

**MATEMATIČKI MODEL ZA DETEKCIJU NAMERNO IZAZVANIH PROMENA U SADRŽAJU SLIKE****MATHEMATICAL MODEL FOR DETECTION OF INTENTIONALLY CAUSED CHANGES IN THE IMAGE CONTENT**Maja Ljubičić Mijić, Nebojša Ralević, *Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad***Oblast – MATEMATIKA U TEHNICI**

**Kratak sadržaj** – Predmet istraživanja rada su metode za detekciju namerno izazvanih promena u sadržaju slike po definiciji fazi metrike. Formulirana je metoda za detekciju kopiraj-nalepi napada izmene slike korišćenjem Metode promenljivih okolina i dat je primer primene date metode.

**Cljučne reči:** Kopiraj-nalepi namerno izazvane promene slike, Fazi metrika, Klaster analiza, Metaheuristički algoritmi, Metoda promenljivih okolina

**Abstract** - The paper first presents methods for detecting intentionally induced changes in image content as well as an overview of metaheuristics as a set of optimization techniques. The main part of the paper is the basics of fuzzy metrics and formulation of a method for detecting copy-paste image alteration attacks using the VNS algorithm (Variable Neighborhood Search). Finally, elaborated examples of application are given.

**Key words:** Intentionally induced changes in image content, Fuzzy metric, Metaheuristics, Cluster, Variable Neighborhood Search

**1. UVOD**

Digitalne slike su postale vrlo važan izvor informacija međutim, prosečan korisnik računara može da putem raznih softvera upravlja slikama na takav način da ne ostavi uočljiv trag. Tako falsifikovane slike mogu se koristiti u mnogim ozbiljnim slučajevima, posebno onim koji uključuju zakonske i sigurnosne aspekte, kao što su naučne publikacije i mediji, sudske presude, medicinske dijagnoze itd. Zato je cilj ovog rada da prikaže neke od metoda za detekciju namerno izazvanih promena u sadržaju slike a posebno metodu za detekciju „copy-paste“ napada izmene slike korišćenjem fazi metaheurističkog algoritma.

**2. METODE ZA DETEKCIJU NAMERNO IZAZVANIH PROMENA**

Metode za detekciju namerno izazvanih promena u sadržaju slike se mogu podeliti u dve klase: aktivne i pasivne [3]. Aktivne metode podrazumevaju prisustvo naknadno ugrađenih informacija u sadržaj slike, kao što su digitalni potpis ili vodeni žig.

**NAPOMENA:**

**Ovaj rad proistekao je iz master rada čiji mentor je bio dr Nebojša Ralević, red. prof.**

Tu se dodatne informacije ugrađuju u sliku prilikom generisanja slike ili naknadno od strane autora. Ukoliko je slika bez podataka o originalnosti npr. preuzeta je sa Interneta, aktivne metode se ne mogu koristiti. Sa druge strane, pasivne metode omogućavaju detekciju promene na slikama bez prisustva dodatnih naknadno ugrađenih informacija u slici.

Ove metode se mogu podeliti u dve kategorije: zavisne i nezavisne. U zavisne metode spadaju „copy-paste“ metoda koja podrazumeva da se deo slike kopira i nalepi unutar iste slike kao i „image-splicing“ metoda koja podrazumeva da se kopira deo slike i nalepi unutar neke druge slike.

U nezavisne metode spadaju kompresija, zamagljenje itd. „Copy-paste“ je najpopularniji metod za manipulaciju semantikom slike. Jedna od metoda koje se bavi „copy-paste“ promenama je CMFD metoda (engl. Copy-move forgery detection). CMFD metode se mogu podeliti u dve grupe: „keypoint-based“ i „block-based“ (metoda zasnovana na blokovima koja u fazi predprocesiranja deli sliku na preklapajuće ili nepreklapajuće blokove kvadratnog oblika).

Uprkos brzom poboljšanju i velikom broju metoda koje su predložene za rešavanje „copy-paste“ promena u sadržaju slike te metode i dalje imaju neke nedostatke i izazove. Među tim izazovima kao veoma bitne smatraju se baze podataka i evaluacijske metrike.

