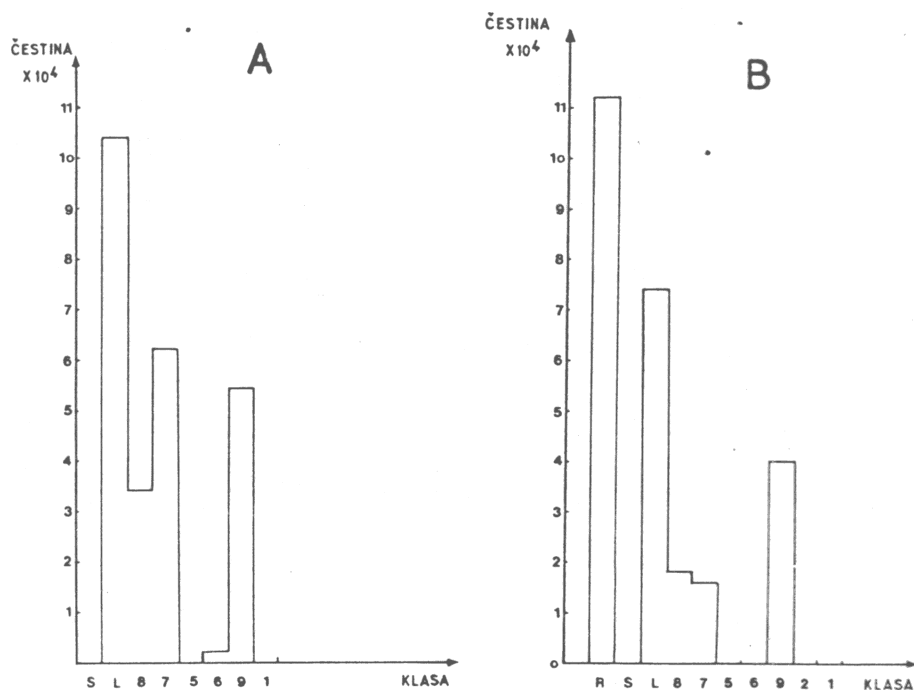


Slika 5.16. Rezultat klasifikacije satelitske slike četvrtog odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.



Slika 5.17. Rezultat klasifikacije satelitske slike četvrtog odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.05.

Histogrami čestine pojava elemenata slike, nakon primijene postupka raspoznavanja četvrte odabrane slike, u određenoj klasi prikazani su na slici 5.18. Primijenom postupka raspoznavanja s pragom vjerojatnosti dolazi do smanjenja broja elemenata slike koji su svrstani u klasu naoblake. Broj elemenata slike svrstanih u klasu snijeg (9) nije se značajno promijenio. Velik broj elemenata slike svrstanih u klase Stratocumulus-cumulus (7) svrstan je u klasu nepoznatog porijekla. Klasa Cirrus (6) potpuno nestaje nakon raspoznavanja s primijenom praga vjerojatnosti.



Slika 5.18. Histogrami čestine pojave klasa za klasificiranu sliku četvrtog odabranog područja. Raspoznavanje u devet klasa.

- a) prag vjerojatnosti 0;
- b) prag vjerojatnosti 0.05.

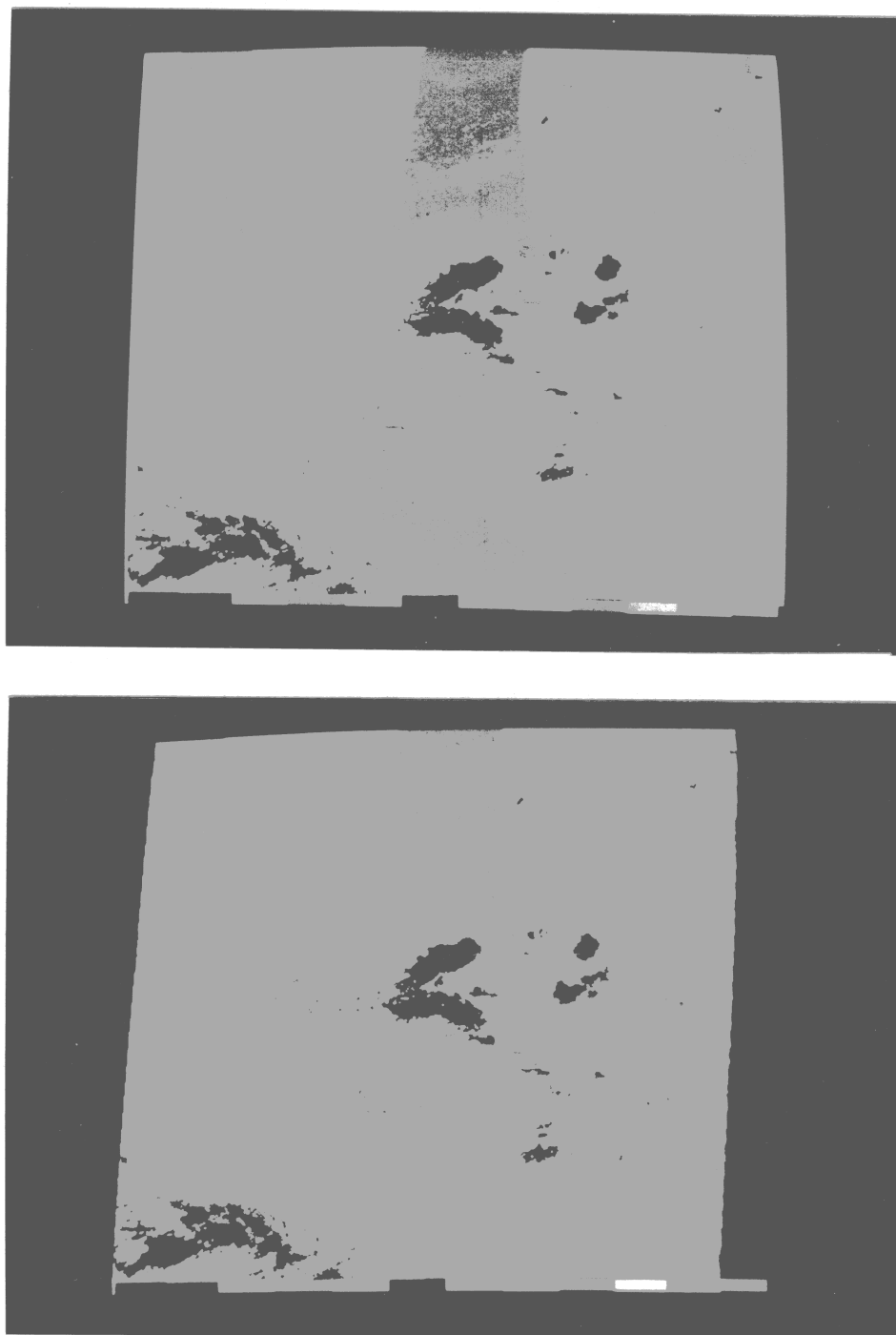
5.3. REZULTAT RASPOZNAVANJA OBLAKA I POJAVA NA ODABRANIM SLIKAMA

Treći korak u provjeri rada automatskog klasifikatora oblaka bio je raspoznavanje oblaka i pojava na odabranim slikama. Postupak raspoznavanja primijenjen je na slikama koje prikazuju prelete satelita orbitama broj 9514 i 12522. Izvorna satelitska slika preleta orbitom 9514 prikazana je podacima prvog kanala satelitskog skenera u vidljivom dijelu spektra, (slika 3.1). Izvorna satelitska slika preleta orbitom 12522 prikazana je podacima trećeg kanala satelitskog skenera u infracrvenom području zračenja spektra u intervalu od 3.55 do 3.93 (slika 3.2). Prilikom raspoznavanja korištena su oba postupka sa i bez primijene praga vjerojatnosti. Za prag vjerojatnosti je u raspoznavanju odabrana vrijednost 0.05.

Raspoznavanje prve odabrane slike izvedeno je s parametrima funkcije diskriminacije definiranim vrijednostima iz tabele 3.2. Vrijednosti parametara su izračunate samo za podatke 1. kanala satelitskog skenera (područje spektra vidljivog zračenja) za 4 klase pojava. Na klasificiranim slikama se raspoznaju 2 klase oblaka, tlo i more. Primijenom pravila raspoznavanja koje uključuje prag vjerojatnosti na klasificiranoj slici se pojavljuje klasa nepoznatog porijekla. Rezultat klasifikacije

prve odabrane slike je karakterističan po pojavi klase tlo na mjestu na kojem nas geografija uči da kopna nema, tj. na području Indijskog oceana. Pogrešna klasifikacija je posljedica refleksije sunčevih zraka na morskoj površini. Pojava jake refleksije sunca u moru javlja se kad je sunce visoko iznad horizonta, gotovo u zenitu. Urijednosti brojeva sive skale, zbog velike količine reflektiranog zračenja, rastu i približavaju se vrijednostima sive skale za klasu tlo i time dolazi do pogrešne klasifikacije. Rezultati primijene pravila raspoznavanja na prvoj odabranoj slici prikazani su slikom 5.19 a) i b). U gornjem desnom dijelu elementi slike su rasporedjeni u klasu tlo (Indija) koja je prikazana zelenom bojom. Raspoznaje se sistem Cumulonimbus oblaka nad Šri Lankom i sistem Cumulonimbus oblaka (crveno) zapadno od južnog rta Indije. U donjem lijevom kutu slike raspoznat je sistem Cumulonimbusnih oblaka u području ekvatora. Nad područjem kopna javljaju se oblaci vertikalnog razvoja malih dimenzija koji tek dosižu stupanj razvoja Cumulonimbusa. Nad velikim dijelom mora (tamno plavo) nalazi se sistem naoblake klase Cirrus (svjetlo plavo).

