

Klasifikacija slika na prirodne i sintetičke

Razvijen je algoritam za klasifikaciju slika na prirodne i sintetičke, tj. kompjuterski generisane. Pronađene su pojedinačne karakteristike slika koje se razlikuju kod prirodnih i sintetičkih i napisan je program za njihovo određivanje. Na osnovu vrednosti datih karakteristika odrađena je klasifikacija koristeći AdaBoost algoritam za klasifikaciju i analizirani su dobijeni rezultati.

Uvod

Klasifikacija predstavlja proces u kojem se pojedinačni predmeti svrstavaju u odgovarajuće grupe na osnovu svojih značajnih karakteristika. Matematički gledano, ulaz u ovom procesu predstavljaju uređene n -torke parametara, dok izlaz predstavlja oznaku klase. Klasični model klasifikatora radi tako što se na osnovu unetih n -torke parametara čije su klase poznate određuju unutrašnji parametri klasifikatora, pri čemu se ova prva faza naziva trening. Nakon faze treniranja, na osnovu ovih parametara, moguće je odrediti klasu uređene n -torke nepoznate klase. Tačnost klasifikatora će zavisiti od kvaliteta pojedinačnih karakteristika datog predmeta, tj. od toga koliko dobro sami određuju klasu. Postoje razne varijante ovakvih programa, čija uspešnost najviše zavisi od problema za koji se koriste. U ovom projektu korišćen je AdaBoost (Adaptive Boosting) algoritam, koji su 1995. osmislili Yoav Freund i Robert Schapire (1999). Princip rada AdaBoosta se svodi na linearno kombinovanje više slabih klasifikatora za koje je dovoljno da imaju tačnost preko 50%, da bi se konačno dobio snažan klasifikator čija je tačnost znatno veća od tačnosti pojedinačnih.

Prednosti AdaBoosta u odnosu na ostale algoritme za učenje su kraće vreme potrebno za trening, kao i manja osetljivost na overfitting, problem kada određene vrednosti u statističkom modelu znatno odskaku od ostalih, samim tim predstavljaju šum i mogu da dovedu do netačnosti konačne klasifikacije. Potreba za klasifikacijom je prisutna u mnogim naučnim oblastima, zbog čega programi poput AdaBoosta imaju sve veću primenu. Koriste se u raznim oblastima, poput klasifikacije dokumenata, prepoznavanja rukopisa i govora, geostatistike, medicinske analize slika i u mnogim drugim.

Problem obrađen u ovom radu predstavlja klasifikacija slika na prirodne i sintetičke, koristeći prethodno određene vrednosti karakteristika slika kao ulazne parametre. Program za klasifikaciju slika bi najveću primenu imao pri razlikovanju originalnih slika od kompjuterski obrađenih falsifikata. Cilj ovog projekta je da se odrede što bolje karakteristike slike na osnovu kojih se može izvršiti klasifikacija slika u zavisnosti da li su digitalne fotografije ili sintetički napravljene slike.

Metod

AdaBoost

U radu je korišćen AdaBoost algoritam implementiran u MatLabu. AdaBoost radi tako što se na osnovu unetih uređenih n -torke parametara poznatih klasa stvaraju tzv. slabi klasifikatori. Svakom slabom klasifikatoru se prvo dodeljuje težina, tj. vrednost koja označava značaj svakog slabog klasifikatora tokom klasifikacije. U početku su težine svih slabih kla-

Luka Ribar (1992), Beograd, Nehruova 160, učenik 3. razreda Matematičke gimnazije u Beogradu

MENTOR: Filip Panjević, Microsoft Development Center Serbia, Beograd

sifikatora jednako raspoređene. Nakon toga algoritam se poziva prethodno određen broj puta, i svaki put se određuje nova težina svakog slabog klasifikatora tako što se povećavaju težine onih slabih klasifikatora koji su pogrešno odredili klasu. Na ovaj način algoritam se fokusira na teže primere u setu za trening. Konačna klasa predstavljaće sumu vrednosti svih slabih klasifikatora pomnoženim sa odgovarajućim težinama, čime se greška znatno umanjuje u odnosu na početnu. Postoji više modifikovanih verzija originalnog algoritma, koje se uglavnom razlikuju u načinu raspodele težina slabih klasifikatora. U AdaBoost paketu korišćenom u ovom projektu isprobane su tri: Real, Gentle i Modest AdaBoost.