Skupovi podataka (baze podataka) sastavni su deo savremenih istraživanja računarstva. Kopiraj-nalepi detekcija falsifikata slika ima svoje namenske skupove podataka. Postoji nekoliko skupova podataka koji su dostupni online: MICC, Image Manipulation Dataset, CoMoFoD, CMFDdbgrip, Copy-Move Hard (CMH), Copy-Move Forgery Dataset i COVERAGE.

Evaluacijske metrike koje se obično koriste su Opoziv (engl. Recall) i Preciznost (engl. Precision).

Postoji određena ravnoteža između Recall and Precision koja se može postići kombinovanjem njih u F1-meru.

$$Recall = R = TP/(TP + FN)$$

$$Precision = P = TP/(TP + FP)$$

$$F1 = (2 \times P \times R)/(P + R)$$

Opširnije o P, R, TP, FN i FP je dato u poglavlju 6.

### 3. FAZI METRIKA

#### Verovatonosni metrički prostori

Rastojanje  $d$  je funkcija  $d: X \times X \rightarrow [0, \infty)$  za neki neprazan skup  $X$ , tj.  $d(x, y)$  je nenegativan realni broj. No, mogu se razmatrati i funkcije čije vrednosti nisu realni brojevi već npr. fazi skupovi. Tako se dolazi do pojmova verovatnosnih i fazi metričkih prostora.

Umesto, kao kod metričkih prostora, povezivati udaljenost  $d(x, y)$  sa svakim parom elemenata  $(x, y)$  treba povezati funkciju raspodele  $F_{xy}$ , za bilo koju pozitivni broj  $t$ , interpretirati  $F_{xy}(t)$  kao verovatnoću da je rastojanje od  $x$  do  $y$  manje od  $t$ . Kada se ovo uradi dobija se generalizacija koncepta metričkog prostora. Prostor sa takvim rastojanjem je prvi put uveo K. Menger 1942. i nazivana je prvo statističkim a kasnije verovatnosnim (probabilističkim) metričkim prostorom.

**Definicija 3.1.** Verovatnosni metrički prostor je uređen par  $(S, F)$  gde je  $S$  neprazan skup (čije elemente  $s$  zovemo tačke) i  $F: S \times S \rightarrow F$ . Označićemo funkciju raspodele  $F(x, y)$  sa  $F_{xy}$ , odakle će simbol  $F_{xy}(t)$  označavati vrednost od  $F_{xy}$  za realni argument  $t$ . Funkcije  $F_{xy}$  po pretpostavci zadovoljavaju sledeće uslove:

1.  $F_{xy}(t) = 1$  za sve  $t > 0$  akko je  $x = y$ ,
2.  $F_{xy}(0) = 0$ ,
3.  $F_{xy} = F_{yx}$ ,
4. Ako  $F_{xy}(t) = 1$  i  $F_{yz}(s) = 1$  onda  $F_{xz}(t + s) = 1$ .

Ovako definisani verovatnosni metrički prostori su dobili kasnije ime slabi verovatnosni metrički prostori.

**Definicija 3.2.** Uređeni par  $(S, F)$  je jak verovatnosni metrički prostor ako je  $(S, F)$  slab verovatnosni prostor i ako  $F$  zadovoljava uslov: postoji  $C > 0$  tako da važi

$(\forall x, y \in S) \{x_n\} \in C(S, F, x)$  sledi da je

$$F_{x,y}(t) \geq \liminf_{n \rightarrow \infty} F_{x_n,y} \left( \frac{t}{C} \right), \forall t > 0$$

gde je:

$$C(S, F, x) = \{ \{x_n\} \in S^{\mathbb{N}} : \lim_{n \rightarrow \infty} F_{x_n,x}(t) = 1 \},$$

$\forall t > 0$ .

