

Određivanje stila umetničke slike

U ovom radu izvršena je klasifikacija stila umetničke slike pomoću tri različita metoda za izračunavanje karakterističnih obeležja (kvantitativne vrednosti koje opisuju izabrane osobine slike). Korišćeni metodi za izračunavanje karakterističnih obeležja su metod pomoću Gausovog filtra, metod pomoću Gaborovog filtra i metod najzastupljenije boje. Izvršeno je poređenje metoda po tačnosti u rešavanju problema klasifikacije. Klasifikovane su slike iz 6 stilova (barok, kubizam, impresionizam, realizam, renesansa i romantizam) na bazi od 4.200 slika, od kojih je 3.000 korišćeno za trening, 600 za test, a 600 za verifikaciju klasifikacije. Za klasifikaciju slika korišćen je kNN klasifikator. Najveća tačnost dobijena je metodom sa Gaborovim filtrom (38%), zatim metodom najzastupljenije boje (30%), a najlošije se pokazao metod pomoću Gausovog filtra (26%). Koristeći podatke koje daju sva tri metoda, dobijena je tačnost od 50%.

Uvod

Stil umetničke slike teško je precizno definisati za ljude, pa samim tim i za mašine, jer iako formalno pripadaju istom pravcu, rade i stvaraju u istom istorijskom periodu, umetnike odlikuje i njihov osoben manir slikanja. S druge strane, mašinama je teško da odrade i zadatke koji su ljudima jednostavni, kao što je prepoznavanje životinje sa slike, te je pokušano da se ovaj problem reši tako što će se kvantifikovati neke karakteristike koje čovek lako uočava, kao što su boja, ivičnost, osvetljenost itd. U tabeli 1 predstavljeni su rezultati tačnosti klasifikacija koje su dobijene u referentnim radovima. Tačnost se ovde definiše kao procenat slika kod kojih je stil dobro određen, odnosno prepoznat.

Da bi se dobio podatak o stilu slike, potrebno je odrediti karakteristike slike na osnovu kojih se vrši klasifikacija. U našem radu karakteristike su dobijene metodama zasnovanim na Gausovom i Gaborovom filtru, kao i metodom najzastupljenije boje. U nekim radovima (Condorovici *et al.* 2013; Condorovici *et al.* 2015) korišćena su baš ova tri seta karakterističnih obeležja. Izračunavanja karakteristika pomoću Gaborovog filtra i metod najzastupljenije boje imitiraju ljudsko poimanje bitnih karakterističnih

Milomir Stefanović (1999), Kragujevac, Obilićeva 4, učenik 1. razreda Prve kragujevačke gimnazije

MENTORI:

Andrej Lojdl, student Fakulteta tehničkih nauka Univerziteta u Novom Sadu

Miroslav Bogdanović, Max Planck Institute for Intelligent Systems, Tübingen, Nemačka

obeležja slike. Karakteristike koje oni daju, kao što su ivičnost, osvetljenje, zastupljena boja, korisne su informacije za potrebnu klasifikaciju (Li i Bao 2010; Zhang *et al.* 2013). Metod pomoću Gausovog filtra ističe osobinu ivičnosti na slici, koja se pokazala kao valjano karakterično obeležje za klasifikaciju stila (Melcher i Cavanagh 2011): npr. u kubizmu ivice su oštre, dok su u ekspresionizmu one dosta blage (Daugman 1985).

U ovom radu izvršena je klasifikacija za 6 stilova (barok, kubizam, impresionizam, realizam, renesansa i romantizam) na bazi od 4200 slika, od kojih je 3000 korišćeno za trening, 600 za test, a 600 za verifikaciju klasifikacije. Slike za bazu preuzete su sa sajta wikiart.com.

Tabela 1. Pregled tačnosti prepoznavanja stila umetničkih slika iz referentnih radova

Rad	Broj stilova	Broj setova karakteristika	Tačnost
Karayev <i>et al.</i> 2013	25	6	47.3%
Condorovici <i>et al.</i> 2013	6	2	66.3%
Condorovici <i>et al.</i> 2015	7	3	72.2%
Shamir <i>et al.</i> 2008	3	11	91%

Hipoteza. U teoriji umetnosti pokazuje se da je ivičnost relevantno karakteristično obeležje za detektovanje stila umetničke slike (Melcher i Cavanagh 2011). Stoga se može pretpostaviti da će metod pomoću filtra raditi bolje od nasumičnog metoda. Nasumični metod (engl. random method) je metod po kom će kompjuter nasumično da bira jedan od n ponuđenih stilova. Šansa da pogodi tačno rešenje je $1/n$, pa se kao tačnost ovog metoda uzima $(1/n) \cdot 100\%$. Pošto se u ovom radu koristi 6 različitih klasa (stilova), tačnost nasumičnog metoda je 16.7%. Filtriranjem Gausovim filtrom i oduzimanjem od originala dobijaju se ivice objekata na slici; sabiranjem tako isfiltrirane slike dobija se informacija o zastupljenosti ovih ivica na analiziranoj slici. Na osnovu rada Condorovici *et al.* (2015) pretpostavlja se da će metod najzastupljenijih boja imati veću tačnost od metoda pomoću Gausovog i Gaborovog filtra.