Real AdaBoost predstavlja generalizaciju originalnog algoritma iz 1995, tj. verziju najpribližniju početnom algoritmu. Najveća mana ove verzije je osetljivost na izuzetke, tj. na slučaje koji svojim karakteristikama drastično odstupaju od ostalih u svojoj klasi. Zbog raspodele težina slabih klasifikatora pri kojoj se fokusira na najteže slučaje, ovakvi izuzeci značajno utiču na konačni rezultat.

Gentle AdaBoost predstavlja obimniju i stabilniju verziju AdaBoosta, gde je manji akcenat na izuzecima. U praktičnoj upotrebi se pokazao kao efikasniji od većine ostalih algoritama, pri čemu je bolji sa podacima sa šumom i otporniji na izuzetke.

Modest AdaBoost je novija verzija, koja je, dajući umerene težine slabim klasifikatorima, optimizovana za bolju sposobnost generalizacije, samim tim su se i greške kod testova pokazale manjim nego kod prehodna dva algoritma.

Dobijeni podaci su obrađivani koristeći sva tri algoritma, i rezultati su upoređeni da bi se našao optimalni algoritam za dati problem.

Karakteristike

Program za izdvajanje karakteristika je implementiran u C++ programskom jeziku. Slike su učitavane u .bmp formatu. Metod korišćen u ovom radu se svodi na što bolje određivanje karakteristika koji se razlikuju za sintetičke i prirodne slike, i pisanje odgovarajućih funkcija čiji bi izlaz bila vrednost date karakteristike. U programu su korišćene sledeće karakteristike, od kojih su neke imali više izlaznih vrednosti:

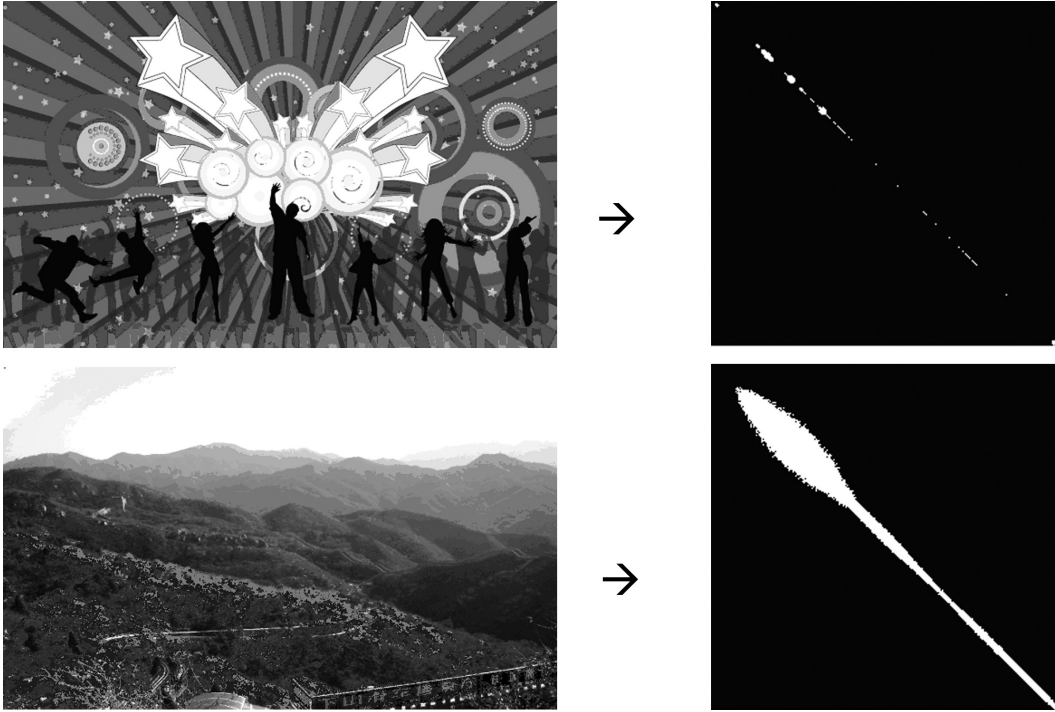
1) RGB nijanse. Prva karakteristika predstavlja broj različitih boja na slici. Učitana slika je u RGB (Red-Green-Blue) formatu, od kojih je vrednost