#### Fazi metrički prostori

Fazi metričke prostore prvi put uvode I.Kramosil i J.Michalek 1975. godine, uopštavajući verovatnosne metričke prostore u smislu da funkcija rastojanja ne mora biti zadata funkcijom raspodele.

**Definicija 3.3.** Ako je binarna operacija

$*: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$  neprekidna, asocijativna i komutativna funkcija onda za  $*$  kažemo da je neprekidna t-norma ako zadovoljava sledeće uslove:

1.  $a * 1 = a$  za svako  $a \in [0,1]$ ;
2.  $a * b \leq c * d$  za svako  $a, b, c, d \in [0,1]$ ,  
 $a \leq c, b \leq d$ .

**Definicija 3.4.** [1] Trojku  $(X, M, *)$  gde je  $X$  proizvoljan skup,  $*$  neprekidna t-norma a  $M: X \times X \times [0, \infty) \rightarrow [0,1]$  fazi skup koji zadovoljava sledeće osobine:

- (1)  $M(x, y, 0) = 0$ ;
  - (2)  $M(x, y, t) = 1$  za sve  $t > 0$  ako i samo ako  $x = y$ ;
  - (3)  $M(x, y, t) = M(y, x, t)$ ;
  - (4)  $M(x, z, t + s) \geq M(x, y, t) * M(y, z, s)$  za sve  $x, y, z \in X$  i  $t, s > 0$ ;
  - (5)  $M(x, y, -): (0, \infty) \rightarrow [0,1]$  je neprekidna sa leve strane;
- nazivamo fazi metričkim prostorom u smislu Kramosila i Michaleka, a funkciju  $M$  nazivamo fazi metrikom.

**Definicija 3.5.** Trojku  $(X, M, *)$  sa istim osobinama osim gde umesto osobine (1) važi  $M(x, y, t) > 0$ , nazivamo fazi metričkim prostorom u smislu Georgea i Veeramaniya, a funkciju  $M$  nazivamo fazi metrikom.

#### Fazi rastojanje

Neka je  $(X, F)$  jaki verovatnosni metrički prostor i neka je  $M(x, y, t) = F_{x,y}(t)$ ,  $x, y \in X, t \in \mathbb{R}$ . Iz definicije prostora  $(X, F)$  sledi da funkcija  $M$  ima sledeće osobine:

- (M1)  $M(x, y, 0) = 0$  za sve  $x, y \in X$ ;
- (M2)  $M(x, y, t) = M(y, x, t)$  za sve  $x, y \in X$  i sve  $t > 0$ ;
- (M3)  $M(x, y, t) = 1$  za sve  $t > 0$  ako i samo ako je  $x = y$ ;
- (M4) Postoji  $C > 0$  tako da za svaki niz  $\{x_n\} \subset X$  za koji je  $\lim_{n \rightarrow \infty} M(x_n, y, t) = 1$ , za sve  $t > 0$  i sve  $y \in X$  važi da je  $M(x, y, t) \liminf_{n \rightarrow \infty} M(x_n, y, \frac{t}{C})$  za  $t > 0$ ;
- (M5) Funkcija  $M(x, y, *): (0, \infty) \rightarrow [0,1]$  je neopadajuća i neprekidna sa leve strane;
- (M6)  $\lim_{t \rightarrow \infty} M(x, y, t) = 1$  za sve  $x, y \in X$ ;
- (M7) Iz  $M(x, y, t) = 1$  i  $M(y, z, s) = 1$  sledi da je i  $M(x, z, s + t) = 1$ .

Ovaj spisak osobina funkcije  $M$  pomaže da se uvede pojam slabog fazi metričkog prostora.

**Definicija 3.6.** [1] Ako je  $X$  neprazan skup i  $M: X \times X \times [0, \infty) \rightarrow [0,1]$  fazi skup sa osobinama (M1)-(M6), onda se par  $(X, M)$  naziva slabi fazi metrički prostor a funkciju  $M$  fazi rastojanje na skupu  $X$ .

