

Primena dvonivovskog algoritma za detekciju ivica modelovanog u Nadgrađenoj Petri-mreži

Perica Štrbac, Vukman Korać, Miloš Pejanović

Apstrakt—U radu je predložen dvonivovski algoritam za detekciju ivica. Prvi nivo obuhvata: transformaciju slike u boji u sivu sliku, razvlačenje kontrasta, primenu Gausovog zamućenja i primenu dvostrukog praga. Drugi nivo obuhvata delove Kanijevog algoritma: računanje gradijenta, potiskivanje nemaksimuma te zadržavanje piksela jakih ivica i piksela slabih ivica koje su povezane sa jakim ivicama. Model predloženog algoritma je modelovan u Nadgrađenim Petri-mrežama (UPN - eng. Upgraded Petri-nets), a onda je model transformisan u konkretan računarski program. Prikazani su eksperimentalni rezultati primene predloženog algoritma nad odabranim skupom slika i poređenja sa Kanijevim algoritmom.

Ključne reči—detekcija ivica; razvlačenje kontrasta, Kani, Nadgrađene Petri-mreže.

I. UVOD

Izdvajanje ivica iz slike, u cilju vršenja računarske interpretacije i dalje analize slike, ima značajnu primenu u različitim oblastima, kao što su analiza satelitskih snimaka, analiza medicinskih snimaka, identifikacija u sistemima za razvrstavanje pošte, navođenje projektila u vojnim primenama, itd [1].

U ovom radu je urađena eksperimentalna primena dvonovovskog algoritma nad skupom odabranih satelitskih slika koje su javno dostupne sa različitih satelita. Cilj eksperimenta je da se varijacijom ulaznih parametara po fazama dvonivovskog algoritma dobije optimalna slika ivica iz slike.

Algoritam smo izveli u dva nivoa. Prvi nivo obuhvata pripremu slike za lakše određivanje piksela koji pripadaju ivicama i drugi koji selektuje piksele koji pripadaju jakim ili su povezani sa jakim ivicama.

Za modelovanje, simulaciju i analizu koristili smo Nadgrađene Petri-mreže, a za eksperimente softverski program koji je dobijen transformacijom pripadnog UPN modela [2].

Skup slika koje smo koristili u eksperimentima su javno dostupne slike snimljene sa satelita: Kanopus V1, Landsat 8, UK-DMC2, Aster, LANDSAT 7 ETM+, Ikonos i QuickBird.

Perica Štrbac – Odsek Visoka škola elektrotehnike i računarstva, Akademija tehničko-umetničkih strukovnih studija u Beogradu, Vojvode Stepe 283, 11000 Beograd, Srbija (e-mail: pericas@viser.edu.rs).

Vukman Korać – Odsek Visoka škola elektrotehnike i računarstva, Akademija tehničko-umetničkih strukovnih studija u Beogradu, Vojvode Stepe 283, 11000 Beograd, Srbija (e-mail: vukmank@viser.edu.rs).

Pejanović Miloš – Odsek Visoka škola elektrotehnike i računarstva, Akademija tehničko-umetničkih strukovnih studija u Beogradu, Vojvode Stepe 283, 11000 Beograd, Srbija (e-mail: pejanovicm@viser.edu.rs).

II. DVONIVOVSKI ALGORITAM ZA DETEKCIJU IVICA

Predloženi dvonivovski algoritam za detekciju ivica uključuje kao što sledi:

- prvi nivo obuhvata učitavanje slike u boji sa tri kolorne ravni i njenu transformaciju u sivu sliku sa jednom (sivom) ravni, primenu razvlačenja kontrasta (eng. contrast stretching) sive slike, delovanje Gausovog zamućenja (eng. Gaussian blur) nad novodobijenom slikom te primenu dvostrukog praga (eng. threshold) nad zamućenom slikom;
 - drugi nivo obuhvata računanje gradijenta prema pikselima slike koja je rezultat prvog nivoa, potiskivanje nemaksimuma, zadržavanje piksela jakih ivica te zadržavanje piksela slabih ivica koje su povezane sa jakom ivicom.
- Drugi nivo pripada delovima Kanijevog (eng. Canny) algoritma za detekciju ivica [3].