Metod

Kako bi se odredio stil neke slike, prvo je potrebno kvantifikovati njene karakteristike, odnosno karakterična obeležja, a zatim na osnovu tih karakteristika odrediti kom stilu pripada. Da bi se to uradilo, u cilju dobijanja istih karakteristika sa svih slika, slike je potrebno standardizovati na dimenzije 600×400 piksela (ustanovljeni standard), iako se na taj način mogu izgubiti neke informacije, kao što su npr. prostorne frekvencije. Metodi korišćeni u ovom radu za izračunavanje karakterističnih obeležja pomoću kojih se vrši klasifikacija su:

- 1) metod pomoću Gausovog filtra

- 2) metod pomoću Gaborovog filtra
- 3) metod najzastupljenijih / dominantnih boja (engl. image dominant color features)

Metodi 1) i 2) se oslanjaju na filtriranje slike određenim kernelom filtera. Filtriranje je konvolucija slike kernelom filtera. Filtriranje se vrši po formuli:

$$g(x, y) = \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w h(i, j) f(x-i, y-j)$$

gde je f – slika koja se filtrira, g – izlaz filtriranja, a h – kernel filtra dimenzija $(2w + 1)(2w + 1)$, pri čemu je w broj koji utiče na veličinu kernel filtra.

Klasifikator

Klasifikacija se vrši pomoću kNN metode (engl. k-nearest-neighbor). Kada se odrede karakteristična obeležja na nekoj slici, ta slika se može predstaviti kao tačka u nekom n-dimenzionalnom prostoru. Prvo se u n-dimenzionalnom prostoru postave slike iz trening seta, a zatim se za svaku novu sliku koju je cilj klasifikovati gleda kojim k-tačkama je ona euklidski najbliža. Za klasu slike koju želimo da klasifikujemo uzimamo klasu koja je najzastupljenija. Klasifikatoru se kao argumenti daju: matrica karakterističnih obeležja trening seta, vektor klasa trening seta i matrica karakterističnih obeležja test seta. Izlaz klasifikatora je vektor klasa test seta.

Određivanje karakteristika slike Gausovim filtrom

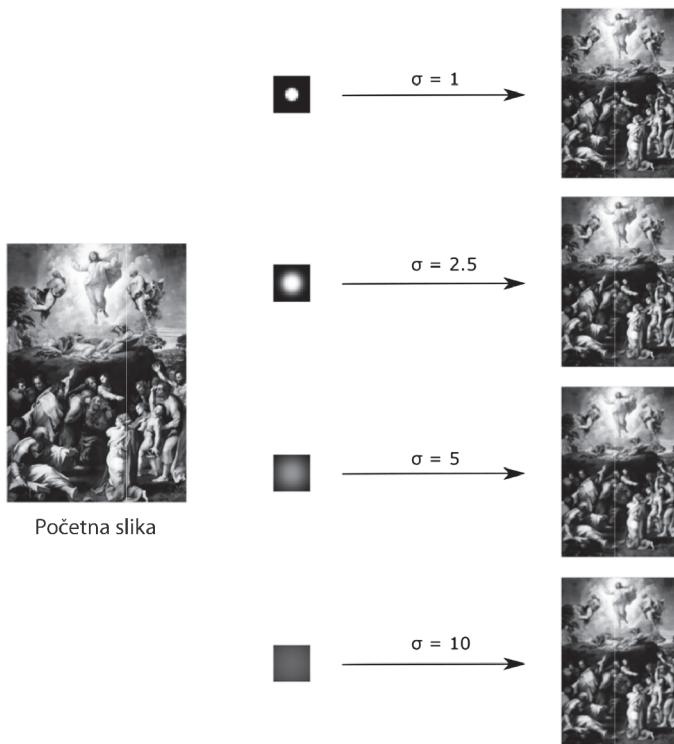
Gausov filter je linearni filter koji se intenzivno koristi u obradi slike. Filterska matrica kreira se pomoću formule 1, koja predstavlja impulsni odziv Gausovog filtra.

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

Filtriranjem slike Gausovim filtrom otklanjaju se ivice sa slike. To su mesta specifična po tome što se na njima javlja veliki prelaz između dve boje, npr. crne i bele, te se za ivice kaže da predstavljaju visoke frekvencije u slici. Teorija umetnosti pokazuje da je ivičnost relevantno karakteristično obeležje za detektovanje stila umetničke slike, pa se iz tog razloga koristi metod pomoću Gausovog filtra (Melcher i Cavanagh 2011).

Pomoću formule 1 vrši se kreiranje Gausove filter matrice kojom se vrši filtracija na prethodno opisan način. Na slici 1 prikazano je kako izgledaju Gausovi filtri različitih standardnih devijacija i kako ti filtri utiču na izlaz filtriranja.

Slika je filtrirana Gausovim filtrom različitih standardnih devijacija (od 0.1 do 5.1 za po korak od 0.1) pri konstantnoj veličini filter matrice (15×15 piksela). Na taj način dobijeno je 50 karakteristika za jednu sliku. Zatim se sumira vrednost slike pri datoj standardnoj devijaciji i od te

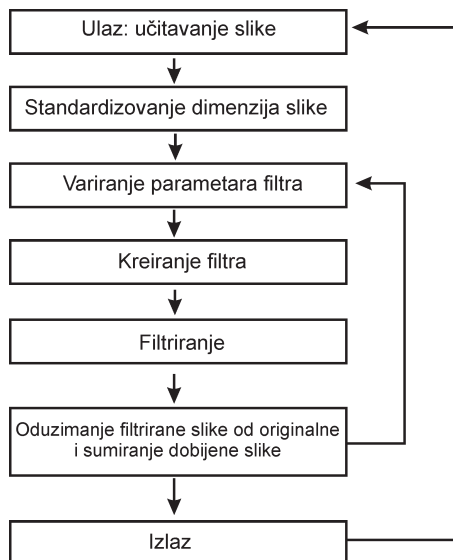


Slika 1.
Početna slika i slike filtrirane Gausovim filtrom različitih standardnih devijacija

Figure 1.
Input image and images filtered with Gaussian filters with different standard deviations

vrednosti oduzimaju se vrednosti sume originalne slike. Ovaj postupak se ponavlja za sve slike.