Raspoznavanje pojava na prvoj odabranoj slici ne zadovoljava u potpunosti jer je suviše velik broj elemenata slike svrstan u klase koje na izvornoj slici na tim mjestima ne postoje. Pogrešna klasifikacija je posljedica upotrebe jednodimenzionalne normalne razdiobe kao funkcije diskriminacije među klasama. Analiza udaljenosti među klasama prikazana u poglavlju 4 pokazala se i pri analizi rezultata klasifikacije prve odabrane slike. Do pogrešnog razvrstavanja u klase dolazi kod klasa čija je normali-



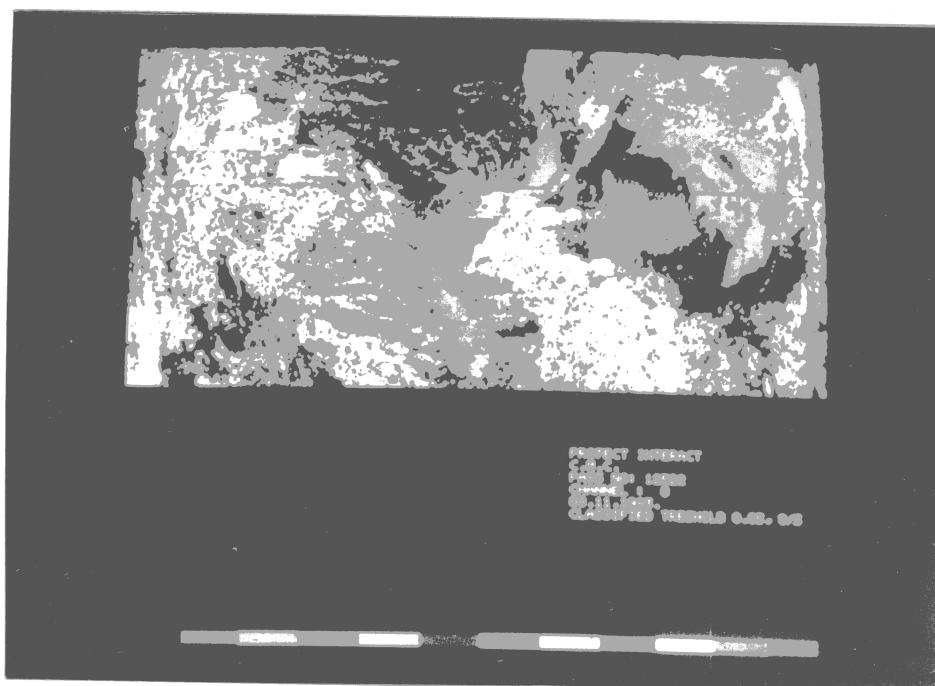
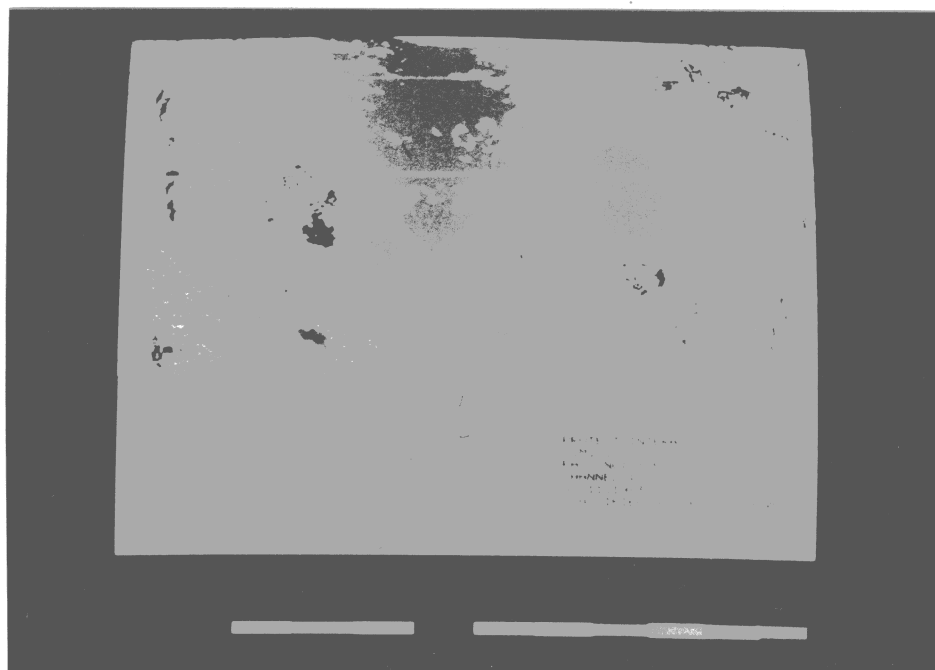
Slika 5.19. Rezultat klasifikacije u četiri klase - oblaci Cb, Cs, kopno i more slike primljene u vidljivom dijelu spektra od satelita NOAA7 za vrijeme preleta orbitom br. 9514.

- a) prag vjerojatnosti 0.
- b) prag vjerojatnosti 0.05.

zirana udaljenost medju parametrima funkcije diskriminacije mala.

Raspoznavanje druge odabrane slike izvedeno je s parametrima funkcije diskriminacije definiranim vrijednostima iz tabele 3.4. Vrijednosti parametara su izračunate za podatke 1., 2. i 3. kanala satelitskog skenera za 9 klasa pojava. Na klasificiranim slikama se raspoznaje 6 klasa oblaka, tlo i more. Primijenom pravila raspoznavanja koje uključuje prag vjerojatnosti na klasificiranoj slici se pojavljuje klasa nepoznatog porijekla. Rezultati primijene pravila raspoznavanja na drugoj odabranoj slici prikazani su slikom 5.20 a) i b). Osobina obiju slika je raspoznavanje klase tlo (zeleno) u gornjem desnom kutu slike. Raspoznaje se područje Indokine s jasno izraženim južnim rtom Vijetnama i prevlakom Kra u središnjem dijelu slike. Značajni oblačni sistemi koji su na slici raspoznati su linija Cumulonimbusa (crveno) u lijevom dijelu slike, koji su okruženi naoblakom roda Cumulus-congestus (svjetlo ljubičasto) i Stratocumulus (žuto). Središnji dio slike je svrstan u klasu more (tamno plavo); nad morem proteže se u obliku pera sloj Cirusa (svjetlo plavo). Raspoznavanjem uz primijenu praga vjerojatnosti dio elemenata slike koji su svrstani u klasu (7) svrstani su u klasu nepoznatog porijekla.

Primjena pravila raspoznavanja na drugoj odabranoj slici uz upotrebu podataka tri kanala mjerenja satelita NOAA 7 dala je ohrabrujuće rezultate. Pogrešna klasifikacija javlja se u slučaju klase kod kojih je iznos normalizirane i J-M udaljenosti medju



Slika 5.20. Rezultat klasifikacije u devet klasa - oblaci, kopno i more slike primljene u vidljivoj, blizu infracrvenom i infracrvenom dijelu spektra od satelita NOAA7 za vrijeme preleta orbitom br.12522 .

- a) prag vjerojatnosti 0.
- b) prag vjerojatnosti 0.05.

parametrima funkcije diskriminacije mali, na što ukazuje i razmatranje opisano u poglavlju 4. Do pogrešne klasifikacije upotrebom pravila definiranog jednadžbom (27), bez upotrebe praga vjerojatnosti, dolazi zbog svrstavanja podataka u klasu koja je najbliža izračunatoj vrijednosti funkcije diskriminacije. Uvodjenjem pragova vjerojatnosti definiranih postupkom (29) sve izračunate vrijednosti funkcije diskriminacije manje od zadanog praga svrstane su u klasu nepoznatog porijekla. Na taj način rubna područja između različitih tipova oblaka i pojava koja imaju karakteristike obje pojave klasifikator svrstava u pojavu nepoznatog porijekla. Na slici 5.20 b), su stoga poznate pojave okružene crnim rubom koji predstavlja prelaznu zonu između dviju karakterističnih pojava.