A. Transformacija slike u boji u sivu sliku

Transformacija slike u boji u sivu sliku urađeno je korišćenjem sledeće formule:

$$P_g(x,y) = k_r \cdot P_r(x,y) + k_g \cdot P_g(x,y) + k_b \cdot P_b(x,y) \quad (1)$$

gde su:

$P_g(x,y)$ – vrednost piksela sive slike na poziciji x,y ;

$P_r(x,y)$, $P_g(x,y)$, $P_b(x,y)$ – R, G i B vrednosti piksela slike u boji na poziciji x,y , respektivno;

k_r , k_g , k_b – koeficijenti učešća R, G i B vrednosti piksela slike u boji u izračunavanju pripadnog piksela sive slike, pri čemu $k_r+k_g+k_b=1.0$.

Za kreiranje sive slike može se koristiti aritmetička sredina R, G i B vrednosti datog piksela što znači da su vrednosti koeficijenata $k_r = k_g = k_b = 1/3$. Za dobijanje sive slike koja je bolja za percepciju ljudskim okom koriste se vrednosti $k_r=0.299$, $k_b=0.587$ te $k_b=0.114$, čime se forsira učešće zelene komponente piksela slike u boji u računanju pripadnog sivog piksela [4].

B. Razvlačenje kontrasta sive slike

Razvlačenje kontrasta slike urađeno je korišćenjem sledeće formule:

$$P_o(x,y) = (P_i(x,y) - \min_i) \cdot \left(\frac{\max_o - \min_o}{\max_i - \min_i} + \min_o \right) \quad (2)$$

gde su:

$P_o(x,y)$ - vrednost izlaznog piksela na koordinatama x,y ;

$P_i(x,y)$ - vrednost ulaznog piksela na koordinatama x,y ;

\min_i - minimalna vrednost piksela u ulaznoj slici;

\max_i - maksimalna vrednost piksela u ulaznoj slici;

\min_o - minimalna vrednost piksela u izlaznoj slici;

\max_o - maksimalna vrednost piksela u izlaznoj slici.

Korišćenjem razvlačenja kontrasta od slike koja je zamućenija npr. slika u magli dobiće se slika koja ima više razlučivih detalja [5].

C. Gausovo zamućenje

Gausovo zamućenje je urađeno korišćenjem sledeće formule:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

gde su:

$G(x,y)$ – vrednost Gausovog kernela u poziciji x,y

x, y – koordinate ćelije u kernelu

σ - disperzija

e – Ojlerov broj ($\approx 2,718$)

π - Ludolfov broj ($\approx 3,141$)

Gausovo zamućenje je nelinearno i daje kao rezultat glatko zamućenje [6].

D. Dvostruki prag

Dvostruki prag je realizovan prema formuli:

$$P_g(x, y) = \begin{cases} 0, P_g(x, y) \leq th_low \\ 255, P_g(x, y) \geq th_high \\ P_g(x, y), th_low < P_g(x, y) < th_high \end{cases} \quad (4)$$

gde su:

$P_g(x,y)$ – vrednost intenziteta piksela sive slike na koordinatama x, y .

x,y – koordinate piksela sive slike

th_low – vrednost donjeg praga

th_high – vrednost gornjeg praga

Dvostruki prag je podesan za izdvajanje više objekata na slici u odnosu na pozadinu.

E. Računanje gradijenta

Računanje gradijenta obuhvata računanje intenziteta gradijenta kao i smeru gradijenta što je dato sledećim formulama [7]:

$$|\nabla I| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (5)$$

$$\varphi = \arctg\left(\frac{\frac{\partial I}{\partial y}}{\frac{\partial I}{\partial x}}\right) \quad (6)$$

gde su:

$|\nabla I|$ - intenzitet gradijenta

$\frac{\partial I}{\partial x}$ – parcijalna derivacija po x

$\frac{\partial I}{\partial y}$ – parcijalna derivacija po y

φ - smer gradijenta

Podaci o intenzitetu i smeru gradijenta za svaku tačku slike su potrebni za potiskivanje nemaskimuma.