Na slici 2 prikazana je blok šema izračunavanja karakterističnih obeležja slike pomoću Gausovog filtra.



Slika 2.
Blok šema metoda pomoću Gausovog filtra

Figure 2.
Block diagram of a method using the Gaussian filter

Određivanje karakteristika slike Gaborovim filtrom

U obradi slike Gaborov filter je linearni filter koji se koristi za detekciju ivica. Za razliku od Gausovog filtra, koji je opisan samo sa jednim parametrom (standardnom devijacijom), Gaborov filter je opisan još talasnom dužinom i orijentacijom. Talasnom dužinom definiše se polje u kom filter traži ivicu, a orijentacijom – pod kojim uglom filter ovu ivicu traži. U prostornom domenu Gaborov filter je Gausova funkcija modulirana sinusoidom kao u formuli 2:

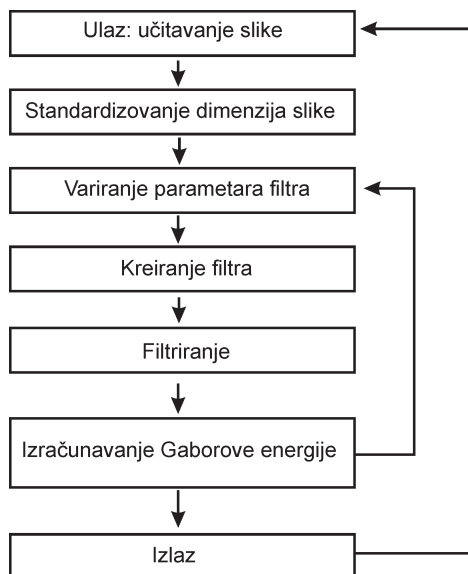
$$g(x', y', \lambda, \theta, \sigma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \cos 2\pi \frac{x'}{\lambda} \quad (2)$$

gde je x – rastojanje po x-osi od centra matrice, y – rastojanje po y-osi od centra matrice, θ – orijentacija, λ – talasna dužina, σ – standardna devijacija, $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$, $y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$.

Gaborov filter koristi se za izračunavanje intenziteta ivica, te se ova osobina Gaborovog filtra može koristiti za izračunavanje ivičnosti slike. Gaborovi filtri pomažu da se ta oština ivica kvantifikuje i da se tako bolje oponaša ljudski doživljaj slike i po pitanju analize konture. Gaborov filter takođe daje sliku sa elementima koje koristi ljudska percepcija i kao takav je pogodan za klasifikaciju stila slike (Zhang *et al.* 2013).

Na slici 3 prikazana je blok šema za izračunavanje karakterističnih obeležja slike pomoću Gaborovog filtra.

Slika se prvo standardizuje na dimenzije 600×400 piksela. Zatim, za tri različite standardne devijacije (6.5, 7 i 7.5) i 8 različitih orijentacija (45, 90, 135, 180, 225, 270, 315 i 360 stepeni) potrebno je odrediti vrednost srednje količine boje (formula 3) pri tim koeficijentima, kao i vrednost Gaborove energije (formula 4):



Slika 3.
Blok šema metoda pomoću Gaborovog filtra

Figure 3.
Block diagram of a method using the Gabor filter

$$\mu_{mn} = \frac{E(m, n)}{P \times Q} \quad (3)$$

$$\sigma_{mn} = \frac{\sqrt{\sum_x \sum_y (|G_{mn}(x, y) - \mu_{mn}|)^2}}{P \times Q} \quad (4)$$

gde je μ_{mn} – srednja vrednost boje na slici, E_{mn} – suma svih vrednosti slike G dimenzija $M \times N$, P – širina slike, Q – visina slike, G_{mn} – filtrirana slika dimenzija $M \times N$, σ_{mn} – vrednost Gaborove energije.

Na ovaj način dobijeno je $2 \times 3 \times 8 = 48$ karakterističnih obeležja slike: 3 standardne devijacije, 8 orijentacija, 2 vrednosti dobijene formulama (3) i (4).

Određivanje karakteristika slike metodom najzastupljenije boje

Najbitniji parametar koji opisuje neku sliku, bila ona umetnička ili ne, je boja (Melcher i Cavanagh 2011). Slikari su bojom izražavali svoje emocije, doživljaje i shvatanja, koja su za isti period u slikarstvu bila slična. Za svaki period u istoriji umetnosti bili su karakteristični različiti tonovi boja. Na primer, u realizmu su dominirale veoma svetle boje, u baroku je bila više zastupljena crna boja, a u romantizmu su slike bile veoma slabo zasićene. Iz tog razloga razmatra se najzastupljenija boja kao pogodna karakteristika za klasifikaciju stila slike (Li i Bao 2010). Pošto su korisnije informacije o zasićenosti, nijansama i vrednosti boje nego o količini crvene, zelene i plave, slika se konvertuje u HSV sistem boja (engl. Hue, Saturation and Value color system). Prolazom kroz sliku određuju se tri najzastupljenije boje (dominantne boje), kao i njene procentualne zastupljenosti u slici.