6. ZAKLJUČAK

Postupak raspoznavanja oblaka i pojava na temelju satelitskih slika visoke moći razlučivanja koji je prikazan u ovom radu je nakon provjere i prevodjenja programa sa standardnog Fortrana u AP rutine uključen u paket programa ranog otkrivanja opasnih meteoroloških pojava koji su razvijeni okvirom projekta INTERACT.

Urijeme potrebno za automatsku klasifikaciju slike koja sadrži 512x512 elemenata u tri kanala je primijenom array procesora svedeno na 8 minuta, dok je klasifikacija s izvornim programom pisanim u standardnom Fortran jeziku trajala cca. 170 minuta.

Rezultati raspoznavanja oblaka i pojava ukazuju na problem izdvajanja skupa podataka poznatog porijekla koji služe za određivanje vrijednosti parametara funkcije diskriminacije među klasama. Prilikom provjere pravila raspoznavanja nije bilo na raspolaganju dovoljno podataka poznatog porijekla. Zbog greške u prijemnoj stanici NRSA dio primljenih satelitskih podataka bio je rezolucije 7 bita umjesto 10 bita, te su svi ti podaci bili neupotrebljivi za učenje klasifikatora. Podaci su korišteni jedino u fazi provjere rada klasifikatora, što je prikazano u poglavlju 5.1.

Prikaz klasificirane satelitske slike oblaka i pojava na kolor monitoru uz označavanje klasa skalom boja na dnu ekrana omogućuje lako raspoznavanje položaja i vrsta naoblake. Program za raspoznavanje oblaka i pojava u ovom stupnju razvoja programskog paketa nije povezan s programima za "navigaciju" slike koji omogućuju točnu geografsku lokaciju klasificirane pojave. U operativnoj primjeni programa za automatsko raspoznavanja oblaka i pojava sa satelitskih slika idući korak je spajanje tih dvaju programskih paketa.

Primjena klasificiranih slika naoblake u klimatologiji oblaka i oblačnih sistema omogućit će dobivanje statistike godišnje, mjesečne i tjedne količine naoblake nad odredjenim područjem. Važnost ovog vida primjene klasificiranih satelitskih slika je dobivanje podataka s područja nad kojim tih podataka do sada nije bilo, što omogućuje bolje i potpunije poznavanja radiacione bilance Zemlje.

Primjena klasificiranih satelitskih slika oblaka je namjenjena osoblju neškolovanom za analizu meteoroloških satelitskih podataka u izvornom obliku. Ovdje se u prvom redu misli na primjenu u mornarici, avijaciji, prometu i poljoprivredi. Za meteorološki kadar klasificirana satelitska slika znači doprinosi pouzdanosti prognoze i ranom otkrivanju opasnih meteoroloških pojava.

Klasificirana slika oblaka omogućuje znatno smanjenje broja informacija koje je potrebno prenijeti do krajnjeg korisnika slike, uz zadržavanje osnovnih karakterisitika meteoroloških

sistema. Smanjenje broja informacija (element klasificirane slike je prikazan s 4 bita informacije) omogućuje lakše arhiviranje podataka za kasniju upotrebu i analizu.

Klasifikator oblaka izveden je tako da se može primijeniti za raspoznavanje oblaka i pojava iz podatke meteoroloških satelita sa svih geografskih širina. Za klasifikaciju nisu potrebni dodatni podaci meteoroloških mjerenja vertikalnog stanja atmosfere već je dovoljan reprezentativan skup podataka za učenje klasifikatora. Proces učenja klasifikatora nikad nije završen jer je moguće noveliranje baze podataka parametara funkcije diskriminacije medju klasama.

Postupak raspoznavanja oblaka i pojava je moguće primijeniti za klasifikaciju satelitskih podataka prikazanih mjerenjem jednog, dva ili tri kanala skenera. U postupku klasifikacije se ovisno o raspoloživom broju kanala podataka upotrebljava jedno-, dvo- ili tro- dimenzionalna normalna razdioba kao funkcija diskriminacije medju klasama.

Postupak raspoznavanja oblaka i pojava uz promjenu funkcija diskriminacije medju klasama može se upotrijebiti i za klasifikaciju ostalih digitalnih slika visoke rezolucije, npr. u medicini, obradi podataka ostalih satelita, obradi radarskih slika itd.

7. POPIS KRATICA

AP	- Array processor;
APT	- Automatic Picture Transmission;
AVHRR	- Advanced Very High Resolution Radiometer;
HRPT	- High Resolution Picture Transmission;
INTERACT	- International Education and Research for Application of Computer Technology;
NRSA	- National Remote Sensing Agency (India);
NOAA	- National Remote Sensing Agency (USA);
TIP	- Tiros Information Processor;
TOUS	- Tiros Operational Vertical Sounder;
UNDP	- United Nations Development Programme;
UNFSST	- United Nations Financing System for Science and Technology for Development;
WCP	- World Climate Programme;
WMO	- World Meteorological Organization;

8. POPIS SLIKA I TABELA

Slika 1.1. Spektralna raspodjela zračenja Sunca na vrhu i dnu atmosfere te gustoća energije izlaznog zračenja savršeno crnog tijela temperature 6000° K.

Slika 1.2. Spektar elektromagnetskog zračenja.

Slika 1.3. Optički spektar zračenja.

Slika 1.4. Shema sistema za obradu satelitskih podataka.

Slika 2.1. Princip klasifikacije.

Slika 2.2. Model klasifikatora oblaka.

Slika 2.3. Shematski prikaz upotrebljenog pravila raspoznavanja i svrstavanja u grupe.

Slika 2.4. Shematski prikaz postupka raspoznavanja oblaka i svrstavanje u grupe iz satelitskih podataka visoke moći razlučivanja.

Slika 3.1. Prva odabrana slika za učenje klasifikatora predstavlja satelitsku sliku Indije, okolnog mora i oblačnih sustava dana 28.04.1983. za vrijeme preleta satelita NOAA 7 putanjom br. 9514. Slika je primljena u kanalu 1, u vidljivom području spektra. Manjim kvadaratom je označeno prvo područje za učenje klasifikatora.

Slika 3.1a. Prizemna sinoptička situacija dana 28.04.1983. u 00 GMT, nad područjem Indije i okolnih mora.

Slika 3.2. Druga odabrana slika za učenje klasifikatora primljena od satelita NOAA 7 a snimljena dana 08.11.1983, u orbiti 12522, na kanalu 3 pomoću infracrvenog zračenja u intervalu od 3.55 do $3.93 \mu\text{m}$.

Slika 3.2a. Prizemna sinoptička situacija dana 08.11.1983. u 00 GMT, nad područjem Indokine i okolnih mora.

Slika 3.3. Treća odabrana slika za učenje klasifikatora primljena od satelita NOAA 7, snimljena dana 23.01.1984. u orbiti 13323. Slika je primljena u kanalu 1, koji radi u vidljivom području spektra.

Slika 3.3a. Prizemna sinoptička situacija dana 23.01.1984. u 00 GMT, nad područjem sjeverne Indije i masiva Himalaje.

Slika 3.4. Prvo odabrano područje s uzorcima za učenje klasifikatora (zaokruženi dijelovi) snimljeno iz satelita NOAA 7, dana 28.04.1983., u orbiti br. 9514, na kanalu 1, u vidljivom području spektra.

Slika 3.5. Histogram čestine pojavljivanja pojedinih nijansi sive skale dobivene odrazom na moru, kopnu i oblacima na prvom odabranom području za učenje klasifikatora.

Slika 3.6. Satelitska slika drugog (kvadrat 1) i trećeg (kvadrat 2) područja učenja. Slika predstavlja kompozitnu sliku tri kanala skenera, satelit NOAA 7, datum 08.11.1983., orbita br. 12522.

Slika 3.7. Povećana slika drugog područja odabranog za učenje klasifikatora. Slika je dobivena od satelita NOAA 7, dana 08.11.1983. u orbiti 12522, pomoću kanala 3 skenera.

Slika 3.8. Histogrami čestine pojavljivanja pojedinih nijansi sive skale na drugom odabranom području za učenje klasifikatora.

- a) vidljivi dio spektra, kanal 1;
- b) blizu infracrveni dio spektra, kanal 3;
- c) infracrveni dio spektra, kanal 4.

Slika 3.9 Povećana slika trećeg područja odabranog za učenje klasifikatora. Slika je dobivena od satelita NOAA 7, dana 08.11.1983. u orbiti 12522, pomoću kanala 3 skenera.

Slika 3.10. Histogrami čestine pojavljivanja pojedinih nijansi sive skale na trećem odabranom području za učenje klasifikatora.

- a) vidljivi dio spektra, kanal 1;
- b) blizu infracrveni dio spektra, kanal 3;
- c) infracrveni dio spektra, kanal 4.

