

METODA DETEKCIJE VATRE U REALNOM VREMENU NA BAZI OBRADJE SLIKE REAL-TIME FIRE-DETECTION METHOD BASED ON IMAGE PROCESSING

Marko Asanović, Radovan Stojanović, Igor Đurović, *Elektrotehnički fakultet Podgorica*

Sadržaj: U radu je prikazan jedan od pristupa detektovanja vatre u realnom vremenu snimljene nepomičnom kamerom, rezolucije 640x480 sa apsolutnom razlikom između dva frejma 1/30 sekundi. Detekcija je izvršena analizom pokreta i boje, primjenom Gausovog i RGB modela. Procesuiranje i prikaz je izvršen u Matlabu upotrebom odgovarajućih toolboxova. Dati su preliminarni rezultati testiranja pristupa na konkretnim primjerima. Predložena metodologija i rješenje biće iskorišćeni u okviru IPA ADRIATIC HOLISTIC i GEPSUS sistema za vanredne situacije.

Abstract: This paper presents an approach for fire detection in real-time by using stationary camera of 640x480 resolution with speed of 1/30 seconds. A Gaussian mixture model applied on movement and RGB color space is employed. The MATLAB with association toolboxes is used for processing and visualization. The preliminary testing results on specific examples are presented. The proposed methodology and solutions will be used within the IPA ADRIATIC HOLISTIC and GEPSUS emergency system.

1. UVOD

Sistemi za otkrivanje požara su jedni od najvažnih u sistemu nadzora praćenja objekta i okoline, kao dio mehanizma za upozorenje o mogućnosti početka požara. Kako vatra može prouzrokovati ozbiljne probleme, njena pravovremena detekcija je od izuzetne važnosti. Sa razvojem tehnologija digitalnih kamera i tehnika video obrade, postoji veliki trend zamjene uobičajnih metoda za dojavu požara. U poređenju sa nepomičnom slikom, video sekvenca daje više informacija i scenarijume koji se mijenjaju tokom vremena, pri tom pružajući veću fleksibilnost i brzinu otkrivanja. Postoji više metoda za detekciju požara pomoću obrade slike, a veoma su česti oni koji se zasnivaju na jednom ili više kolornih indeksa, kompenzacija ili formalnoj strukturi svjetlosti [1].

U radu je predstavljen algoritam koji se zasniva na obradi pokretne slike koja detektuje vatru u zatvorenom prostoru sa malim promjenama inteziteta. Da bi se smanjila mogućnost detektovanja lažnog alarma korišćene su neke od karakteristika vatre, kao što su kretanje i boja. Korišćen je Gausov model (GMM) za oduzimanje pozadine. Postignuti su zadovoljavajući rezultati na kompletnoj pozadini scene i otkrivanju vatre na osnovu boje piksela.

2. POSTUPCI SEGMENTACIJE

U mnogim sistemima gdje se vrši analiza video sadržaja vrši se segmentacija (izdvajanje) pokretnih objekata, kao jedan od prvih koraka u obradi video signala. Segmentirani objekti se potom prosljeđuju kao ulaz narednim blokovima za

obradu, čiji kvalitet rada u velikoj mjeri zavisi od kvaliteta obavljene segmentacije.

U prvim pokušajima da se riješi problem, pokretni objekti su izdvajani iz binarne slike koja predstavlja kvantovanu razliku dva uzastopna frejma sa fiksnim pragom [2]. Iako veoma brz i adaptivan, ovakav metod ima dosta nedostataka koji se pojavljuju prilikom kretanja površine uniformne teksture kada veći dio pokretne površine ostaje nedetektovan, a pogotovo je problematičan privremeni prekid kretanja objekta. Jedna od definicija termina teksture odnosi na ponavljanje osnovnih teksturnih elemenata, teksela. Jedan teksel sadrži više piksela čiji raspored može biti periodičan, kvaziperiodičan ili slučajan.

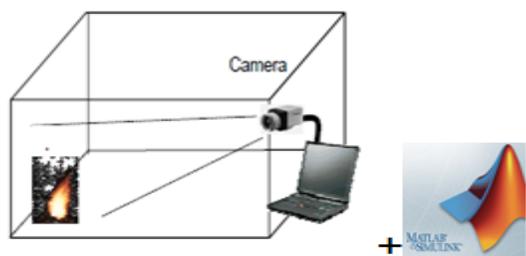
U praktičnim primjenama efikasnijim su se pokazale metode zasnovane na procjeni pozadine i njenom oduzimanju od trenutnog frejma. Ova metoda je bazirana na oduzimanju pozadine [3], a procjena pozadine se dobija "running average" filtriranjem vrijednosti intenziteta piksela u toku vremena. Ipak, ovakav način izdvajanja pozadine ne daje potpuno zadovoljavajuće rezultate s obzirom da sporo pomični i privremeno nepomični objekti vrlo brzo bivaju pridodati pozadini.