svake komponente boje u intervalu $[0, 255]$, pa je samim tim broj mogućih kombinacija, tj. nijansi boja. Očekivano je da će u većini slučajeva prirodne slike imati više boja od sintetičkih. Takođe, zbog prisustva i prirodnih slika u grayscale formatu (crno-belo formatu) dodat je i parametar koji predstavlja broj nijansi sive boje $[0, 255]$ na slici, kao i odnos broja boja i površine celokupne slike, zbog ograničenog broja kombinacija nijansi kod malih slika.

2) Broj susednih identičnih piksela na slici. Naredna karakteristika predstavlja broj susednih identičnih piksela na slici. Zbog različite osvetljenosti svakog dela površine na prirodnim slikama, očekivano je da vrednosti susednih piksela u većini slučajeva neće biti iste boje, tj. neće imati sve tri RGB komponente jednake, već će uglavnom postojati blagi prelazi. Za razliku od prirodnih slika, sintetičke mogu da imaju susedne piksele identičnih vrednosti. Samim tim ukoliko slika ima veći broj ovakvih piksela, očekivano je da bude tačno klasifikovana kao sintetička.

3) Jednobojne površine na slici. Za izdvajanje treće karakteristike korišćen je sistem pronalaženja površina na slici jedne boje, algoritam na engleskom poznat kao flood fill. Funkcija je napisana iterativnom metodom. Izlazne vrednosti predstavljaju broj pojedinačnih piksela u svakoj jednobojoj površini na slici, na osnovu čega se određuje odnos broja piksela maksimalne takve površine i površine cele slike, kao i broj jednobojskih površina na slici. Kao što je već diskutovano u prethodnom parametru, identični susedni pikseli su retki kod prirodnih slika, pa su samim tim i jednobojske površine na prirodnim slikama znatno manje nego na prosečnoj sintetičkoj, čime se očekuje i veći broj ovakvih jednobojskih površina nego na sintetičkim. Zbog toga je očekivano da će slike sa velikim jednobojskim površinama biti klasifikovane kao sintetičke.

4) Intenzitet prelaza na slici. Četvrta karakteristika predstavlja informaciju o intenzitetu gradijenta na slici. Slika je prebačena u grayscale format i za svaki piksel preuzeta je njegova vrednost (x) i vrednost piksela desno od njega (y). Zatim je formirana nova matrica u kojoj je za svaki par uvećan član (x, y) i (y, x), koji na početku iznose 0 (slika 1). Matrica je oblika 256×256 , jer su grayscale vrednosti piksela u opsegu $[0, 255]$, pa je broj mogućih kombinacija upravo 256×256 . Data matrica će biti simetrična u odnosu na glavnu dijagonalu, zbog čega je posmatrana samo polovina ove matrice, tj. trougao ispod



Slika 1. Prikaz matrica sa intenzitetima prelaza na slici

Figure 1. Overview of the image gradient intensity matrices

glavne dijagonale uključujući i glavnu dijagonalu. Pošto je očekivano da fotografije imaju blage prelaze, a sintetičke slike oštrije kontraste i veće jednobojne oblasti, vrednosti neće biti podjednako skoncentrisane na datoj matrici. Naime, zbog blagih prelaza kod fotografija, očekivano je da vrednosti budu skoncentrisane u oblasti između središta trougla i glavne dijagonale, dok se za sintetičke očekuju vrednosti dalje i bliže glavnoj dijagonali, zavisno od toga da li imaju jake kontraste ili velike jednobojne oblasti respektivno. Samim tim položaj težišta neće biti isti, zbog čega izlazna vrednost ovog parametra predstavlja odnos udaljenosti težišta od glavne dijagonale i dužine glavne dijagonale.