F. Supresija nemaksimuma

Supresija nemaksimuma ostavlja gradijent za dati piksel ako je njegova vrednost veća od gradijenta oba susedna piksela gledano prema smeru gradijenta za dati piksel. Ako prethodno nije zadovoljeno intenzitet gradijenta za dati piksel postavljamo na nulu.

G. Zadržavanje piksela jakih ivica

Postavljaju se dva praga za prihvatanje piksela ivica: $weak_th$ za piksele slabih ivica i $strong_th$ za piksele jakih ivica. Ako je gradijent datog piksela veći od $strong_th$ onda takav piksel pripada jakoj ivici i biće zadržan [3].

H. Zadržavanje piksela slabih ivica koji su povezani sa jakim ivicom

Ako su za piksel koji ne pripada jakoj ivici vrednosti gradijenta svakog njegovog susednog piksela veće od $weak_th$ onda će takav piksel biti zadržan [3].

III. UPN MODEL PREDLOŽENOG ALGORITMA

UPN je uređena devetorka kao što sledi:

$$C = (P, T, F, B, \mu, \theta, TF, TFL, PAF)$$

gde su:

$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, n > 0$ - konačan neprazan skup mesta p_i ;

$T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_m\}, m > 0$ - konačan neprazan skup prelaza t_j ;

$F: T \times P \rightarrow N_0$ - ulazna funkcija;

$B: T \times P \rightarrow N_0$ - izlazna funkcija;

$\mu: P \rightarrow N_0$ - funkcija markiranja;

$\theta: T \times N_0 \rightarrow [0, 1]$ - vremenska funkcija;

$TF: T \rightarrow A$ - funkcija prelaza;

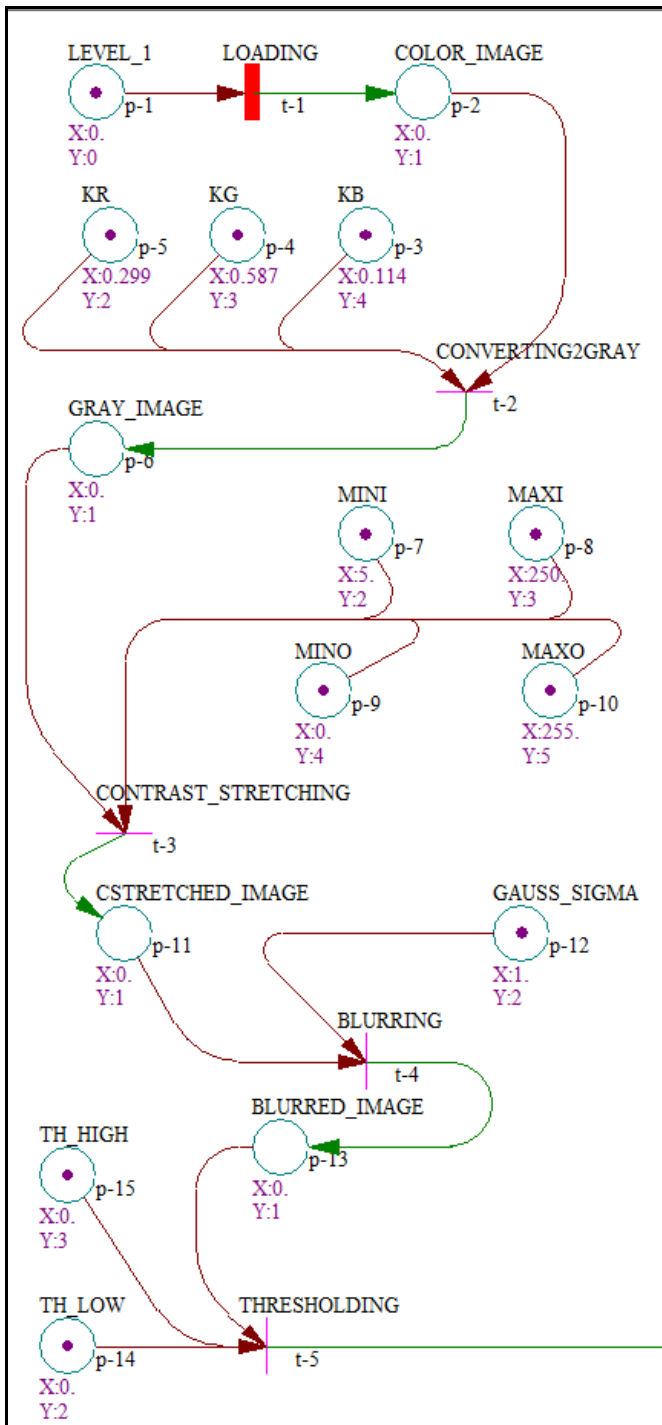
$TFL: T \rightarrow N_0$ - funkcija nivoa paljenja prelaza;