Precizan način za procjenu nepromenljive pozadine, kada statistička zastupljenost pozadine premašuje 50%, predstavlja temporalno "median" filtriranje. Glavna slabost ovakvog pristupa je nemogućnost algoritma da se adaptira na promjenljivo osvjetljenje, kao i na periodične pokrete kvazistatičkih objekata u sceni.

Da bi se algoritam za segmentaciju uspješno nosio sa nabrojanim problemima, potrebno je primijeniti komplikovanije probabilističke modele. Jedan takav model je takozvani Stauffer-Grimsonov algoritam [4], u kojem se ponašanje svakog piksela modeluje kao međusobno nezavisan model GMM. Parametri Gausove raspodjele nijesu fiksni, već se iz frejma u frejm mijenjaju, i iznova obnavljaju. Algoritam na bazi kojeg se izračunavaju nove vrijednosti imaju težinu, srednju vrijednost i varijansu svakog moda modela raspodjele, predstavlja varijantu EM (Expectation Maximization) algoritma za rad u realnom vremenu. Postupak Optičkog protoka se koristi u kompjuterskoj viziji za karakterizaciju i kvantizaciju kretanja objekta u video prikazu, često za prikaz objekta i praćenje sistema. Prednost Optičkog protoka je brzina izračunavanja a nedostatak je cjelokupni objekat koji se prati u realnom vremenu. Optički protok je distribucija prividne brzine objekta na slici. Područje pokreta pravi šum u realnoj slici i optički protok vrši procjenu koja uključuje samo lokalno računanje [5].

3. ALGORITAM

Da bi smo razvili algoritam za detekciju vatre moramo da razumijemo samu prirodu vatre. Vatra je obično crvene boje, osim toga boja vatre se mijenja u zavisnosti od temperature [6]. Aplikacije u obradi slike nam omogućavaju da koristimo visoke kontraste boja i da to iskoristimo u definisanju karakteristika vatre. Algoritam se sastoji iz sljedećih koraka: segmentacije vatre u prvi plan (foreground) korišćenjem GMM, detekcije piksela vatre pomoću boje i blob analiza. Na Slici 1 prikazan je postupak realizacije datog algoritma.



Slika 1. Postupak realizacije sistema za detektovanje vatre.

Pozadinsko modelovanje je statički opis tekuće pozadinske scene. GMM je jedan produžetak Gausove funkcije vjerovatnoće, GMM može približno aproksimirati bilo koju formu gustine raspodjele [1]. Pod pretpostavkom da se GMM sastoji od kombinacije Gausove funkcije vjerovatnoće, svaka ta funkcija ima svoju srednju vrijednost, standardnu devijaciju i težinu. Ovaj metod koristi mješavinu od K Gausovih raspodjela za modelovanje slike $\{X_1, \dots, X_t\}$ za

svaki piksel. Vjerovatnost posmatranja trenutne vrijednosti piksela je definisana sumom sveobuhvatne raspodjele [7].

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

Gdje je K broj tih raspodjela (između 3 i 5), $\omega_{i,t}$ prosječna težina povezana sa i^{th} Gausa u vremenu t sa srednjom vrijednošću $\mu_{i,t}$ i standardna devijacija kovarijacione matrice mješavine Gausa u vremenu t, gdje je η Gausova funkcija vjerovatnoće. Ideja inicijalizacije modela po pikselu je realizovana na sljedeći način. Svaki frejm se prilagodi brzini promjene, koja je jednaka 1/ (tekućem broju frejma). Za svaki piksel, napravi se GMM koji ima K varijacija. Ako piksel pripada modu K, prilagodi parametre moda K (srednja vrijednost, varijansa i težina). Ako piksel ne pripada ni jednom modu, zamijeni rang moda sa novim gdje pikseli predstavljaju srednju vrijednost ili izračunati rang za svaki mod piksela i presortirati na temelju toga ranga. Na osnovu testiranja se odlučuje da li će pikseli biti predstavljeni u foreground. Tehnika za otkrivanje varijacija vremenski je razdvojena jedna od druge. Upoređuje se boja video frejma da se utvrdi da li su pikseli dio pozadine ili se nalaze u prvi plan. Korišćeno je pretvaranje prostorne boje RGB u Intesity. Izdvajanje dijelova piksela sa izračunatim promjenama inteziteta na osnovu kojeg se izračunava pozadinska maska.