Slika 3.11. Histogrami čestine pojavljivanja pojedinih nijansi sive skale na četvrtom odabranom području za učenje klasifikatora.

- a) vidljivi dio spektra, kanal 1;
- b) blizu infracrveni dio spektra, kanal 3;
- c) infracrveni dio spektra, kanal 4.

Slika 3.12. Prikaz normalnih razdioba definiranih parametrima funkcije diskriminacije izračunatih s uzoraka na prvom području učenja klasifikatora.

Slika 3.13. Drugo područje učenja klasifikatora s uokvirenim poznatim uzorcima oblaka i podloge prikazano kolor kompozitnom slikom kanala 1, 3 i 4, na temelju podataka satelita NOAA 7, dana 08.11.1983, u orbiti br. 12522.

Slika 3.14 Normalne razdiobe definirane parametrima funkcije diskriminacije izračunatih s drugog područja za učenje klasifikatora, za prvi kanal mjerenja.

Slika 3.15 Normalne razdiobe definirane parametrima funkcije diskriminacije izračunatim s drugog područja za učenje klasifikatora, za drugi kanal mjerenja.

Slika 3.16 Normalne razdiobe definirane parametrima funkcije diskriminacije izračunatim s drugog područja za učenje klasifikatora, za treći kanal mjerenja.

Slika 3.17. Dvodimenzionalni histogrami čestine pojavljivanja parova vrijednosti intenziteta sive skale, za satelitske podatke oblaka i pojava s drugog područja učenja klasifikatora. Crtkana linija 50% od najveće čestine pojavljivanja, puna linija 20% najveće čestine pojavljivanja.

Slika 3.18. Treće odabrano područje s uzorcima (zaokruženi dijelovi) za učenje klasifikatora snimljeno iz satelita NOAA 7, dana 08.11.1983., u orbiti br. 12522, kolor kompozitna slika.

Slika 3.19. Četvto odabrano područje s uzorcima (zaokruženi dijelovi) za učenje klasifikatora snimljeno iz satelita NOAA 7, dana 23.01.1984., u orbiti br. 13323, kolor kompozitna slika.

Slika 3.20. Prostorni položaj srednjaka funkcije diskriminacije za pojedine rodove oblaka i vrste tla (brojevi od 1 do 11), koji je odredjen pomoću tri kanala mjerenja satelita NOAA 7 prikazuju kružići, a njihove projekcije na glavne ravnine prikazuju križići.

Slika 3.21. Shema programskog paketa za učenje klasifikatora i arhiviranje parametara funkcije diskriminacije.

Slika 4.1. Teoretska J-M udaljenost kao funkcija normalizirane udaljenosti (puna linija) i vrijednosti J-M udaljenosti u ovisnosti o normaliziranoj udaljenosti za parametre funkcije diskriminacije izračunate za uzorke s odabranih područja za učenje klasifikatora.

Slika 5.1. Shema koja opisuje način prikazivanja satelitskih slika podloge i oblaka u postupku raspoznavanja. Značenje simbola je T - tlo, M - more, Cu - cumulus, Cb - cumulonimbus, Ci - cirus. Brojevi odgovaraju vrijednostima sive skale pojedinih klasa.

Slika 5.2. Rezultat klasifikacije satelitske slike prvog odabranog područja sa samo dvije klase - kopno i more uz prag vjerojatnosti 0.

Slika 5.3. Histogram čestine pojava klasa more (S) i tlo (L) za klasificiranu sliku prvog odabranog područja uz prag vjerojatnosti 0.

Slika 5.4. Rezultat drugog koraka klasifikacije satelitske slike prvog odabranog područja su tri klase: more, tlo i nepoznato; prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.5 Histogram čestine pojava klasa more (S), tlo (L) i nepoznato (R) za klasificiranu sliku prvog odabranog područja; prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.6. Rezultat klasifikacije satelitske slike prvog odabranog područja sa četiri klase - oblaci Cb, Cs, kopno i more uz prag vjerojatnosti 0.

Slika 5.7. Histogram čestine pojava klasa more (S), tlo (L) Cb (1) i Cs (6) za klasificiranu sliku prvog odabranog područja; prag vjerojatnosti 0.

Slika 5.8. Rezultat klasifikacije satelitske slike prvog odabranog područja sa četiri klase - oblaci Cb, Cs, kopno i more uz prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.9. Histogram čestine pojava klasa more (S), tlo (L) Cb (1), Cs (6) i nepoznato za klasificiranu sliku prvog odabranog područja u četiri klase; prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.10. Rezultat klasifikacije satelitske slike drugog odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.

Slika 5.11. Rezultat klasifikacije satelitske slike drugog odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.12. Histogrami čestine pojave klasa za klasificiranu sliku drugog odabranog područja. Raspoznavanje u devet klasa.
 a) prag vjerojatnosti 0;
 b) prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.13 Rezultat klasifikacije satelitske slike trećeg odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.

Slika 5.14 Rezultat klasifikacije satelitske slike trećeg odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.15. Histogrami čestine pojave klasa za klasificiranu sliku trećeg odabranog područja. Raspoznavanje u devet klasa.
 a) prag vjerojatnosti 0;
 b) prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.16. Rezultat klasifikacije satelitske slike četvrtog odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.

Slika 5.17. Rezultat klasifikacije satelitske slike četvrtog odabranog područja za devet klasa. Prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.18. Histogrami čestine pojave klasa za klasificiranu sliku četvrtog odabranog područja. Raspoznavanje u devet klasa.
 a) prag vjerojatnosti 0;
 b) prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.19. Rezultat klasifikacije u četiri klase - oblaci Cb, Cs, kopno i more slike primljene u vidljivom dijelu spektra od satelita NOAA7 za vrijeme preleta orbitom br. 9514.

- a) prag vjerojatnosti 0.
- b) prag vjerojatnosti 0.05.

Slika 5.20. Rezultat klasifikacije u devet klasa - oblaci, kopno i more slike primljene u vidljivom, blizu infracrvenom i infracrvenom dijelu spektra od satelita NOAA7 za vrijeme preleta orbitom br.12522 .

- a) prag vjerojatnosti 0.
- b) prag vjerojatnosti 0.05.

Tabela 1.1. Simboli upotrebljeni u neph - analizi.

Tabela 1.2. Mogućnost raspoznavanja oblaka na osnovi analogne satelitske slike u vidljivom području spektra (Lee i Taggart 1969.)

Tabela 1.3. Područja spektra zračenja u kojima je utjecaj atmosfere na prolaz zračenja mali, (Swain 1978.).

Tabela 1.4. Osnovne spektralne karakteristike visoko rezolutnog radiometra satelita NOAA 6, 7 i 8.

Tabela 2.1. Pregled mogućih pristupa raspoznavanju uzoraka (Fu 1980.)

Tabela 2.2. Klase oblaka i Zemljine površine za koje je učen automatski klasifikator oblaka.

Tabela 3.1. Karakteristike upotrebljenih trening slika (Z - Zemlja, M - more, * - snijeg, Mg magla, rodovi oblaka).

Tabela 3.2. Urijednosti parametara funkcije diskriminacije izračunatih za inicijalno učenje klasifikatora s trening područja 1.

Tabela 3.3. Urijednosti parametara funkcije diskriminacije izračunatih nakon inicijalnog učenja klasifikatora pomoću uzoraka drugog područja.

Tabela 3.4. Urijednosti parametara funkcije diskriminacije izračunatih pomoću uzoraka drugog trećeg i četvrtog područja učenja.

Tabela 4.1. Normalizirane udaljenosti medju klasama prvog područja odabranog za učenje.

Tabela 4.2. Normalizirane udaljenosti za parametre funkcije diskriminacije izračunate sa uzoraka drugog, trećeg i četvrtog područja odabranog za učenje klasifikatora.

Tabela 4.3. J-M udaljenosti za parametre funkcije diskriminacije izračunatih iz odabranih uzoraka područja dva, tri i četiri.

9. SUMMARY

The use of meteorological data for very short range weather forecasting (nowcasting) is connected with the need for a high number of classical meteorological observation data. The use of meteorological satellite enables the continuous weather monitoring over large areas of the Earth. With the INTERACT project Hyderabad - India the processing software for the digital satellite data is getting developed. In its basic conception the software is made for the digital image processing for TIROS-NOAA series satellite data.

Software for satellite picture interpretation consists of three main parts:

- preprocessing software;
- system software;
- application software.

This thesis shows the basis and first results of the automatic cloud and underlying surface classification of NOAA-7 satellite data. The presented algorithm is the main part of the application software.

Tasks for automatic cloud classifier were the following:

1. recognition to be made by the use of radiation cloud properties;
2. recognition to be possible during night and day satellite passes (the data in the visible spectrum are absent at nights);
3. recognition to be applicable in all geographical latitudes;
4. classifier to be modular in such a way that it enables additional process of classification (thresholds, a priori probability, texture and cloud shape).