$PAF: P \rightarrow (x, y)$ - funkcija atributa mesta;

Za detalje o modelovanju, simulaciji i analizi pomoću Nadgrađenih Petri-mreža videti referencu [2].

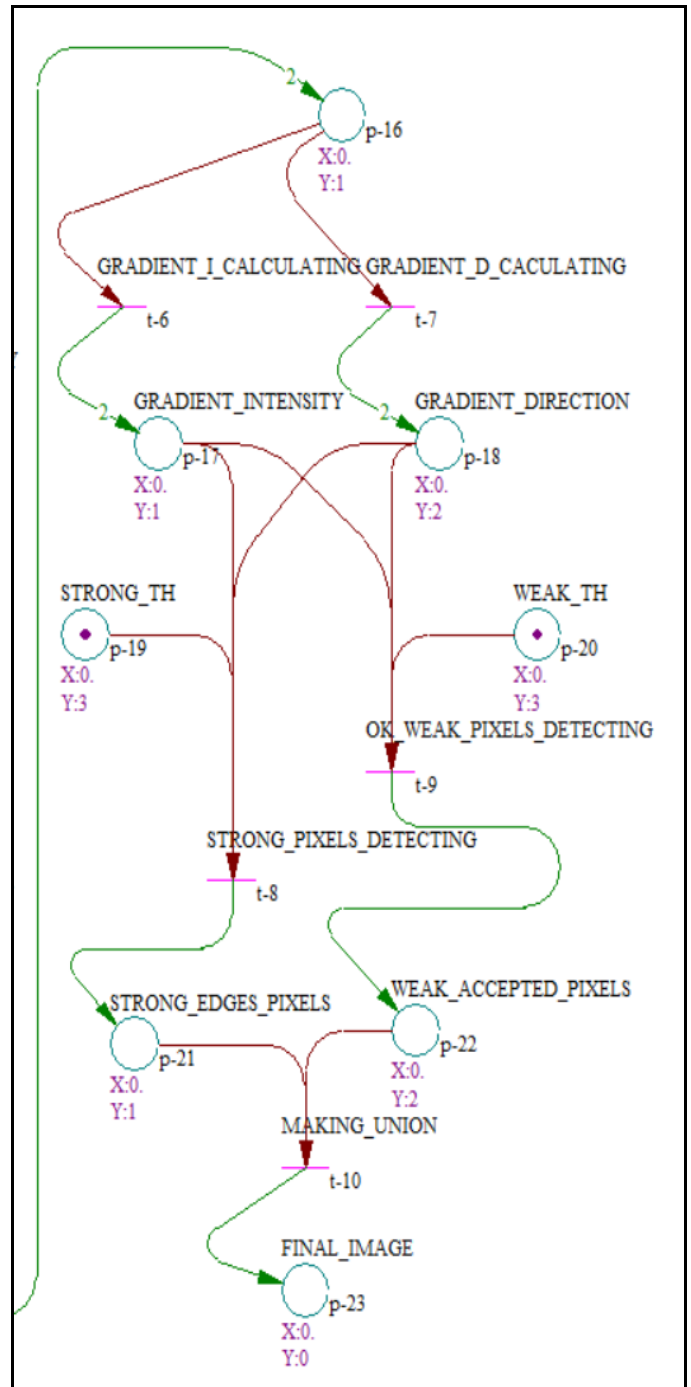
Na slikama 1 i 2 prikazano je početno označavanje UPN modela predloženog algoritma gde je $\mu_0 = (1, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0)$.