Na slici 4 prikazana je blok šema za izračunavanje karakterističnih obeležja slike pomoću metoda najzastupljenije boje.

Implementacija ovog metoda može se podeliti u sledeće korake:

I HSV prostor boja. HSV prostor boja se razlikuje od standardnog RGB sistema boja u tome što se kao argumenti svake boje daju osvetljenost, zasićenost i nijansu (predstavljena uglom) boje, dok se u RGB sistemu svaka boja opisuje sa količinom crvene, zelene i plave boje. Ovakav sistem bolje opisuje ljudsko poimanje boje, jer je gledaocu intuitivnije da neku boju opiše kao svetliju ili zasićeniju, nego da se u njoj nalazi više zelene ili plave boje.

II Algoritam rasta regiona (engl. region growing algorithm). Podela slike na regione dimenzija p^2 piksela. Zbog što manjeg oštećenja ivica poželjno je uzeti p između 1 i 5 (promenljiva p obrnuto je srazmerna tačnosti algoritma). U ovom radu uzeto je da je $p = 3$ zbog predugog izračunavanja karakterističnih obeležja za vrednosti $p = 1$ (zapravo, kad je $p = 1$ regioni ne postoje već samo pikseli) i $p = 2$.

Spajanje regiona. Ako je razlika dva posmatrana regiona manja od $\sqrt{5}/19$ (Li i Bao 2010), regioni se spajaju u jedan, a boja se računa sa težin-



Slika 4.
Blok šema metoda najzastupljenije boje

Figure 4.
Block diagram of a dominant color method

skim faktorima nove boje, gde težine predstavljaju broj piksela koji pripadaju datom regionu. Kada se oboji region slične boje, ponavlja se korak 2 dok se ne obiđe cela slika.

III Metod izdvajanja dominantne boje. Kada se prođe kroz celu sliku, pokušava se spajanje regiona. Naravno, uz uslov da su boje regiona slične. Boje regiona su slične ako se njihove numeričke vrednosti razlikuju za manje od $\sqrt{5}/19$ (Li i Bao 2010). Regioni se spajaju po formulama:

$$H = \frac{h_1 n_1 + h_2 n_2}{n_1 + n_2}$$

$$S = \frac{s_1 n_1 + s_2 n_2}{n_1 + n_2}$$

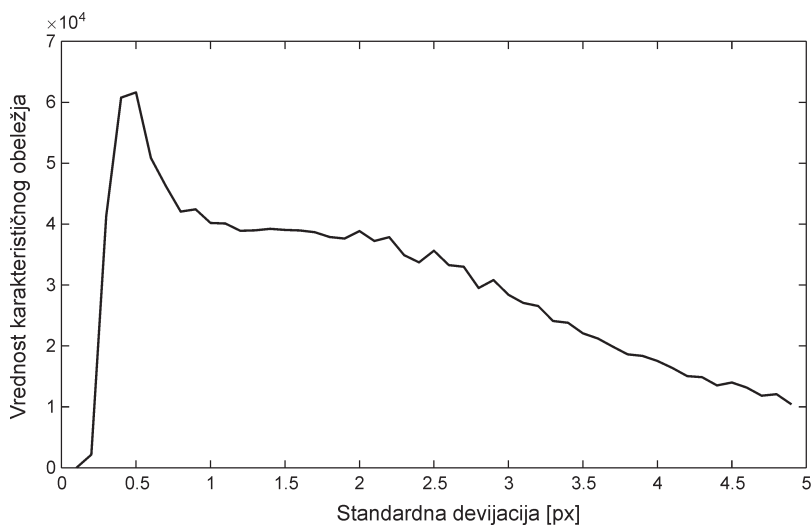
$$V = \frac{v s_1 n_1 + v_2 n_2}{n_1 + n_2}$$

gde je h_i – H vrednost i -tog regiona, s_i – S vrednost i -tog regiona, v_i – V vrednost i -tog regiona, H , S , V – nove H, S i V vrednosti regiona. Ako region zauzima više od 5% slike, on se proglašava za dominantni region, a njegova boja za dominantnu boju.

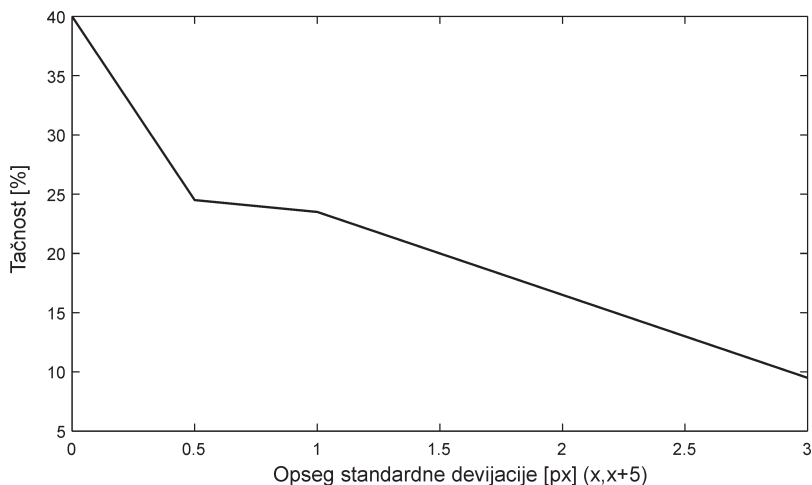
Za svaku sliku uzimaju se 3 dominantna regiona (Li i Bao 2010), a za svaki region postoje 4 vrednosti – H, S i V vrednosti, kao i udeo površine regiona u odnosu na celu sliku. Tako se za svaki region računa po 12 karakterističnih obeležja. Ako postoji manje od tri dominantne boje, za vrednosti površine i boja preostalih regiona uzima se nula.