**Primer 3.1.** [1] Za  $X = \mathbb{R}_0^+$  i  $p > 0$  je funkcija:

$$M_p(x, y, t) = \begin{cases} \sqrt[p]{\frac{x^p + y^p}{2} + t} & t > 0 \\ \max\{x, y\} + t & t \leq 0 \end{cases}$$

fazi rastojanje.

### 4. METODA PROMENLJIVIH OKOLINA

Metaheuristički algoritmi obuhvataju širok skup algoritama namenjenih optimizacionim problemima. Možemo ih podeliti po različitim osnovama. Algoritmi putanje su metaheuristički algoritmi koji u svakom koraku biraju samo jedno (trenutno) rešenje. Ime su dobili po tome što se ovakvim načinom opisuje putanja u prostoru

pretrage rešenja. Neki od algoritama putanje su: lokalno pretraživanje (engl. Local Search), algoritam simuliranog kaljenja, tabu pretraživanje i pretraživanje promenljivom okolinom.

**Metoda promenljivih okolina** (engl. Variable Neighborhood Search-VNS) je metaheuristika zasnovana na lokalnom pretraživanju koja pokušava da prevaziđe lokalni optimum menjanjem strukture okoline. Osnovna ideja metode se bazira na sistematskoj promeni okolina unutar lokalnog pretraživanja. Zato je neophodno uvesti više okolina, primenom metrike u odnosu na koju se definiše ili povećavanjem rastojanja u odnosu na istu metriku.

Metoda promenljivih okolina se oslanja na tri činjenice:

1. Lokalni optimum u jednoj okolini ne mora biti i lokalni optimum u nekoj drugoj okolini.
2. Globalni optimum je lokalni optimum u odnosu na bilo koju okolinu.
3. Lokalni optimumi u različitim okolinama su međusobno bliski za većinu problema.

Ove tri činjenice mogu se iskoristiti na tri različita načina deterministički, stohastički ili kombinovano:

1. Metoda promenljivog spusta (engl. Variable Neighborhood Descent - VND)
3. Redukovana metoda promenljivog spusta (engl. Reduced Variable Neighborhood Search - RVNS)
3. Osnovna metoda promenljivog spusta (engl. Basic Variable Neighborhood Search - BVNS).

#### **Pseudokod VNS metode:**

*Initialization:* Find an initial solution  $x \in X$ ; Improve it with the local search to obtain  $x_{best}$ ; Choose stopping criterion; Set STOP = 0.

#### **Repeat**

1. Set  $k = 1$
  2. **Repeat**
    - (a) *Shake:* Generate a random point  $x'$  in the  $k$ -th neighborhood of  $x_{best}$ , ( $x' \in N_k(x_{best})$ ).
    - (b) *Improve:* Apply some Local Search method with  $x'$  as the initial solution; Denote with  $x''$  the obtained local optimum.
    - (c) *Move:* If this local optimum is better than the current incumbent, move there ( $x_{best} = x''$ ), and continue the search within  $N_1$  ( $k = 1$ ); Otherwise move to the next neighborhood ( $k = k + 1$ ).
    - (d) *Stopping criterion:* If the stopping condition is met, set STOP = 1.
- until**  $k == k_{max}$  or STOP == 1.
- until** STOP == 1.

## **5. KLASTER ANALIZA**

Postupak klaster analize se sastoji iz dva osnovna koraka, izbora odgovarajuće mere udaljenosti (sličnosti) i izbora algoritma klasterovanja. Podaci se iz posmatranog skupa grupišu u klastere (grupe) na osnovu mera sličnosti (ili udaljenosti) između dva različita elementa. Različiti elementi se sortiraju u grupe tako da je stepen udruživanja maksimalan ako pripadaju istoj grupi i minimalan ako pripadaju različitim.