The input data for the cloud classification are the high resolution NOAA-7 satellite data. AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) measures the radiation in five spectral bands: visible (channel 1 and 2), near infrared (channel 3) and infrared (channel 4 and 5).

For remote satellite sensing clouds are a target which reflects the visible part of Sun radiation and transmits energy in

infrared spectral area. The cloud temperature is the function of the height of the cloud, and the cloud type is defined by the height. The cloud radiation depends on physical properties of various cloud types, density and size of cloud particles and cloud structure (ice and water). The physical characteristics are measured with the satellite scanner, which makes the construction of cloud classifier possible.

The results of satellite measuring of cloud types in one spectral area can be represented by normal distribution. Multivariate normal density function is used as a discriminant function for cloud separation and identification of Earth surface from clouds. Three channels data are used and therefore threedimensional normal density function is used. In case of threedimensional normal density for each discrimination function it is necessary to define 9 elements: 3 means and 6 covariances. The number of discrimination functions depends on the number of classes into which data are classified.

Maximum likelihood classifier is applied for the digital data classification. The classification is made with two algorithms using the Bayes rule of maximum likelihood and the threshold method. Threshold is a boundary value which defines the belonging of data to a defined class. Threshold is defined in advance, prior to the classification, separately for each class, or with a constant value for all classes. Threshold 0.05 is used and all the values of discrimination functions which are minor to the threshold value are classified in the reject class.

The work shows the initial classifier learning and the procedure of the data base renovation. Discrimination function parameters are computed from the grey-level values in different channels for the same pixel.

The data received during the passes number 9514, 12522 i 13323 of NOAA-7 satellite are separated for the initial classifier learning. The data received during the pass No. 9514 consist of the visible spectral part (channel 1), while the passes 12522 and 13323 consist of visible, nearinfrared and infrared spectral parts (channels 1, 3 and 4).

The analysis of one-dimensional Gaussian distributions indicates the difficulties in classification of one-channel spectral data. Therefore, bi-dimensional histograms are made, on which the clustering of data is obvious. The most distinct group are the classes sea and Cumulonimbus clouds. The class Cirrus is easy to be distinguished on all the three pictures, and the greatest overlapping is in case of channels 1 and 3 for Altostratus and Cumulus. The separation of classes is better distinguished in bi-dimensional histograms than in one-dimensional. The location of mean values of different classes can be presented in three-dimensional space defined by grey scale values in three channels.

For the statistical separability evaluation among classes the normalized and the Jeffries - Matusita (J-M) distance are used. The separability among classes is calculated by use of theoretical $J - M$ / normalized distance ratio. The $J - M$ values which are minor to the theoretical value are in the area "correct classification questionable". $J - M$ values for Cumulonimbus and Cumulus congestus, Stratocumulus and Cirrus, as well as for Altostratus and Cumulus suggest the possibility of erroneous classification.

The cloud classifier is checked in three steps. The first step is the testing of classification algorithms, equations (27) and (29), for one - dimensional normal distribution. The identification is made for cloud and for underlying surface only. The next step is the use of the three dimensional normal distribution as a discriminant function for the classification of the training area. The final step is the use of the classifier in the identification of all the pictures of NOAA-7 passes No. 9514 and 12522.

The cloud classifier classifies the clouds in classes marked with numbers from 1 to 12. Following the classification every pixel is presented by a defined colour on the computer screen. During the classification the amount of data is reduced. From the maximum number of data for every pixel, a 3x8 bit, the classification reduces the amount to a 1x4 bit for every pixel.

The classification of the first chosen picture is made with parameters defined in table 3.2. The parameter values are calculated from the visible spectrum for 4 classes. On the classified picture the following classes are recognized: 2 cloud classes, land and sea. The use of threshold on the classified picture leads to the appearance of unidentified picture elements. The classification of the first picture is characterized by the appearance of the class "land" in the middle of the Indian Ocean. Erroneous classification is a consequence of sun glittering on the sea surface. In the upper right part of the picture the class "land" (India) is recognized in green colour, whereas the systems of Cumulonimbus clouds over Sri Lanka and to the southwest of India are in red. In the left bottom part of the picture Cumulonimbus cloud system near equator is recognized in red, and small-size convective clouds are detected over the land. Over the large sea area (dark blue) a system of Cirrus clouds (light blue) is recognized.

The recognition of phenomena on the first chosen picture is not completely satisfying since too many pixels are classified in classes which are non-existent on the original picture. The erroneous classification results from the use of one-dimensional normal density as a discriminant function.

The analysis of class distances shown in chapter 4 appears during the classification analysis of the first chosen picture as well. The erroneous classification appears between classes whose

normalized distance is small. By introducing the thresholds defined by rule (29) all the computed values lower than the defined threshold are classified into the class of unidentified origin. Thus the border area between different classes, which has the characteristics of both, are classified in the unidentified class (black colour). Therefore there are well distinguished classes surrounded by black zone between the two characteristic classes.

S A Ž E T A K

Kratkoročna prognoza vremena (nowcasting) povezana je s potrebom za vrlo čestim meteorološkim osmatranjima s guste mreže meteoroloških stanica. Upotreba meteoroloških satelita omogućuje neprekidno praćenje vremena nad velikim prostranstvima Zemlje. Okvirom projekta INTERACT, Hyderabad - Indija, razvijena je programska podrška za prijem i obradu visoko rezolutnih podataka meteoroloških satelita serije TIROS-NOAA.

Programska podrška se sastoji od tri osnovna dijela:

- programi za preliminarnu obradu;
- sistemski programi;
- aplikacioni programi.

U radu su prikazane osnove i prvi rezultati primjene programa za automatsku klasifikaciju satelitskih slika oblaka i podloge, koja je sastavni dio aplikacionog dijela razvijenih programa.

Zahtjevi koji su postavljeni automatskom klasifikatoru su sljedeći:

1. raspoznavanje se mora vršiti na osnovi radijacijskih svojstava oblaka;
2. raspoznavanje se mora moći vršiti za vrijeme noćnih i dnevnih preleta satelita (noću su odsutni podaci u vidljivom dijelu zračenja);
3. raspoznavanje mora biti primjenjivo u svim geografskim širinama;
4. klasifikator mora biti modularan, tako da je moguće u proces identifikacije unijeti dodatne postupke određivanja klasa (pragovi, a priori vjerojatnost, tkivo i oblik rubova oblaka).

Kao ulazni podaci za klasifikaciju oblaka korišteni su visoko rezolutni podaci satelitskog skenera AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) meteorološkog satelita NOAA. AVHRR je skenirajući radiometar koji mjeri zračenje u pet područja spektra vidljivom (kanal 1 i 2), blizu infracrvenom (kanal 3) i infracrvenom (kanal 4 i 5).

Za daljinsko mjerenje satelitom oblaci predstavljaju cilj koji Sunčevo zračenje reflektiraju u vidljivom dijelu spektra a zrače energiju u infracrvenom dijelu spektra. Temperatura oblaka

Je funkcija visine na kojoj se oblak nalazi, a visinom je definiran tip oblaka. Temperatura boje oblaka ovisi o fizikalnim svojstvima različitih tipova oblaka, o gustoći i veličini oblačnih čestica, sastavu oblaka (led ili voda). Satelitskim skenerima mjere se svojstva oblaka koja omogućuju konstrukciju klasifikatora tipova oblaka.

Rezultati satelitskih mjerenja pojedinih rodova i vrsta oblaka u nekom području valnih duljina spektra mogu se prikazati normalnom razdiobom. Višedimenzionalna normalna razdioba primijenjena je kao funkcija diskriminacije za razlikovanje pojedinih rodova oblaka međusobno, kao i za razlučivanje što je Zemljina površina, a što su oblaci. Korišteni su podaci tri kanala satelitskog skenera te je upotrebljena trodimenzionalna normalna razdioba. U slučaju trodimenzionalne normalne razdiobe potrebno je za svaku funkciju diskriminacije odrediti 9 elemenata, 3 srednjaka i 6 elemenata matrice kovarijanci. Ovisno o broju klasa u koje se podaci razvrstavaju treba odrediti i broj funkcija diskriminacije.

Za klasifikaciju oblaka na osnovi digitalnih podataka satelitskog skenera velike moći razlučivanja primjenjen je klasifikator tipa maksimalne vjerojatnosti (maximum likelihood). Postupak klasifikacije izvršen je primjenom dva algoritma upotrebom Bayesova pravila maksimalne vjerojatnosti i algoritmom u kojem su ugrađene granične vrijednosti (pragovi) koji definiraju vjerojatnost da je pojava iz određene klase.