Određivanje optimalnih koeficijenata

Pošto su prethodni metodi za izračunavanje karakterističnih obeležja opisani pomoću koeficijenata metoda (kod Gausovog filtra standardna devijacija, kod Gaborovog standardna devijacija, talasna dužina i orijentacije, a kod metoda najzastupljenije boje parametar p) javlja se problem optimizacije metoda. Naime, postavlja se pitanje koji koeficijenti su optimalni. Pošto se za koeficijent može uzeti bilo koji realni broj, potrebno je ograničiti interval u kom se optimalni koeficijent traži. U daljem tekstu opisano je kako su u ovom radu određeni koeficijenti za izračunavanje karakterističnih obeležja i kako ti koeficijenti utiču na tačnost algoritma. Kao baza za izračunavanje optimalnih koeficijenata uzet je test, na osnovu čega su izabrane optimalne vrednosti koeficijenata (slike 5-8), koji su primenjeni na validacioni set.



Slika 5.
Grafik zavisnosti vrednosti karakteristike od standardne devijacije kod Gausovog filtra



Slika 5.
Feature value versus standard deviation of the used Gaussian filter

Slika 6.
Grafik zavisnosti tačnosti od opsega standardne devijacije kod Gausovog filtra

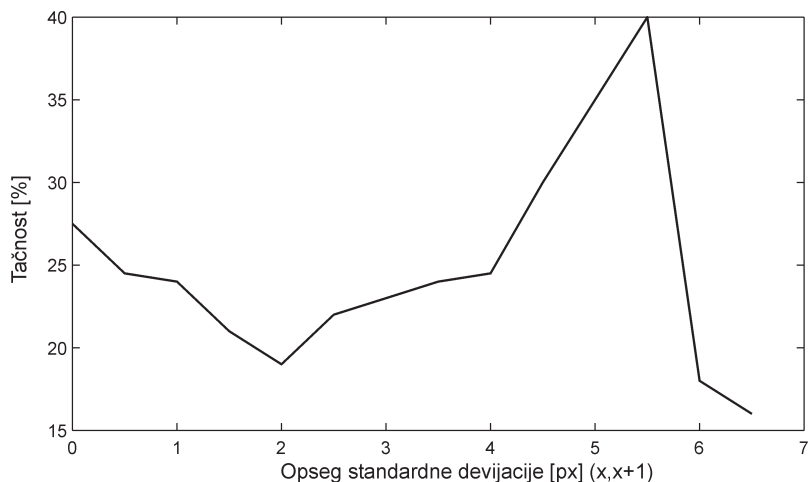
Slika 6.
Accuracy versus standard deviation of the used Gaussian filter

Određivanje optimalnih koeficijenata Gausovog filtra

Jedini parametar koji opisuje Gausov filter je standardna devijacija. Na slici 5 može se očitati zavisnost vrednosti karakteristike od standardne devijacije. Može se zaključiti da za velike vrednosti standardne devijacije vrednost karakteristike postaje približno konstanta koja teži nuli. Iz tog razloga dalje se diskutuje standardna devijacija od 0 do 7.5, sa korakom od 0.5. Na osnovu slike 5, kao i na osnovu prethodno navedenog razloga da je potrebno izabrati 50 različitih standardnih devijacija, može se zaključiti da je optimalan interval standardnih devijacija od 0.5 do 5.

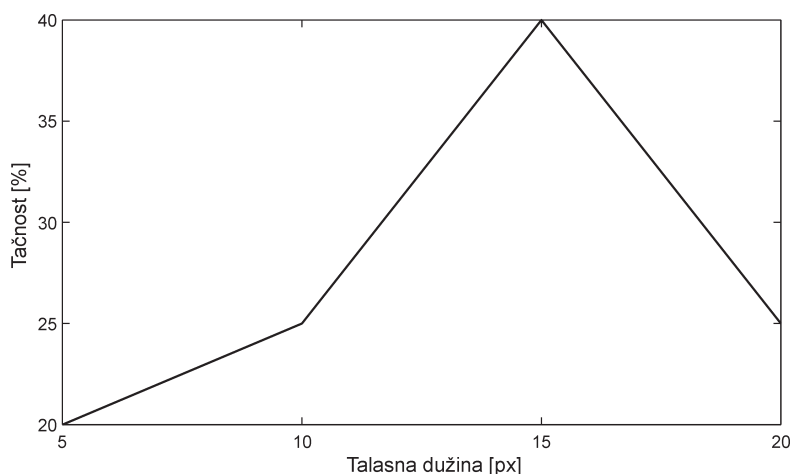
Određivanje optimalnih koeficijenata Gaborovog filtra