Ne postoji mera udaljenosti koja je najadekvatnija za primenu u klasterovanju. Važno je znati da što je više promenljivih uključeno u analizu i što su one više međusobno nezavisne teže je pronaći odgovarajući model

za grupisanje elemenata koje posmatramo. Algoritme klasterovanja možemo klasifikovati na različite načine ali najzastupljenija je klasifikacija na hijerarhijske i nehijerarhijske metode. Jedan od najpoznatijih nehijerarhijski metoda je metod K-sredina (engl. K-means method), gde objekat pridružujemo grupi koja ima najbliži centroid (sredinu). Osnovna ideja algoritma K-sredina je određivanje predstavnika k skupova i pridruživanje svake tačke skupu sa najbližim predstavnikom tako da zbir kvadrata udaljenosti tačaka od predstavnika skupa kojem pripadaju bude minimalan.

## **6. IMPLEMENTACIJA**

Kada se slika učita u RGB formatu onda se deli na nepreklopajuće blokove fiksnih dimenzija,  $n \times n$ , gde  $n$  može biti 8, 16, 32,... U algoritmu primenjenom u ovom radu korišćen je format  $32 \times 32$ . Podela na blokove se najčešće vrši u cilju smanjenja vremena i kompleksnosti računanja koji su potrebni za proces uparivanja karakteristika piksela, odnosno blokova. Posle toga se računa fazi rastojanje iz Primera 3.1. za  $p = 1$  i  $p = 2$ . Rastojanja se sortiraju i vrši se primena Metode promenljivih okolina.

Redukovana metoda promenljivih okolina i Osnovna metoda promenljivih okolina primenjeni na problem klasterovanja blokova slike implementirani su tako da su prvo, kao što smo rekli, izračunata rastojanja između blokova primenom formule iz Primera 3.1. Ovi podaci korišćeni su za efikasniju implementaciju operatora razmrđavanja. Kako se svako rešenje karakteriše skupom centroida (tačka nastala računanjem aritmetičke sredine za svaku dimenziju odvojeno za sve tačke u grupi), operator razmrđavanja sastoji se u zameni odgovarajućeg broja centroida.

Preciznije, razmrđavanje u okolini  $k$  podrazumeva da se centroidi zamene slučajno izabranim objektima koji nisu centroidi. U svakom koraku razmatra se zamena svih centroida, pri čemu do zamene neće doći ukoliko je slučajno izabrani objekat najbliži tom centroidu (ustvari to je sam taj centroid). Performanse predloženih metoda izmerene su evaluacijskom metrikom.

Preciznost označava verovatnoću ispravnog detektovanja blokova koji su izmenjeni kao izmenjene, tj. verovatnoću da su blokovi detektovani kao izmenjeni zaista izmenjeni. Opoziv označava verovatnoću (mogućnost) detektovanja izmenjenih blokova u slici. Stvarno pozitivni (engl. True positive - TP) predstavlja broj izmenjenih blokova koji su klasifikovani kao izmenjeni. Lažno pozitivni (engl. False positive - FP) predstavlja broj originalnih (autentičnih) blokova koji su klasifikovani kao izmenjeni, dok lažno negativni (engl. false negative - FN) predstavlja broj blokova koji su izmenjeni, ali su klasifikovani kao originalni tj. autentični.

Korišćena je javno dostupna baza Image Manipulation Dataset baza slika koja se sastoji od 48 slika. Slike su izmenjene na taj način da je deo slike kopiran i nalepljen na neki drugi deo iste slike (metoda kopiraj-nalepi). Delovi slike koji se kopiraju se pre nalepljivanja mogu geometrijski transformisati.

Kopirani delovi takođe mogu biti različitih dimenzija.

Na Slici 1. prikazani su originalna slika (prvi red), odgovarajuća izmenjena slika (drugi red) i ground truth map – istiniti podaci (treći red).



Slika 1. Rezultat implementacije [2]

Dobijeni rezultati prikazani su ispod u Tabeli 1:

Tabela 1. Eksperimentalni rezultati

Eksperimentalni rezultati			
Za $p=1$		Za $p=2$	
Preciznost	Opoziv	Preciznost	Opoziv
100	97.53	100	98.68

Kao što vidimo preciznost detekcije je maksimalna tj 100% a opoziv je na veoma visokom nivou, što govori da su namerno izazvane promena u sadržaju ove slike skoro pa potpuno otkrivene.