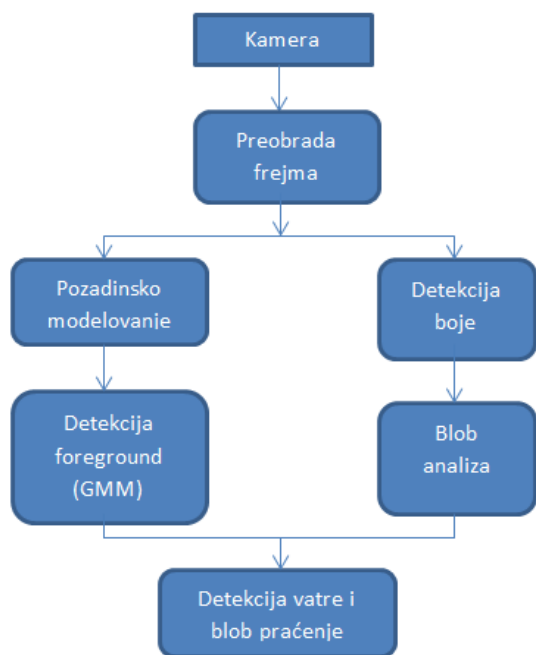
Slika se sastoji od tri osnovne boje crvene(R), zelene(G), i plave(B), dakle svaki dio piksela možemo podijeliti na ove tri vrijednosti. Svaka boja je predstavljena sa 8 bita, odnosno vrijednostima od 0 do 255 (256 vrijednosti). Kako su eksperimenti pokazali, a i čovjeku je lako uočiti, kod piksela vatre je izražen intezitet i zasićenost crvene boje. Faza odlučivanja, vrijednost thresholda, odnosno granične vrijednosti, temelji se na eksperimentima [8]. Prvo pravilo, vrijednosti piksela u crvenom kanalu su veće od threshold vrijednosti, prikazano jednačinom (2). Gdje je $R(x,y)$ intezitet piksela u vremenu t prostornih kordinata, a R_t vrijednost threshold.

$$R(x, y) > R_t \quad (2)$$

Drugo pravilo, pikseli u crvenom kanalu boja su veći od zelenog, i pikseli u zelenom kanalu boja su veći od plavog. Pikseli koji zadovoljavaju prvo i drugo pravilo smatraju se vatrom.

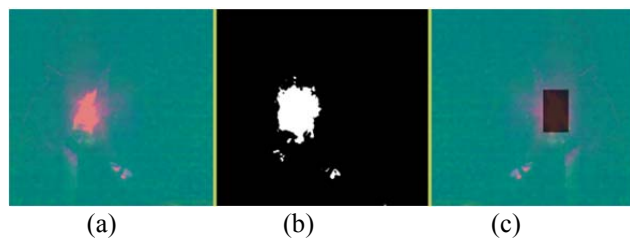
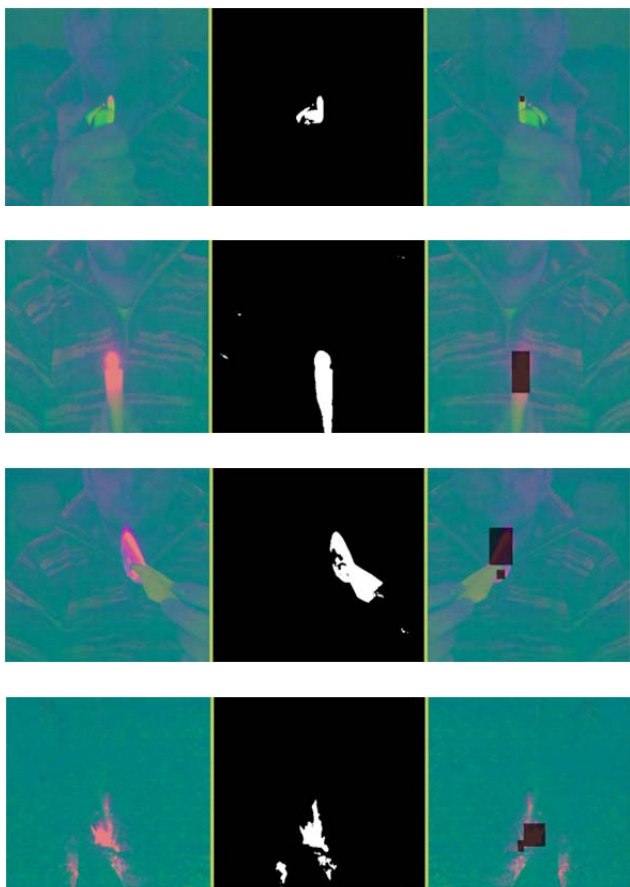
$$R(x, y) > G(x, y) > B(x, y) \quad (3)$$

U obradi slike, blob se definiše kao region povezanih piksela. Blob analiza je identifikacija i proučavanje tih regija na slici. Algoritam prepoznaje piksele na osnovu svojih vrijednosti i stavlja ih u jednu od dvije kategorije: foreground (obično imaju vrijednost različitu od nule) i background (pikseli koji imaju vrijednost nula). Ovdje koristimo blob za obilježavanje vatre u cilju dalje analize, odnosno praćenja [9]. Predloženi algoritam je prikazan na Slici 2.