Koeficijenti koje je potrebno varirati u ovom metodu su standardna devijacija i talasna dužina. Za ispitivanje standardne devijacije uzet je interval od 0 do 8, zato što se na slici 7 uočava opadajući trend posle intervala



Slika 7.
Grafik zavisnosti tačnosti od opsega standardne devijacije kod Gaborovog filtra

Figure 7.
Accuracy versus wavelength of the used Gabor filter



Slika 8.
Grafik zavisnosti tačnosti od talasne dužine kod Gaborovog filtra

Figure 8.
Accuracy versus wavelength of the used Gabor filter

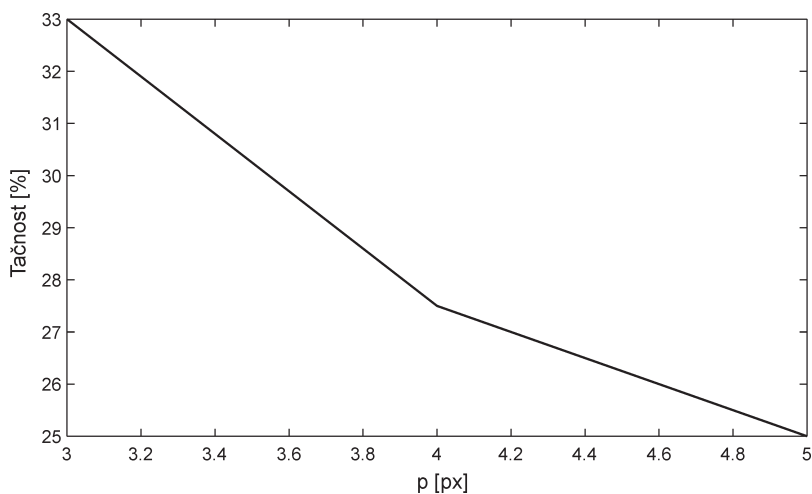
standardnih devijacija od 6 do 7. Intervali u kojima se ispituje tačnost se varira za po korak od 0.5. Talasna dužina se varira od 0 do 20 za po korak od 5 (Zhang *et al.* 2008). Analizom tačnosti pri variranju parametara (slike 7 i 8) izabran je opseg 5.5–6.5 piksela za standardnu devijaciju i 15 piksela za talasnu dužinu. Na osnovu slike 8 zaključuje se da je optimalan izbor koeficijentata po datom pravilu 6.5-7.5 za standardnu devijaciju i 15 za talasnu dužinu jer je pri tim koeficijentima tačnost najveća.

Metod najzasupljenije boje

Parametar koji je potrebno varirati jeste p i za p je potrebno uzeti interval od 0 do 5 (Li i Bao 2010). Zbog jako dugog vremenskog izvršavanja ispitivan je koeficijent p u opsegu od 3 do 5. Sa slike 9 može se videti da je optimalno p iznosi upravo 3. Moguće je da bi za $p < 3$ tačnost bila veća, ali te vrednosti nisu uzete u razmatranje zbog predugog vremena izvršavanja.

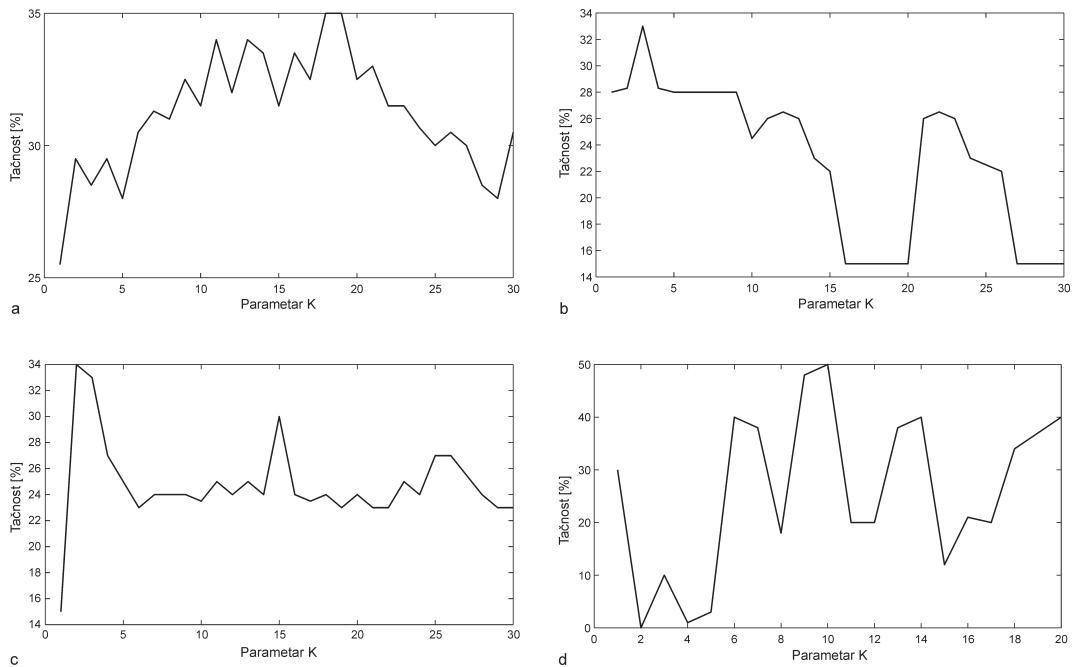
Klasifikator

Pošto od broja susednih tačaka koje se posmatraju u klasifikaciji zavisi tačnost klasifikacije, određeni su grafici zavisnosti tačnosti od broja susednih tačaka za svaki od korišćenih metoda, kao i za slučaj kada se sve tri metode zajedno koriste (slika 10). Izbor je urađen na nezavisnom setu od 600 fotografija koje se ne nalaze ni u test setu ni u trening setu. Na osnovu dobijenih grafika određen je broj susednih tačaka za kNN klasifikator. Kada se odredi k na test setu, vrši se validacija klasifikacije na validacionom setu.