Model na slici 1 se odnosi na prvi nivo predloženog algoritma. Mesto $p-1$ modeluje stanje početka prvog nivoa. Prelaz $t-1$ je omogućen i njegovo paljenje modeluje učitavanje slike u boji. Paljenjem prelaza $t-1$ menjaju se označavanja $\mu(p-1) = (0)$, $\mu(p-2) = 1$. Prelaz $p-2$ modeluje učitane sliku u boji. Sada je omogućen prelaz $t-2$ čije paljenje modeluje transformaciju učitane slike u sivu sliku korišćenjem formule (1). Ulazna mesta $p-3$, $p-4$ i $p-5$ modeluju koeficijente k_r , k_g i k_b , respektivno. X atributi ovih mesta se odnose na pripadne vrednosti navedenih koeficijenata, dok se Y atributi odnose na redosled operanada u operaciji dodeljenoj prelazu $t-2$. Paljenjem prelaza $t-2$ menjaju se označavanja: $\mu(p-2) = 0$, $\mu(p-3) = \mu(p-4) = \mu(p-5) = 0$ i $\mu(p-6) = 1$. Prelaz $p-6$ modeluje sivu sliku, dok mesta $p-7$, $p-8$, $p-9$ i $p-10$ modeluju argumente min_i , max_i , min_o i max_o formule (2). X atributi ovih mesta se odnose na pripadne vrednosti navedenih argumenata, dok se Y atributi odnose na redosled operanada u operaciji dodeljenoj prelazu $t-3$. Sada je omogućen prelaz $t-3$ čije paljenje modeluje razvlačenje kontrasta sive slike primenom formule (2). Paljenjem prelaza $t-3$ menjaju se označavanja: $\mu(p-6) = \mu(p-7) = \mu(p-8) = \mu(p-9) = \mu(p-10) = 0$ i $\mu(p-11) = 1$. Mesto $p-11$ modeluje rezultat formule (2), a mesto $p-12$ modeluje parametar σ formule (3). Omogućen je prelaz $t-4$ čije paljenje modeluje konvoluciju Gausovog kernela dobijenog prema formuli (3) na sliku sa razvučenim kontrastom. Paljenjem prelaza $t-4$ menjaju se označavanja te je: $\mu(p-11) = \mu(p-12) = 0$ i



Sl. 1. UML model prvog nivoa predloženog algoritma za detekciju ivica

$\mu(p-13)=1$. Mesto p-13 modeluje rezultat dobijen primenom Gausovog zamućenja, dok mesta p-14 i p-15 modeluju parametre th_{low} i th_{high} formule (4). X atributi ovih mesta se odnose na pripadne vrednosti navedenih parametara, dok se Y atributi odnose na redosled operanada u operaciji dodeljenoj prelazu t-5. Sada je zapaljiv prelaz t-5 čije paljenje modeluje primenu formule (4). Paljenjem prelaza t-5 menjaju se označavanja: $\mu(p-13)=\mu(p-14)=\mu(p-15)=0$ i $\mu(p-16)=2$. Označavanje mesta p-16 ima vrednost 2 zbog dvostrukog izlaznog luka funkcije B(t-5, p-16).



Sl. 2. UML model drugog nivoa predloženog algoritma zadetekciju ivica

Ovim je završen prvi nivo predloženog algoritma.

Model na slici 2 se odnosi na drugi nivo predloženog algoritma. Mesto p-16 modeluje stanje početka drugog nivoa. Sada je omogućeno paralelno paljenje skupa prelaza {t-6, t-7} zbog $\mu(p-16)=2$. Paralelno se računa intenzitet gradijenta (paljenjem prelaza t-6) prema formuli (5) i smer gradijenta (paljenjem prelaza t-7) prema formuli (6). Paralelnim paljenjem prelaza t-6 i t-7 menjaju se označavanja: $\mu(p-16)=0$ i $\mu(p-17)=\mu(p-18)=2$. Mesta p-17 i p-18 modeluju izračunate intenzitete i smerove gradijenata, respektivno. Mesta p-19 i p-20 modeluju pragove $strong_{th}$ i $weak_{th}$ za određivanje



Sl. 5 Aerodrom Nica (satelit LANDSAT 7 ETM+), levo - originalna slika, desno - detektovana ivica, $pt=(0.299, 0.587, 0.114, 0, 255, 0, 255, 5 \times 5, 46, 238, 49, 81)$