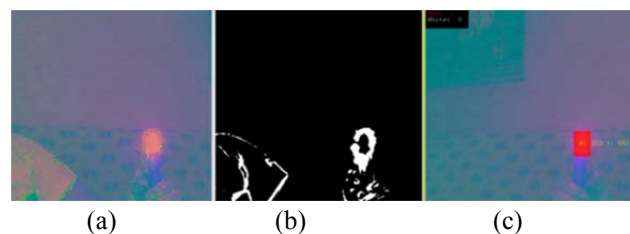
Slika 2. Algoritam za detekciju vatre

Na Slici 3 je prikazano u praksi nekoliko načina detekcije vatre u zatvorenom prostoru.



Slika 3. Prikaz simulacije i detekcija vatre primjenom GMM (a) prikaz frejma u realnom vremenu (b) GMM detekcija foreground (c) blob detekcija piksela vatre označene sa crvenom bojom.

Detekcija vatre na osnovu algoritma koji je predložen na Slici 2, upoređen je primjenom Optičkog protoka umjesto primjene GMM za detekciju vatre u foreground. Pokazano je da GMM vrši bolju segmentaciju i daje bolje rezultate. Na slici 4 je prikaz jednog takvog primjera.



Slika 4. Detekcija vatre korišćenjem Optičkog protoka (a) prikaz frejma u realnom vremenu sa prikazom piksela pomjeraja (b) detekcija foreground sa Optičkim protokom (c) detekcija vatre i blob analiza.

4. REZULTATI I DISKUSIJA

Primjetni su i neki nedostaci GMM, svaka nova vrijednost piksela koja se ne može pridružiti ni jednom od postojećih modova predstavlja začetak novog moda, što stvara probleme oko njegove inicijalizacije. Pored toga, formiranje novog moda u multimodalnoj raspodeli nepotrebno povećava kompleksnost algoritma.

Predloženi algoritam je implementiran korišćenjem Matlab 2013a. Lako je zaključiti da na uspjeh algoritma utiče mnogo faktora, i potrebno je uzeti što više karakteristika koje mogu predstavljati vatru, a najvažnije uzeti u obzir temperaturu i karakteristike materijala tokom samog procesa sagorijevanja. Vatra ima posebnu osobinu stalno mijenja svoj oblik i površinu. Cilj ovog načina pristupa koji je ovdje prikazan je bio detektovati potencijalnu vatru i izvršiti praćenje u cilju dalje analize, odnosno alarmirati čovjeka, koji zatim ima zadatak provjeriti da li je riječ o pravom ili lažnom alarmu.

LITERATURA

[1] KhosroRezaee, S. Jalal Mousavirad, Mohammad RaseghGhezlbash, JavadHaddania, "Accurate Fire Detection System for Various Enviroments using

- Gaussian Mixture Model”, Journal of Information System and Telecommunication, Vol.1, Jan-Mach 2013.
- [2] M. Sonka, V. Hlavac and R. Boyle Image Processing, Analysis, and Machine Vision PWS Publishing, 1999.
- [3] C. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A.P. Pentland, “Pfinder: real-time tracking of the human body,” IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell., vol. 19, no. 7, pp. 780-785, 1997.
- [4] C. Stauffer and W. Grimson, “Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking”, Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 246-252, 1999.
- [5] A. Chauhan, P. Krishan, “Moving Object Tracking using GMM and Optical Flow”, vol 3, pp.243-246, April 2013.
- [6] T. Chen, P. Wu, and V. Chiou, "An early fire-detection method based on image processing" In: Proc. IEEE International Conf. on Image Processing, ICIP 04, 2004, pp. 1707–1710.
- [7] D. Santosh, P. Venkatesh, P. Poornesh, and L. Norayana Rao, “Tracking multiple moving Object using Gaussian Mixture Model”, ISSN: 2231-2307, May 2013.
- [8] J. Ebert and J. Shiplez, “Computer Vision based metod for fire detection in color images”, IEEE Conference on Soft. Computing in Industrial Applications, June 2005.
- [9] <http://www.mathworks.com>

ZAHVALNOST

Autori su zahvalni **IPA ADRIATIC HOLISTIC i NATO GEPSUS** projektima na pruženoj tematskoj i materijalnoj podršci za realizaciju predmetnog istraživanja.