5) DCT – Discrete Cosine Transform. Za izdvajanje poslednje karakteristike korišćen je metod koji se upotrebljava pri JPEG kompresiji slika, poznat kao DCT transformacija. Ova transformacija je slična dvodimenzionalnoj DFT (Discrete Fourier Transform) transformaciji i vrši transformaciju u frekvencijski spektar. Slika, najpre pretvorena u

grayscale format, se promeni tako da vrednosti budu u opsegu od -128 do 127, tj. intenzitet svakog piksela se umanjuje za 128. Nakon toga se slika podeli na delove veličine 8x8 piksela, a zatim se nad svakom takvom matricom uradi DCT transformacija po sledećoj formuli:

$$G_{u,v} = a(u)a(v) \sum_{x=0}^7 \sum_{y=0}^7 g_{x,y} \cos \left[\frac{\pi}{8} \left(x + \frac{1}{2} \right) u \right] \cdot \cos \left[\frac{\pi}{8} \left(y + \frac{1}{2} \right) v \right]$$

gde su:

(x, y) – koordinate piksela u početnoj matrici,

(u, v) – koordinate piksela u novoj matrici,

$g_{x,y}$ – grayscale intenzitet piksela na poziciji (x, y) u početnoj matrici

$a(n)$ – funkcija koja iznosi $\sqrt{\frac{1}{8}}$ ukoliko je $n = 0$,

a u suprotnom $\frac{1}{2}$

$G_{u,v}$ – vrednost koeficijenta na poziciji (u, v) u novoj matrici.

U gornjem levom uglu ove matrice skoncentrisane su vrednosti za niske frekvencije, dok su u donjem desnom uglu skoncentrisane vrednosti za više frekvencije. Kosinusna transformacija će razložiti sliku na sumu kosinusnih funkcija, pri čemu će slike sa blagim prelazima karakterisati slabiji visoki harmonici, dok će slike sa oštrijim prelazima karakterisati jači. Zbog toga, kod prirodnih slika koje poseduju blaže prelaze vrednosti u dobijenim matricama će biti grupisane bliže gornjem levom uglu, dok će kod sintetičkih biti grupisane dalje. Izlazna vrednost se dobija tako što se najpre na svakoj novoj matrici veličine 8×8 odredi položaj težišta, a nakon toga i položaj projekcije težišta na glavnu dijagonalu. Srednja vrednost udaljenosti ove projekcije od gornjeg levog ugla za svaku matricu 8×8 predstavlja izlazni parametar ove funkcije.

Rezultati i diskusija

Korišćeno je 2000 slika, 1000 sintetičkih i 1000 prirodnih. Slike su podeljene na dva jednaka seta od kojih je jedan služio za treniranje programa, a drugi za testiranje. Najpre su analizirane pojedinačne karakteristike što je prikazano grafikovima na slici 2.

Za svaku karakteristiku pronađene su minimalna i maksimalna bročana vrednost. Celokupan domen svake karakteristike je podeljen na 20 jednakih intervala, koji se na slici nalaze na X osi. Za svaki interval nađen je broj sintetičkih i broj prirodnih slika čija se vrednost karakteristike nalazi u datom intervalu, i ti brojevi su predstavljeni na Y osi.

U tabeli 1 predstavljena je uspešnost klasifikacije koristeći samo pojedinačne karakteristike za trening:

Program je najpre testiran na datom setu slika tako što je trening pokrenut koristeći samo pojedinačne karakteristike, da bi se utvrdila uspešnost svakog pojedinačno. Takođe su upoređeni rezultati dobijeni sa Real, Gentle i Modest AdaBoostom. Modest AdaBoost se pokazao kao najbolji u svim slučajima osim kod parametara za jačinu prelaza na slici i DCT transformaciju. Nakon toga urađena je klasifikacija koristeći sve karakteristike za trening. Od 1000 slika u setu za testiranje, nije prepoznato 7 sa sve 3 verzije AdaBoosta. Konačna uspešnost programa iznosi 99.3%. Od 7 netačno prepoznatih slika, 1 je prirodna, a ostalih 6 su sintetičke. Netačno prepoznavanje prirodne fotografije može se objasniti lošom osvetljenošću slike. Kao posledica toga, slika