Slika 9.
Grafik zavisnosti tačnosti od parametra p kod metoda najzasupljenije boje (p^2 – veličina regiona)

Figure 9.
Dominant color method: accuracy versus region size (p^2 is region area)



Slika 10. Grafik zavisnosti tačnosti kNN klasifikatora od parametra k kod: a) metoda pomoću Gausovog filtra, b) metoda pomoću Gaborovog filtra, c) metoda najzastupljenije boje, d) svih metoda zajedno.

Figure 10. Accuracy using different features versus the kNN parameter k : a) Gaussian filter features, b) Gabor filter features, c) dominant color features, d) all features combined.

Rezultati

Metodi izračunavanja karakterističnih obeležja slika su testirani na trening bazi i ovi rezultati navedeni su u tabelama 2-5. Takođe, ispitano je kakvi su rezultati ako se koriste sve dobijene karakteristike. Na osnovu tako izračunatih karakterističnih obeležja slike izvrši se klasifikacija. U matrici konfuzije kolone predstavljaju primere klasifikovanih stilova, dok se u redovima nalaze instance stvarnih stilova. Svako polje nosi informaciju o broju slika date kolone, koje su prepoznate kao slike stila navedenog u datom redu. Barok, kubizam, impresionizam, realizam, renesansa i romanizam su redom označeni brojevima od 1 do 6.

Rezultati su prikazani na test, trening i validacionom setu. Osnovna razlika između test seta i validacionog seta jeste što su rezultati na test setu dobijeni na slikama na kojima su određivani optimalni parametri, a rezultati na validacionom setu na nezavisnom setu slika. Stoga, rezultati na validacionom setu predstavljaju konačan rezultat predloženih algoritama.

Na rezultatima na trening setu primećena je tačnost veća od 90%, sem u metodu najzastupljenije boje. Pretpostavlja se da je tačnost manja od 90% jer su karakteristična obeležja nekih stilova veoma slična, ali se ovaj metod ipak pokazao kao najbolji klasifikator na nepoznatim podacima. Takođe, primećeno je da se kod Gausovog filtra najviše mešaju kubizam i romantizam, zato što se kod ovih stilova nisu naglašavale ivice, nego boje. Kod metoda pomoću Gaborovog filtra najveće mešanje je bilo između realizma i romantizma. Naime, ova dva pravca došla su jedan za drugim, mnogi umetnici stvarali su u oba perioda, te su jedno vreme ova dva pravca bila veoma slična. Takođe, u vreme realizma bilo je i dalje romantičarskih slikara. Većih mešanja između dva stila kod metoda najzastupljenije boje nije postojalo, ali su takođe primećena znatna odstupanja od tačne klase.

U tabelama 2, 3, 4 i 5 prikazane su matrice konfuzija za trening i validacioni set kNN klasifikatora pri optimalnom parametru k za karakteristična obeležja na bazi Gausovog filtra, Gaborovog filtra, najzastupljenije boje i kombinacijom sva tri seta karakterističnih obeležja.

Tabela 2. Tačnost metoda pomoću Gausovog filtra ($k = 20$)

Trening test							Validacioni set						
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6	
1	490	2	8	0	0	0	1	20	32	14	2	0	32
2	12	478	6	2	1	1	2	67	31	0	3	0	3
3	15	2	483	0	0	0	3	18	0	22	2	0	58
4	0	20	6	472	0	2	4	4	8	3	31	6	48
5	21	0	4	0	473	2	5	38	0	2	0	3	57
6	22	0	4	1	1	472	6	5	5	2	0	34	52
						95.6							26.5

Tabela 3. Tačnost metoda pomoću Gaborovog filtra ($k = 3$)

Trening test							Validacioni set						
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6	
1	498	0	0	2	0	0	1	42	11	14	1	6	26
2	0	498	1	1	0	0	2	1	35	18	28	10	8
3	0	0	499	0	0	1	3	0	3	27	0	14	56
4	0	0	3	495	0	2	4	0	3	54	25	7	11
5	1	2	3	2	490	2	5	21	1	15	1	62	0
6	5	0	1	0	4	490	6	0	15	10	7	33	35
						99.0							37.7

Tabela 4. Tačnost metoda pomoću metoda najzastupljenije boje ($k = 4$)

Trening test							Validacioni test						
	1	2	3	4	5	6		1	2	3	4	5	6
1	391	24	18	19	23	25	1	43	18	15	7	13	4
2	110	302	23	23	19	23	2	24	37	18	6	10	5
3	94	71	251	25	32	27	3	19	8	42	10	12	8
4	78	67	63	224	36	32	4	21	19	23	15	12	10
5	81	74	41	43	231	30	5	28	21	11	9	22	9
6	77	63	37	22	50	253	6	29	14	14	12	10	21
						55.1							30.0