Prag vjerojatnosti je veličina koja je granična za pridjeljivanje nekog podatka određenoj klasi. Prag vjerojatnosti definira se unaprijed prije postupka identifikacije i to za svaku klasu posebno ili za sve klase jednakim iznosom. U radu je korišten prag vjerojatnosti 0.05, a algoritam za klasifikaciju sve elemente slike za koje je vrijednost funkcije diskriminacije manja od praga svrstava u klasu nepoznatog porijekla.

U radu je prikazan postupak inicijalnog učenja klasifikatora i postupak obnavljanja baze podataka parametara funkcije diskriminacije među klasama. Parametari funkcije diskriminacije određeni su iz vrijednosti sive skale u različitim kanalima za isti element slike. Korištena je mogućnost grafičkog računala za izdvajanja podataka sa odabrane slike učenja.

Za inicijalno učenje klasifikatora izdvojeni su podaci koje je satelit NOAA-7 dostavljao za vrijeme preleta po orbitama broj 9514, 12522 i 13323. Primljeni podaci za vrijeme preleta satelita orbitom 9514 sadrže podatke vidljivog dijela spektra, (kanal 1), a orbitom 12522 i 13323 vidljivog, blizu infracrvenog i infracrvenog dijela spektra, (kanali 1, 3 i 4).

Analiza jednodimenzionalnih normalnih razdioba izračunatih na osnovi inicijalno izračunatih vrijednosti parametara funkcije diskriminacije ukazala je na poteškoće u identifikaciji podataka satelitskih skenera na temelju podataka jednog kanala skenera,

odnosno mjerenja u jednom dijelu spektra zračenja. Izradjeni su dvodimenzionalni histogrami čestine pojave sive skale za odabrane uzorke, na kojima je uočljivo grupiranje vrijednosti u nakupine kojima je definirana pojedina klasa pojava. Najizraženija grupa je skup podataka koji predstavlja klasu more i Cumulonimbus oblake. Oblaci klase Cirrus se lako izdvajaju na sve tri slike, a najveće preklapanje klasa je u slučaju parova vrijednosti kanala 1 i 3 za klasu Altostratus i Cumulus. Razdvajanje klasa je u dvodimenzionalnom histogramu čestine bolje istaknuto nego u jednodimenzionalnom histogramu čestine. U trodimenzionalnom prostoru definiranim vrijednostima brojeva sive skale pomoću tri kanala može se zorno predočiti položaj srednjaka pojedinih klasa oblaka i tla, te je razdvajanje medju klasama najizrazitije.

Za određivanje statističke separabilnosti medju klasama tj. separabilnosti medju funkcijama diskriminacije, primjenjena je normalizirana udaljenost medju klasama i Jeffries - Matusita udaljenost (J-M).

Separabilnost medju klasama određena je upotrebom teoretske J-M udaljenosti kao funkcije teoretske normalizirane udaljenosti medju klasama. Vrijednosti J-M udaljenosti koje za odgovarajuću normaliziranu udaljenost medju klasama padnu lijevo od teoretske funkcije J-M udaljenosti nalaze se u području problematičnom za jednoznačnu klasifikaciju, te se može očekivati pogrešno raspoznavanje korespondentnih klasa. J-M udaljenosti za klase Cumulonimbus i Cumulus-congestus, Stratocumulus i Cirrus te Altostratus i Cumulus ukazuju na mogućnost pogrešne klasifikacije tih klasa.

Provjera automatskog klasifikatora oblaka i prikaz rezultata vršen je u tri koraka. Prvi korak je provjera rada algoritma za klasifikaciju definiranim jednadžbom (27) i postupkom (29) za jedno dimenzionalnu normalnu razdiobu i identifikaciju oblaka i vrsta tla. Drugi korak u provjeri rada klasifikatora je primjena trodimenzionalne normalne razdiobe i identifikacija objekata na odabranim dijelovima slika. Treći korak u primjeni klasifikatora je identifikacija satelitskih slika preleta satelita NOAA 7 orbitama broj 9514 i 12522.

Klasifikator oblaka svrstava oblake u klase označene brojevima od 1 do 12. Nakon razavrstavanja se svaki element slike prikazuje odredjenom bojom na ekranu grafičkog računala. Postupkom klasifikacije broj podataka koji je potrebno prenijeti korisniku satelitske slike se reducira. Od maksimalnog broja raspoloživih podataka za svaki element slike, 3 x 8 bita, postupkom se dobiva 1 x 4 bita informacije za svaki element slike.

Raspoznavanje prve odabrane slike izvedeno je s parametrima funkcije diskriminacije definiranim vrijednostima iz tabele 3.2. Vrijednosti parametara su izračunate samo za podatke 1. kanala satelitskog skenera (područje spektra vidljivog zračenja) za 4 klase pojava. Na klasificiranim slikama se raspoznaju 2 klase

oblaka, tlo i more. Primjenom pravila raspoznavanja koje uključuje prag vjerojatnosti na klasificiranoj slici se pojavljuje klasa nepoznatog porijekla. Rezultat klasifikacije prve odabrane slike je karakterističan po pojavi klase tlo na mjestu na kojem nas geografija uči da kopna nema, tj. na području Indijskog oceana. Pogrešna klasifikacija je posljedica refleksije sunčevih zraka na morskoj površini. Urijednosti brojeva sive skale, zbog velike količine reflektiranog zračenja, rastu i približavaju se vrijednostima sive skale za klasu tlo i time dolazi do pogrešne klasifikacije. U gornjem desnom dijelu slike elementi slike su raspoređeni u klasu tlo (Indija) koja je prikazana zelenom bojom. Raspoznaje se sistem Cumulonimbus oblaka nad Šri Lankom i sistem Cumulonimbus oblaka (crveno) zapadno od južnog rta Indije. U donjnjem lijevom kutu slike raspoznat je sistem Cumulonimbusnih oblaka u području ekvatora. Nad područjem kopna javljaju se oblaci vertikalnog razvoja malih dimenzija koji tek dostižu stupanj razvoja Cumulonimbusa. Nad velikim dijelom mora (tamno plavo) nalazi se sistem naoblake klase Cirrus (svjetlo plavo).

Raspoznavanje pojava na prvoj odabranoj slici ne zadovoljava u potpunosti jer je suviše velik broj elemenata slike svrstan u klase koje na izvornoj slici na tim mjestima ne postoje. Pogrešna klasifikacija je posljedica upotrebe jednodimenzionalne normalne razdiobe kao funkcije diskriminacije medju klasama.

Analiza udaljenosti medju klasama prikazana u poglavlju 4 pokazala se i pri analizi rezultata klasifikacije prve odabrane slike. Do pogrešnog razvrstavanja u klase dolazi kod klasa čija je normalizirana udaljenost medju parametrima funkcije diskriminacije mala.

Uvodjenjem pragova vjerojatnosti definiranih postupkom (29) sve izračunate vrijednosti funkcije diskriminacije manje od zadanog praga svrstane su u klasu nepoznatog porijekla. Na taj način rubna područja izmedju različitih tipova oblaka i pojava koja imaju karakteristike obje pojave klasifikator svrstava u pojavu nepoznatog porijekla. Stoga su poznate pojave okružene crnim rubom koji predstavlja prelaznu zonu izmedju dviju karakterističnih pojava.

10. LITERATURA

- Anderson R.K., E.W. Ferguson, U.J. Oliver, 1966: The use of satellite pictures in weather analysis and forecasting, WMO Tech. No. 75, 183 pp.
- Anderson R.K., J.P. Ashman, F. Bittner, G.R. Farr, E.W. Ferguson, U.J. Oliver, A.H. Smith, 1969: Application of meteorological satellite data in analysis and forecasting, ESSA Tech. Rep., NESC 51.
- Barens J.C., D. Chang, 1968: Accurate cloud cover determinations and its effects on albedo computations, Final Report, NASS-104780 Concord Mass., Allied Res. Ass., Inc., 82 pp.
- Barret E.C., 1979: Climatology from satellites, Methuen, London-New York, 418 pp.
- Bizzari B., C. Tomassini 1976: Retrieval of information from high resolution images, Proc. Syn. Met. Obs. from Space: Thier Contrib. to FGGE, COSPAR XIX, Philadelphia, 140-144.
- Both A.L., 1973: Objective cloud type classification using visual and infrared satellite data, Tech. No. BN-768, College Park, University of Maryland, 62 pp.
- Bowen R.A., L. Fusco, J. Morgan, K.O. Roska, 1979: Operational prediction of cloud motion vectors (satellite winds) from METEOSAT image data: use of data from meteorological satellite, ESA, No. 143.
- Cayla F.R., 1978: Determination de la temperature de Cirrus semitransparents, La Meteorologie, 15, Decembre, 63-67.
- Coakley J.A., D.G. Baldwin, 1984: Towards the objective analysis of clouds from satellite imagery data, Jou. of Clim. and App. Met., Vol. 23, 1065-1099.
- Conover J.H., 1962: Cloud interpretation from satellite altitudes, Air Force Cambridge Research Lab., AFCRL-62-680, 77 pp.
- Conover J.H., 1963: Cloud interpretation from satellite altitudes, Air Force Cambridge Research Lab., AFCRL-62-680, Supplement 1, 19 pp.