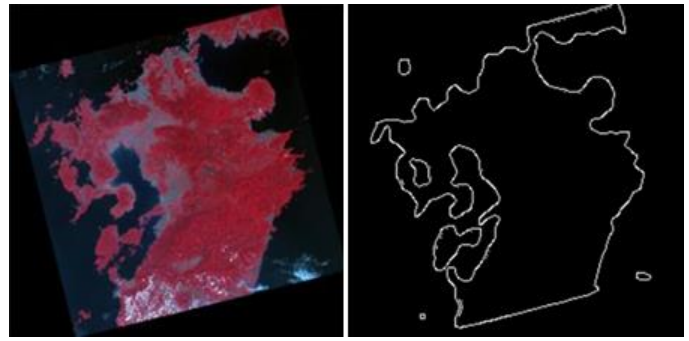
U primeru sa slike 5 primenjeni su podrazumevani parametri transformacije u sivu ($k_r=0.299$, $k_g=0.587$, $k_b=0.114$). Podešeni su parametri razvlačenja kontrasta $min_i=0$, $max_i=255$, $min_o=0$, $max_o=255$, a parametri dvostrukog praga $th_{low}=46$ i $th_{high}=238$, kao i parametri drugog nivoa $weak_{th}=49$ i $strong_{th}=81$. Najbolji rezultat je postignut sa kernelom Gausovog zamućenja veličine 5×5 . Većim stepenom zamućenja ujednačeni su vrlo različiti tonovi zelene boje kopna, što je omogućilo detekciju kopna kao jedinstvene površine.



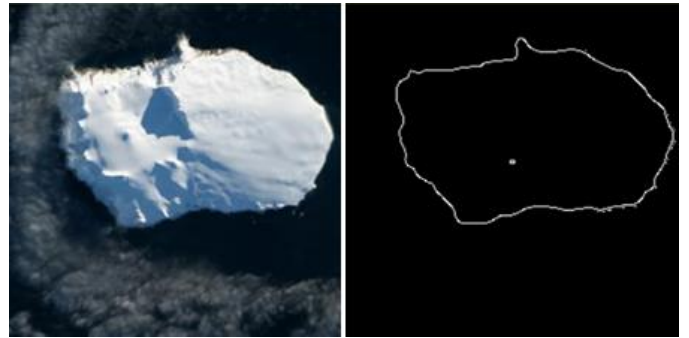
Sl.6 Atina (satelit Aster), levo - originalna slika, desno - detektovana ivica, $pt=(0.420, 0.580, 0.0, 0, 255, 0, 255, 3 \times 3, 41, 213, 35, 100)$

Na slici 6 dat je primer gde je najbolji rezultat postignut sa parametrima transformacije u sivu $k_r=0.420$, $k_g=0.580$, $k_b=0.0$, parametrima razvlačenja kontrasta $min_i=0$, $max_i=255$, $min_o=0$, $max_o=255$, parametrima dvostrukog praga $th_{low}=41$ i $th_{high}=213$, kao i parametrima drugog nivoa $weak_{th}=35$ i $strong_{th}=100$, dok je kernel Gausovog zamućenja podešen na veličinu 3×3 . Uočljivo je da je odgovarajućim izborom parametara transformacije u sivu, bez razvlačenja kontrasta, postignut najbolji rezultat.

U primeru sa slike 7 parametar k_r ima maksimalnu vrednost 1.0, a k_g i k_b vrednost 0.0. Podešeni su parametri razvlačenja kontrasta $min_i=0$, $max_i=255$, $min_o=0$, $max_o=255$, a parametri dvostrukog praga $th_{low}=70$ i $th_{high}=224$, kao i parametri drugog nivoa $weak_{th}=31$ i $strong_{th}=50$, dok je kernel Gausovog zamućenja podešen na veličinu 5×5 . Plavo-crveni i belo-crveni delovi kopna su kernelom Gausovog zamućenja veličine 5×5 dodatno prigušeni, što ih je učinilo jedinstvenom površinom sa ostalim kopnom.