Tabela 5. Tačnost svih metoda zajedno, trening i validacioni set ($k = 10$)

Trening test							Validacioni test						
	1	2	3	4	5	6		1	2	3	4	5	6
1	277	37	47	38	51	50	1	53	11	9	12	9	6
2	79	224	56	55	44	42	2	18	50	6	6	15	5
3	70	66	262	39	29	34	3	9	12	43	9	13	14
4	57	20	42	312	39	30	4	13	10	13	44	13	7
5	73	70	60	43	227	27	5	10	4	12	1	70	3
6	82	63	51	39	37	228	6	13	15	16	6	8	42
						51.0							50.3

Tabela 6. Tačnosti svih kombinacija metoda na trening, test i validacionom setu

	Trening	Test	Validacija
Gaus	95.6	35	26.5
Gabor	99	32	37.7
MNB	55.07	34.67	30
Gaus+Gabor	98	40.33	40.5
Gaus+MNB	68.5	43.5	33.3
Gabor+MNB	46.67	42.5	45.5
SVE	51	52.5	50.3

Zaključak

Rezultati pokazuju da su svi prikazani metodi bolji od nasumičnog, čime je potvrđen prvi iskaz u hipotezi. Metod najzastupljenije boje ima veću tačnost od metoda pomoću Gausovog filtra, čime je potvrđen drugi iskaz u hipotezi. Međutim, Gaborov filter daje veću tačnost od metode najzastupljenije boje, što je suprotno od trećeg iskaza u hipotezi. Pretpostavlja se da je tačnost metode najzastupljenije boje niža od referentne literature jer je odbačena mogućnost korišćenja parametra $p = 1$ i $p = 2$. Ovi parametri nisu razmatrani zbog vremena izvršavanja trening algoritma.

Predloženo rešenje sa karakterističnim obeležjima pomoću Gausovog filtra, koje se ne pojavljuje u referentnoj literaturi, ima najmanju tačnost. Međutim, i pored toga, pozitivno utiče na ukupnu tačnost u kombinaciji sa drugim karakterističnim obeležjima (najviše 4.7%, najmanje 2.8%). U referentnim radovima za tačnost algoritma navode se vrednosti između 65% i 75% za klasifikaciju 6 stilova. U ovim radovima koristi se između 2 i 11 setova različitih karakterističnih obeležja pomoću kojih se klasifikuju slike (npr. 6 setova u radu Karayev *et al.* 2013). Algoritam se dalje može unaprediti dodavanjem novih karakterističnih obeležja ili korišćenjem drugog klasifikatora.

Literatura

- Condorovici R. G., Corneliu F., Vranceanu R., Vertan C. 2013. Perceptually-Inspired Artistic Genre Identification System in Digitized Painting Collections. U *Proc. Scandinavian Conference on image analysis (SCIA) 2013* (ur. J.-K. Kämäräinen i M. Koskela). Springer, str. 687-696.
- Condorovici R. G., Corneliu F., Vertan C. 2015. Automatically Classifying Paintings with Perceptual Inspired Descriptors. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **26**: 222.
- Daugman J. 1985. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. *Journal of the Optical Society of America A*, **2** (7): 1160.
- Van Gemert J. C. 2009. Exploiting Photographic Style for Category-Level Image Classification by Generalizing the Spatial Pyramid U *Proc. International Conference on Multimedia Retrieval (ICMP)*. New York, Article 14.
- ImageProcessingBasics.com. <http://www.imageprocessingbasics.com/image-convolution-lters/>
- Li A., Bao X. 2010. Extracting Image Dominant Color Features Based on Region Growing. U *Web Information Systems and Mining (WISM) on International Conference in Sanya 2010*. Sanya: IEEE, str. 120-123.

Karayev S., Trentacoste M., Han H., Agarwala A., Darrell T., Hertzmann H., Winnemoeller H. 2013. Recognizing Image Style. U *Proceedings British Machine Vision Conference* (ur. M. Valstar *et al.*). Nothingem: BMWA Press.

Melcher D., Cavanagh P. 2011. Pictorial cues in art and in visual perception. U *Art and the senses* (ur. F Bacci i D. Melcher). Oxford University Press, str. 359-394.

Shamir L., Macura T., Orlov N., Eckley D. M. E., Goldenbergs I. G. 2010. Impressionism, Expressionism, Surrealism: Au-tomated Recognition of Painters and Schools of Art. *ACM Transactions on Applied Perception*, 7 (2): Article 8.

Wikiart - <http://www.wikiart.com>

Zhang D., Wong A., Indrawan M., Lu G. 2013, Content-based Image Retrieval using Spatial-color and Gabor Texture on a Mobile Device. *ComSIS*, 10 (2): 807.

Milomir Stefanović

Classification of Paintings Styles

This paper examines feature comparison as a basis for painting style classification. Accuracy was compared for three feature types: Gaussian filter method, Gabor filter method and dominant color method. The dataset consisted of 4200 paintings in 6 styles (baroque, cubism, impressionism, realism, renaissance and romanticism). The dataset was split into 3 parts: training (72%), test (14%) and validation (14%). Features were classified using a kNN algorithm. The best accuracy was obtained using the Gabor filter (38%), followed by the dominant color method (30%), while the Gaussian filter performed the worst (26%). Using all the features for classification simultaneously results in an accuracy of 50%.