## 7. ZAKLJUČAK

Uz brži napredak tehnologije obrade slike, otkrivanje falsifikovanja digitalnih slika je zanimljiva tema istraživanja. Visokotehnološka kao i lako dostupna komercijalna tehnologija omogućava jednostavno kreiranje promena sadržaja slike, dodavanje i uklanjanje nekih informacija unutar slike ili čak generisanje novih slika od dve ili više slika. Takve promene sadržaja slika se mogu raditi iz više razloga.

Pored umetničkih i ličnih potreba, mogu biti i sa ciljem kriminalne aktivnosti u nameri da sakriju ili prenesu lažnu informaciju. Stoga je razvoj metoda za detekciju takvih vrsta promena postao veoma važan zahtev.

Najveći broj istraživanja u ovoj oblasti bavi se detekcijom kopiraj-nalepi promena u sadržaju slike i upravo smo njih u ovom radu razmotrili korišćenjem fazi metaheurističkog algoritma.

Autori metode [2] detaljno su procenili različite vrste falsifikata i razvili algoritam koji obuhvata bolje performanse i robusnost za otkrivanje najčešćih falsifikata kopiraj-nalepi promena.

Korišćena je jedna od mnogih metaheurističkih metoda, Metoda promenljivih okolina. Kao što vidimo u rezultatu, opoziv i preciznost metode je jako velika što ukazuje da je metoda veoma uspešna. Ali nismo sigurni kako bi ova metoda prošla u nekoj drugoj bazi slika jer sve one imaju i nedostatke kao što su veličina slike, broj slika, promenjene naknadne operacije itd.

Zbog toga još uvek postoji potreba za pouzdanim skupom podataka koji se može široko koristiti za procenu algoritma CMFD. Takav skup podataka će olakšati istraživačima da uporede performanse svog rada sa rezultatima rada drugih. Takođe, ostaje da se dalje izuči primena drugih metaheuristika na detekciju promena u sadržaju slike.

## 8. LITERATURA:

[1] Danijela Karaklić, *Prostori sa fazi rastojanjem i primena u obradi slike*, Doktorska disertacija, Novi Sad 2019

[2] Nataša S. Milosavljević, Nebojša M. Ralević, *Fuzzy metaheuristic algorithm for Copy-move forgery detection in image*, IWCIA 2020, 273-281

[3] Aleksandra Pavlović, *Detekcija namerno izazvanih promena u sadržaju slike*, Doktorska disertacija, Beograd 2019

[4] A. George and P. Veeramani, *On some results of analysis for fuzzy metric spaces*. Fuzzy Sets Syst., 1997

[5] Nebojša M. Ralević, Danijela Karaklić and Neda Pištinjat, *Fuzzy metric and its applications in removing the image noise*. Soft Computing, 2018

[6] A. Roli and C. Blum, *Metaheuristics in combinatorial optimization: overview and conceptual comparison*. ACM Computing Surveys, vol. 3, pp. 268-308, 2003

### Kratka biografija:

**Maja Ljubičić Mijić** rođena je 1984. godine u Novom Sadu gde je i završila Gimnaziju „Isidora Sekulić“ 2003. godine. Diplomirala je 2010. godine na Prirodno-matematičkom fakultetu u Novom Sadu, smer Diplomirani matematičar-matematika finansija. U oktobru 2016. godine upisuje master studije primenjene matematike na Fakultetu tehničkih nauka u Novom Sadu, smer Matematika u tehnici. Kontakt: [ljubicic.maja@gmail.com](mailto:ljubicic.maja@gmail.com)



**Nebojša M. Ralević** rođen je 1965. godine u Beranama. Doktorirao je na Prirodno-matematičkom fakultetu u Novom Sadu 1997. godine, a od 2010. godine je u zvanju redovnog profesora matematike na Fakultetu tehničkih nauka u Novom Sadu. Oblasti interesovanja su teorija mere i verovatnoće, nelinearne jednačine, fazi sistemi, obrada slike i optimizacija.