- Deekshatulu B.L., 1982: Pattern recognition and applications, Short course in signal processing, IEEE, Hyderabad, 20 pp.
- Dvorak U.F., 1975: Tropical cyclone intensity analysis and forecasting from satellite imagery, Mon. Wea. Rev., Vol. 103, 420-430.
- Desbois M., G. Seze, G. Szeywach, 1982: Automatic classification of clouds on METEOSAT imagery: application to high level clouds, Jou. Of App. Met., Vol. 21. 401-412.
- Duda R.O., P.E. Hart 1973: Pattern classification on scene analysis, Yohn Wiley and Sons, N.Y., 10-17.
- Fu K.S. 1975: Pattern recognition in remote sensing of the earth's resurces, Digital image process, for rem. sens., IEEE Press, NY, 277-305.
- Fu K.S., 1980: Digital pattern recognition, Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York 234 pp.
- Greaves J.I., D. Chang, 1970: Technique development permit optimum use of satellite radiation deta, Final Report, N62306-69-0-022 Concord Mass., Allied Res. Associ., Inc., 102 pp.
- Gruber A., I. Ruff, A. Earnest, 1983: Determination of the planetary budges from TIROS-N satellites, NOAA, Wash. Dc., Techn. rep. NESDIS 3.
- Gupta R.K., 1980: Meteorology and remote sensing, NRSA, Secunderabad NRSA-ESD-1r-01, 70 pp.
- Gupta R.K., 1983: An overview of facilities of NRSA for data reception from satellites, Proceedings INDO-SOUJET symp. on. space resear., Bangalore India, 4.08., 9 pp.
- Gupta R.K., N.N. Murthy, A. Prakash, U. Sharma, 1983a: Digital image processing system for meteorological satellites, CMC Technical Digest, Secunderabad - India, Vol. 5., No. 4, 11-16.
- Gupta R.K., N.N. Murthy, A. Prakash, U. Sharma, 1983b: Digital image processing system for meteorological satellites, CMC Technical Digest, Secunderabad - India, Vol. 5., No. 5.
- Gupta R.K., N.N. Murthy, 1984: Development of digital interactive processing system for NOAA satellites AVHRR data, CMC report, Secunderabad - India, 28 pp.
- Gupta R.K. 1984: Interpretation of clouds in satellite images, Lectures CMC - INTERACT, Secunderabad - India, 30 pp.

- Harris R., E.C. Barret 1975: An improved satellite nephanalysis, Met. Magazine, Vol. 104, 9-16.
- Kandel A. 1982: Fuzzy techniques in pattern recognition, John Weley & Sons, New York, 355 pp.
- Kondratjev K.J., E.P. Borisenko, A.A. Marozkin, 1966: Praktičeskoe ispolzovanje danih meteorologičeskikh sputnikov, Gidrometeoizdat, Leningrad, 251-256.
- Lee R., C.I. Taggart, 1969: A procedure for satellite cloud photo-interpretation, and appearance of clouds from satellite altitudes in satellite imagery, Bureau of Meteor., Melbourne, 17 pp.
- Liljas E., 1981: Automated techniques for satellite imagery analysis, Proceedings, IAMP Symp., Hamburg, 331-339.
- Liljas E., 1984: Processed satellite imageries for operational forecasting, SMHI, Norrköping, 43 pp.
- Lipovšćak B., 1983: Pattern recognition in meteorological satellite imagery, CMC Techn. Digest, Secunderabad-India, Vol 5., No. 8, 17-19.
- Lipovšćak B., 1983a: Accomplishment report on the development of pattern recognition system, CMC-INTERACT, nepublicirano, 34 pp.
- Lipovšćak B., 1984: Digital image processing system for meteorological satellites INTERACT approach, RHMZ SRH, Rasprave 19, 75-78.
- Lipovšćak B., 1985a: Automatska klasifikacija satelitskih meteoroloških podataka oblaka, PPPR Zagreb, 347-352.
- Lipovšćak B., 1985b: Sateliti u meteorologiji, Pomorska enciklopedija, Vol. 7, JLZ, Zagreb, 204-206.
- Lipovšćak B., 1986: Primjena klasifikatora satelitskih slika oblaka u klasifikaciji podloge, JAZU, Savjet za daljinska istraživanja i fotointerpretaciju. (u tisku)
- Lo R.C., D.R. Johnson, 1971: An investigation of cloud distribution from satellite infrared radiation data, Mon. Wea. Rev., Vol. 99, 599-605.
- Maisel W.S., 1972: Computer oriented approaches to pattern recognition, AP. New York, Mathematics in science and engineering Vol. 83, 250 pp.
- Mehre B.M., N.N. Murthy, B. Lipovšćak, B Chatterjee 1985: Automatic Cloud classification, IGARSS'85, University of Massachusetts, 9 pp.

Mehetre B.M., B. Lipovšćak, N.N. Murthy, B. Chatterjee 1986: Automatic cloud classification, IETE Journal, New Delhi, India, Mar-Apr, P 121-A, 7 pp.

Mendel J.M., S.K. Fu, 1970: Adaptive, learning and pattern recognition systems, AP, New York, Mathematics in science and engineering Vol. 66, 440 pp.

Murthy N.N., 1984: Comtal image processing, INTERACT, Internal report, MMC Secunderabad, 25 pp.

Ormsby J.P., 1981: Land surface features as indicators of surface characteristics for input to large scale hydrological models, IEEE Digest Vol. 1, IGARSS'81, 103-112.

Parikh J.A., J.T. Ball, 1980: Satellite cloud analyses for a radiation model, Pattern recognition in practice, North-Holland Pub. Co., amsterdam, 201-212.

Parikh J.A., A. Rosenfeld 1978: Automatic segmentation of infrared meteorological satellite data, IEEE Trans. on Sys., Vol. SME-8, No. 10, 736-743.

Pettinger L.R., 1982: Digital classification of Landsat Data for Vegetation and Land - Cover Mapping in the Blackfoot River Watershed, Southeastern Idaho, Geol. survey proff. pap. 1219, US Gov. Print. Off., Washington, 33 pp.

Prakash A. 1984: The CIPSMAP database, INTERACT, Internal report, CMC Secunderabad, 28 pp.

Radinović Dj., 1968: Analiza vremena, Univerzitet u Beogradu, 367 pp.

Rao P.K., 1970: Estimating of cloud amount and height from satellite IR radiation data, ESSA Techn. Rep., NESC 54, 11 pp.

Raynolds J.W., T.H. Vander Haar, 1977: A bispectral method for cloud parameter determination, Mon. Wea. Rev., Vol. 105, 446-457.

Raynolds J.W., M.L. Brown, E.A. Smith, T.H. Vander Haar, 1978: Cloud type separation by spectral differencing of image pairs, Mon. Wea. Rev., Vol. 106, 1214-1218.

Shenek W.E., R.J. Holub, R.A. Neff 1976: A multispectral cloud type identification method developed for tropical ocean areas with NIMBUS-3 MRIR measurements. Mon. Wea. Rev., vol. 104, 284-291.

Smith E.A., T.H. Vander Haar, J. Graffy, 1981: The impact of GOES satellite data conpaction on the estimates of cloud parameters, Rep. Worksh. on Clouds and Climat., NASA God. Ins. for Space Stud., 192-196.

Swain P.H., S.M. Davis, 1978: Remote sensing the quantitative approach, Mc Graw-Hill, pp 369.

Swain P.H., 1982: Classification of simulated and actual NOAA-5 data for hydrological land surface feature definition, IEEE Trans. on Geosc. and Rem. Sens., Vol. GE-20, 262-268.

Szeywach G., M.Desbois, 1978: Dynamic classification of mesoscale cloud patterns, Jou. App. Met., Vol. 17, 1406-1411.

Szeywach G., 1982: Determination of semi transparent Cirrus cloud temperature from infrared radiances. Application to METEOSAT, J. App. Met., 21, 384-393.

WMO, 1970: Compendium of lecture notes for training class IU meteorological personnel, WMO No.266., TP150, Geneva, 453 pp.

WMO, 1979: Quantitative meteorological data from satellite, Techn. No. 1966.

WMO, 1984: Cloud analysis algorithm intercomparison, ISCP, WCP-3, 74 pp.

WMO, 1956, 1975: Medjunarodni atlas oblaka.