Tabela 1. Uspešnost algoritma za pojedinačne karakteristike

Broj	Karakteristika:	E_r	E_g	E_m	δ_r [%]	δ_g [%]	δ_m [%]
1	Broj sivih nijansi	378	383	366	37.8	38.3	36.6
2	Broj boja	325	320	298	32.5	32.0	29.8
3	Odnos broja boja i površine slike	294	293	252	29.4	29.3	25.2
4	Broj identičnih susednih piksela	58	58	40	5.8	5.8	4.0
5	Odnos maksimalne jednobojne površine i površine slike	291	288	239	29.1	28.8	23.9
6	Broj jednobojnih površina na slici	87	67	60	8.7	6.7	6.0
7	Jačina prelaza	229	230	242	22.9	23.0	24.2
8	DCT	237	235	236	23.7	23.5	23.6

E_r – Broj pogrešno klasifikovanih slika za Real AdaBoost

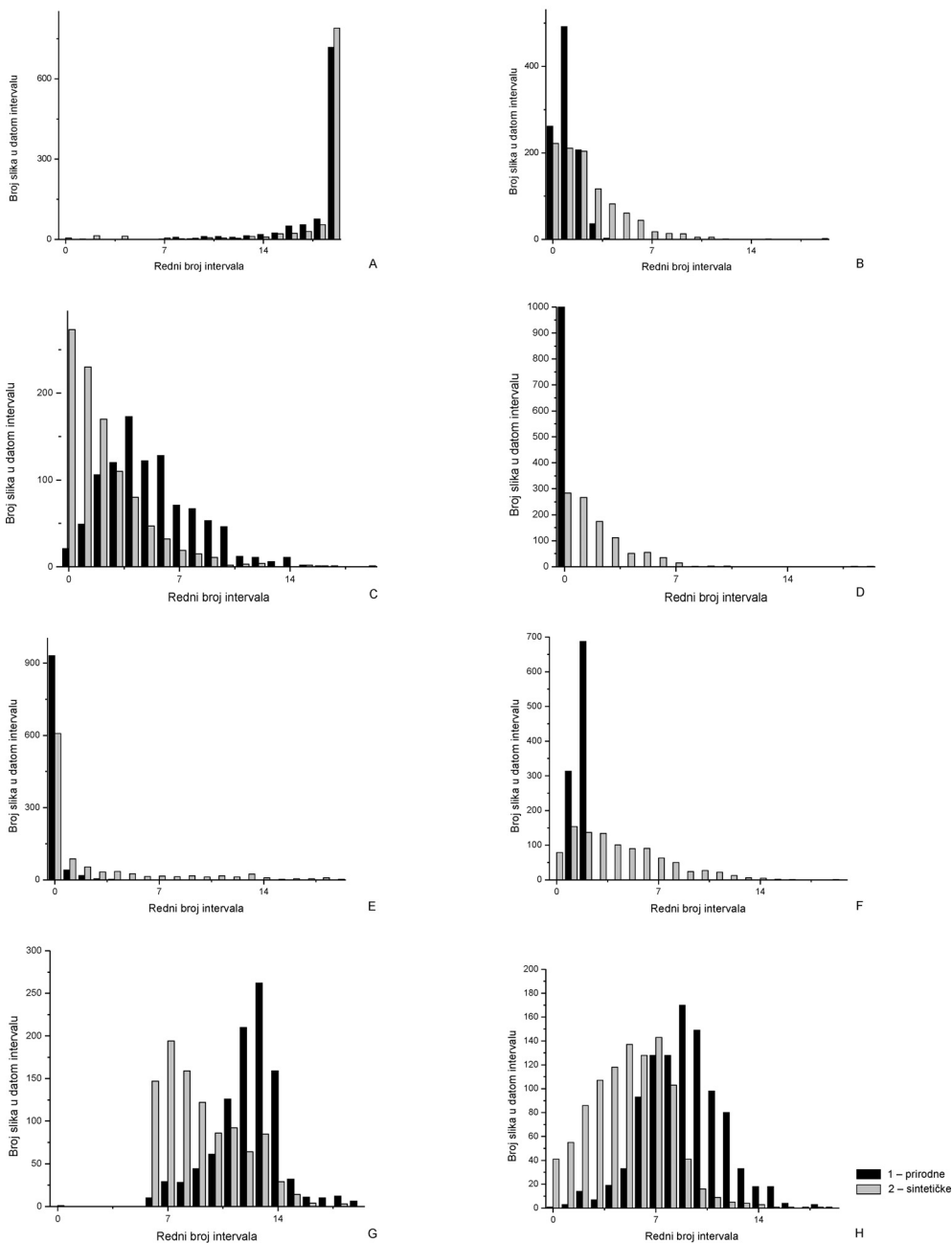
E_g – Broj pogrešno klasifikovanih slika za Gentle AdaBoost