Sl. 7 Kjušu, Japan (sat. UK-DMC2), levo - originalna slika, desno - detektovana ivica, $pt=(1.0, 0.0, 0.0, 0, 255, 0, 255, 5 \times 5, 70, 224, 31, 50)$



Sl. 8 Ostrvo Bouvet, Norveška (sat. Landsat 8), levo - originalna slika, desno - detektovana ivica, $pt=(0.0, 0.0, 1.0, 5, 250, 0, 255, 5 \times 5, 17, 126, 45, 50)$

U primeru datom na slici 8 parametar k_b ima maksimalnu vrednost 1.0, a k_g i k_r vrednost 0.0. Podešeni su parametri razvlačenja kontrasta $min_i=5$, $max_i=250$, $min_o=0$, $max_o=255$, a parametri dvostrukog praga $th_{low}=17$ i $th_{high}=126$, kao i parametri drugog nivoa $weak_{th}=45$ i $strong_{th}=50$, dok je kernel Gausovog zamućenja podešen na veličinu 5×5 . Sa datim parametrima razvlačenja kontrasta, dobijene su oštre ivice koje razdvajaju površine. Kernel Gausovog zamućenja veličine 5×5 je doprineo ujednačavanju kako zatamnjene površine senke sa ostatkom kopna, tako i ujednačavanju oblaka sa površinom mora, pa su spoljne ivice dobro detektovane.



Sl. 9 Ostrvo Bajaca, Meksiko (sat. Quickbird), levo - originalna slika, desno - detektovana ivica, $pt=(1.0, 0.0, 0.0, 1, 254, 0, 255, 5 \times 5, 16, 27, 49, 49)$

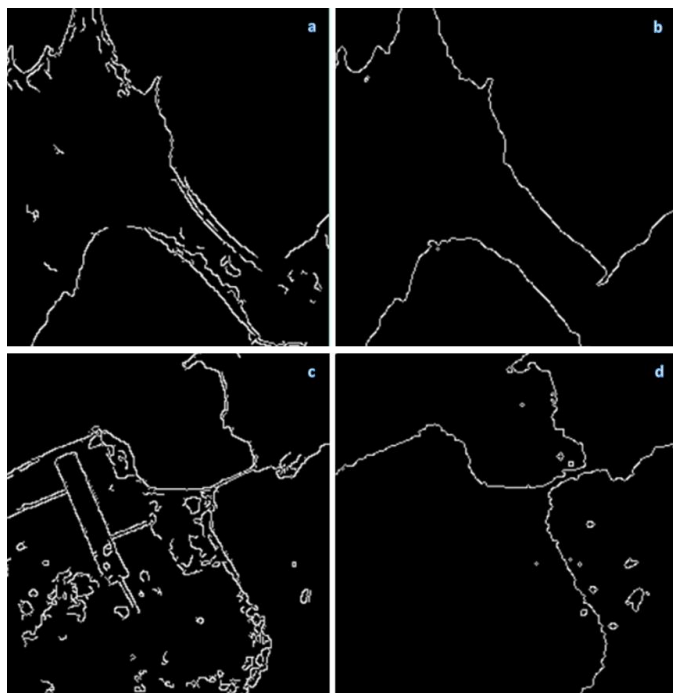
U primeru sa slike 9 jedan od boljih rezultata je postignut sa parametrima transformacije u sivu $k_r=1.0$, $k_g=0.0$, $k_b=0.0$, parametrima razvlačenja kontrasta $min_i=1$, $max_i=254$, $min_o=0$, $max_o=255$, parametrima dvostrukog praga $th_{low}=16$ i

$th_high=27$, kao i parametrima drugog nivoa $weak_th=49$ i $strong_th=49$, dok je kernel Gausovog zamućenja podešen na veličinu 5×5 .



Sl. 10 San Francisko (sat. Ikonos), levo - originalna slika, desno - detektovana ivica, $pt=(1.0, 0.0, 0.0, 25, 207, 0, 255, 3 \times 3, 211, 255, 30, 50)$

U primeru sa slike 10 rezultat je postignut sa parametrima transformacije u sivu $k_r=1.0$, $k_g=0.0$, $k_b=0.0$, parametrima razvlačenja kontrasta $min_i=25$, $max_i=207$, $min_o=0$, $max_o=255$, sa kernelom Gausovog zamućenja veličine 3×3 , parametrima dvostrukog praga $th_low=16$ i $th_high=27$, kao i parametrima drugog nivoa $weak_th=49$ i $strong_th=49$.