BIOGRAFIJA

Rodjen sam u Zagrebu 30.11.1949. godine gdje sam pohađao osnovnu i srednju školu. Na Prirodoslovno-matematički fakultet smjer fizika upisao sam se 1968. i diplomirao 1974. godine na Odsjeku geofizika s meteorologijom. Po završetku studija zaposlio sam se u Republičkom hidrometeorološkom zavodu SR Hrvatske u Sinoptičkom sektoru, gdje sam do kraja 1978. godine radio na poslovima prognoze vremena i numeričkom modeliranju. 1974. godine sam upisao postdiplomski studij na Sveučilištu u Zagrebu a u prosincu 1978. obranio sam magistarski rad pod naslovom: "Usporedba nekoliko metoda za izračunavanje sile gradijenta tlaka u sigma koordinatnom sistemu".

Od 1979. godine radim u Centru za obranu od tuče RHMZ-a, na poslovima razvoja, radarske meteorologije i metodologije djelovanja na vremenske procese, a od rujna 1979. godine povjereno mi je rukovodjenje Centrom za obranu od tuče. U razdoblju od 30.01. do 30.07.1983. godine te od 01.10. do 01.12.1984. godine radio sam kao član tima projekta INTERACT, koji se pod pokroviteljstvom UNDP-a, UNFSST-a i vlade Indije odvijao u Secunderabadu Indija. Prilikom boravka i rada u Indiji razvio sam programski paket za automatsko raspoznavanje i klasifikaciju oblaka na osnovi satelitskih podataka. Za vrijeme rada u RHMZ-u boravio sam na specijalizaciji u Sjedinjenim Američkim Državama, gdje sam specijalizirao radarsku meteorologiju.

OBJAULJENI RADOVI

Šijerković M., B. Lipovšćak 1974: Izvanredne meteorološke i hidrološke prilike u SR Hrvatskoj za vrijeme poplava u rujnu i listopadu 1974. godine, RHMZ SRH, Zagreb, 3-32.

Čapka B., B. Lipovšćak 1978: Prilog upoznavanju pojava grmljavine i tuče na području sjeverozapadne Hrvatske, RHMZ SRS, Beograd SOAEN, IX-5, 10 str.

Lipovšćak B. 1978: Berechnungsfehler der Gradientkraft im sigma koordinaten in anwesenheit der steilen Gebirge, ITAM 78, Grundelwald, Vol 2., 19-21.

Lipovšćak B. 1978: Usporedba nekoliko metoda za izračunavanje sile gradijenta tlaka u sigma koordinatnom sistemu, Magistarski rad, Sveučilište u Zagrebu, 49 str.

Lipovšćak B. 1979: Numerička metoda za izračunavanje sile gradijenta tlaka u sigma koordinatnom sistemu, PPRP Stubičke Toplice, 313-319.

Lipovšćak B. 1980: Radarsko-računarski sistem obrane od tuče, opis sistema, PPRP Stubičke Toplice, 473-478.

Lipovšćak B. 1981: Radar network in Croatia - Yugoslavia, ECMWF, COST-72, 34-43.

Lipovšćak B., M. Matvičević 1981: Radarska osmatranja i mjerenja u Istri za vrijeme intenzivnog razdoblja osmatranja GARP-a, RHMZ SRS Beograd, Hidrometeorologija 3, 103-111.

Lipovšćak B. 1982: Radarska detekcija grmljavinskih oluja, Nova Gorica, G-2, 8 str.

Čačić I., B. Lipovšćak 1982: Mezoanaliza radarskih mjerenja 29.06.1982. nad područjem sjeverozapadne Hrvatske, RHMZ SRH, Zagreb, Rasprave 17, 53-59.

Horvat U., B. Lipovšćak 1983: Cloud seeding with the TG-10 rockets, The Jou. of Wea. Modif., Vol. 15, No. 1, 56-61.

Čačić I., B. Lipovšćak 1983: prilog upoznavanju oblaka vertikalnog razvoja u međurječju Save i Drave, SHMZ Beograd, Zbornik 9, 52-62.

Lipovšćak B. 1983: Radar u meteorologiji, Pomorska enciklopedija, Vol. 6, JLZ Zagreb, 569-570.

- Lipovšćak B., 1983: Pattern recognition in meteorological satellite imagery, CMC Techn. Digest, Secunderabad-India, Vol 5., No. 8, 17-19.
- Lipovšćak B. 1984: Some radar measurements in the north Adriatic sea, Geneva, WMO No. 626, 211-218.
- Lipovšćak B. 1984: Planned radar network in hail suppression, Geneva, WMO No. 626, 219-228.
- Lipovšćak B., 1984: Obrana od tuče na području SR Hrvatske 1967-1983., SHMZ Beograd, Prilozi, 145-155.
- Lipovšćak B., 1984: Digital image processing system for meteorological satellites INTERACT approach, RHMZ SRH, Rasprave 19, 75-78.
- Lipovšćak B., I. Čačić 1984: Severe storm analysis in the ALPEX period (three case study), SHMZ Beograd, Zbornik 10, 53-56.
- Horvat U., B. Lipovšćak 1984: Cloud seeding with the TG-10 rockets, Geneva, WMO No. 626, 202-210.
- Horvat U., B. Lipovšćak, B. Zeković, B. Hren 1984: Hail suppression influence on dynamic processes in the atmosphere, IAF'84, Lausanne, IAF-84-434.
- Lipovšćak B., 1985: Istraživanje oluja - raspored grmljavinskih dana u SR Hrvatskoj, Poreč, II, 13.str.
- Lipovšćak B., 1985: Analiza višestanične oluje nad područjem jugoistočne Slavonije, RHMZ SRS Beograd, I Jug. Sav. o PGZ., Vol.2, 259-273.
- Lipovšćak B., 1985: Automatska klasifikacija satelitskih meteoroloških podataka oblaka, PPPR Zagreb, 347-352.
- Lipovšćak B., 1985: Sateliti u meteorologiji, Pomorska enciklopedija, Vol. 7, JLZ, Zagreb, 204-206.
- Mehetre B.M., N.N. Murthy, B. Lipovšćak, B Chatterjee 1985: Automatic Coloud classification, IGARSS'85, University of Massachusetts, 9 pp.
- Lipovšćak B., 1986: Primjena klasifikatora satelitskih slika oblaka u klasifikaciji podloge, JAZU, Savjet za daljinska istraživanja i fotointerpretaciju. (u tisku)
- Mehetre B.M., B. Lipovšćak, N.N. Murthy, B. Chatterjee 1986: Automatic cloud classification, IETE Journal, New Delhi, India, Mar-Apr, P 121-A, 7 pp.

12. ZAHVALA

Republički hidrometeorološki zavod SRH omogućio mi je odsustvo i pokazao veliko razumijevanje za moj rad u projektu INTRACT, na čemu sam svim radnicima Zavoda zahvalan.

Moj boravak u Indiji financirao je UNDP preko Saveznog zavoda za međunarodnu tehničku i kulturnu suradnju, te koristim priliku da im se zahvalim za pruženu financijsku pomoć.

Zahvaljujem i svim radnicima CMC Ltd.- Hyderabad, Indija koji su me srdačno i gostoljubivo primili u svojoj sredini.

Urlo korisne diskusije, koje su mi uvelike pomogle u radu, vodio sam s N.N. Murthyem, R.K. Guptom i A. Prakashom, te im zahvaljujem na korisnim savjetima i podršci.

B.M. Mehtre je pažljivo prekodirao algoritme sa standardnog fortrana u AP rutine i time pridonio brzini rada klasifikatora.

Profesor I. Penzar mi je svojim sugestijama i savjetima pomogao pri pisanju i koncipiranju rada.

PODACI O DOKTORSKOJ DISERTACIJI

I autor

Ime i prezime: Bojan Lipovšćak
Datum i mjesto rođenja: 30. studeni 1949. Zagreb
Ime oca i majke: Radovan Jozefina - Irma
Naziv, mjesto i datum završene srednje škole: Gimnazija "Braća Ribar", Zagreb, 1968.
Naziv, fakulteta i datum završene nastave II i III stupnja: Prirodoslovno matematički fakultet Sveučilišta u Zagrebu, diplomirao 1974, magistrirao 1978.
Sadašnje zaposlenje: Republički hidrometeorološki zavod SRH Zagreb, Grič 3.

II disertacija

N a s l o v IDENTIFIKACIJA OBLAČNIH SUSTAVA NA TEMELJU NUMERIČKIH SATELITSKIH PODATAKA
Broj strana, 148
slika, 49
tablica, 13
literature 62
Ustanova ili mjesto gdje je izrađena PROJECT INTERACT HYDERABAD INDIJA RHMZ SR HRVATSKE ZAGREB
Znanstvena disciplina iz koje je postignut doktorat prirodni znanosti FIZIKA
Fakultet na kojem je disertacija obranjena PRIRODOSLOVNO MATEMATIČKI FAKULTET

III ocjena i obrana

Datum prijave teme 20. prosinac 1984.
Datum predaje rada 26. lipanj 1986.
Datum sjednice na kojoj je disertacija prihvaćena
Sastav komisije koja je rad ocijenila
Datum obrane rada i promocije
Sastav komisije pred kojom je rad obranjen