E_m – Broj pogrešno klasifikovanih slika za Modest AdaBoost

δ_r – Greška u procentima za Real AdaBoost

δ_g – Greška u procentima za Gentle AdaBoost

δ_m – Greška u procentima za Modest AdaBoost



Slika 2. A) Broj različitih grayscale nijansi; B) Broj različitih RGB nijansi; C) Odnos broja boja i površine slike; D) Broj identičnih susjednih piksela; E) Odnos maksimalne jednobojne površine; F) Broj jednobojnih površina na slici i površine slike; G) Intenzitet prelaza; H) Diskretna kosinusna transformacija.

Figure 2. A) Number of different grayscale values; B) Number of different RGB values; C) Number of different RGB values divided by image area; D) Number of identical adjacent pixels; E) Maximal area consisting of one colour divided by image size; F) Number of areas consisting of one colour; G) Image gradient intensity; H) Discrete Cosine Transform

posедуje veliku crnu površinu, jak crno beli kontrast i mali broj nijansi boja, što su sve generalne karakteristike sintetičkih slika. Šest sintetičkih slika koje su netačno klasifikovane imaju blage prelaze poput prirodnih slika kao i veći broj boja od prosečnih sintetičkih slika, što je dovelo do pogrešne klasifikacije.

Zaključak

Algoritam za klasifikaciju, razvijen u ovom projektu, pokazao se veoma uspešnim, pri čemu je tačno klasifikovano 99.3% slika od 1000. Ustanovljeno je da do problema pri klasifikaciji može doći ukoliko su fotografije mračne, tj. loše osvetljene, kao i pri klasifikaciji digitalno obrađenih prirodnih slika. Takođe su upoređene 3 različite verzije AdaBoost algoritma, pri čemu se kod korišćenja pojedinačnih karakteristika najbolje pokazao Modest AdaBoost, dok su koristeći sve karakteristike sva tri algoritma imali istu tačnost. Dalje optimizacije su uvek moguće, pri čemu bi dodavanjem novih parametara mogli da se poboljšaju rezultati.

Literatura

- Bishop C. M. 2006. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Berlin: Springer
- Cormen T. H., Leiserson C. E., Rivest R. L., Stein C. 2001. *Introduction to Algorithms*, Second Edition. Cambridge: The Massachusetts Institute of Technology Press
- Davis E. R. 2005. *Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*. San Francisco: Morgan Kaufmann
- Freund Y., Schapire R. 1999. A Short Introduction to Boosting. *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, **14**: 771.

Wallace G. K. 1992. The JPEG Still Picture Compression Standard. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **38** (1): 18.

Luka Ribar

Classification of Natural and Synthetic Images

In this project an algorithm for classifying natural images and synthetic, i.e. computer generated images, has been developed. Single characteristics of images which differ based on the type of the image have been found, and a program has been developed for extracting them. In total, there were eight different characteristics extracted from each image. These included the following and their variations: the number of different colour combinations found in the picture, the number of identical adjacent pixels, presence of areas containing only one colour, the intensity gradient of the image and the analysis of the Discrete Cosine Transform (DCT) of the image. 2000 images were equally divided into two sets; one for training and one for testing. Based on the values of the previously extracted characteristics, classification has been implemented using three different versions of the AdaBoost algorithm and the obtained results have been analysed. It was concluded that the program can provide inaccurate results if the analysed photographs are too dark, i.e. poorly lit, and also when analyzing digitally enhanced photographs. The resulting accuracy that has been achieved is 99.3%. 