Sl. 11 Poređenje rezultata detekcije ivica za primere sa slika 3 i 10, Kanijevim algoritmom (slike a i c), te dvonivovskim algoritmom (slike b i d)

Na slici 11 prikazano je poređenje dobijenih rezultata detekcije ivica za primere date na slikama 3 i 10 upotrebom Kanijevog algoritma i dvonivovskog algoritma, respektivno.

V. ZAKLJUČAK

Primenom dvonivovskog algoritma za detekciju ivica u eksperimentu na primeru fotografija dobijenih sa satelita

pokazalo se da se predloženim postupkom mogu postići dobri rezultati u detektovanju ivica kopna i mora varijacijom različitih vrednosti parametara: za transformaciju slike u boji u pripadnu sivu sliku, za razvlačenje kontrasta sive slike, za Gausovo zamućenje, za dvostruki prag te za jake i slabe ivice kod odabiranja konačnih ivica. Tokom eksperimenta pojavljuju se problemi u detekciji, koji se odnose na razdvajanje realnih objekata na kopnu i moru (zgrade, plovni objekti, oblaci, senke visokih objekata i sl.) od ivica obale. Ovo implicira da u daljem razmatranju treba koristiti različite fotografije istih objekata, snimane iz različitih uglova, kako bi se efekti senki i oblaka minimizirali. Posebnim algoritmima treba prepoznati objekte i "utopiti" ih u strukturu kopna ili mora.

LITERATURA

- [1] P. Upadhyay, S. Gupta, "Introduction to Satellite Imaging Technology and Creating Images using Raw Data Obtained from Landsat Satellite", *Interantional Journal of Global Technology Initiatives*, vol. 1, issue 1, pp. 126-134, March 2012.
- [2] P. Štrbac, G. Milovanović, "Upgraded Petri net model and analysis of adaptive and static arithmetic coding, Elsevier: Mathematical and Computer Modelling Vol. 58, pp. 1548–1562, 2013.
- [3] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, November 1986.
- [4] A. Güneş, H. Kalkan, E. Durmuş, "Optimizing the color-to-grayscale conversion for image classification", *Signal Image and Video Processing*, vol. 10, pp. 863-870, October 2015.
- [5] Zohair Al-Ameen, "Contrast Enhancement for Color Images Using an adjustable Contrast Stretching", *technique International Journal of Computing*, vol. 17, no. 2, pp. 74-80, 2018.
- [6] R. Liu, J. Mao, "Research on Improved Canny Edge Detection Algorithm", *MATEC Web of conferences* no. 323, pp. 1-4, 2018.
- [7] S. Ilkin, F. S. Hangisi, M. Tafrahi, S. Sahin, "The Enhancement of Canny Edge Detection Algorithm Using Prewitt, Robert and Sobel Kernels, International Conference on Engineering Technologies (ICENTE'17), Konya, December 2017.
- [8] Getreuer, Pascal, "A Survey of Gaussian Convolution Algorithms", *IPOL (Image Processing On Line)*, December 2013.
- [9] Y.K. Lai, P.L. Rosin, "Efficient Circular Thresholding", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol 23, issue 3, pp. 992–1001, 2014

Application of two-level algorithm for edge detection modeled in Upgraded Petri-nets

Abstract — This work presents a two-level algorithm for edge detection. The first level includes a color image transformation into a gray image, stretching of contrast, application of Gaussian blur, and application of a double threshold. The second level refers to parts of the Canny algorithm: gradient calculation, non-maximum suppression, retention of strong-edge pixels, and weak-edge pixels associated with strong edges. The model of the proposed algorithm was modeled in Upgraded Petri nets (UPN) and then transformed into a specific computer program. The experimental results refer to the application of the proposed algorithm over the selected set of images with comparisons with the Canny algorithm are presented.

Keywords — edge detection; contrast stretching, Canny, Upgraded Petri-nets.

Perica Štrbac, Vukman Korać, Miloš Pejanović