

Sistem za automatsko određivanje broja vozila u saobraćaju baziran na kompjuterskoj viziji

Dragan Letić, Borislav Antić, Milica Cvjetković, Vladan Minić i Vladimir Crnojević

Sadržaj — U radu je prikazano jedno rešenje sistema za automatsko određivanje broja vozila, koje se primenjuje u sistemima za video nadzor saobraćaja. Sistem se sastoji od modula za segmentaciju prednjeg plana, praćenje pokretnih objekata i određivanje broja pokretnih objekata (vozila) u regionu od interesa. Algoritam za segmentaciju prednjeg plana slike baziran je na Bajesovom modelu pozadine, koji sadrži spektralne, prostorne i temporalne karakteristike pokretne slike. Praćenje pokretnih objekata realizovano je korišćenjem Kalmanovih filtara uz primenu linearnog dinamičkog modela. Najposle, određivanje broja pokretnih objekata u zoni od interesa vrši se jednostavnom detekcijom ulaska pokretnog objekta u region od interesa. Sistem je testiran na realnim saobraćajnim video sekvencama i pokazuje dobre rezultate u pogledu tačnosti i brzine izvršavanja.

Ključne reči — Video nadzor, određivanje broja vozila, segmentacija prednjeg plana slike, praćenje pokretnih objekata, Kalmanov filter.

I. UVOD

U modernom društvu gužve i zastoji predstavljaju ogroman problem za normalno odvijanje saobraćaja.

Prvobitno rešenje problema oslanja se na izgradnju dodatne saobraćajne infrastrukture kako bi se izbegla gužva, ali je to često neprihvatljivo zbog visoke cene i nedostatka prostora. Umesto toga, moguće je postojeću saobraćajnu infrastrukturu bolje iskoristiti, ako se realizuje sistem koji automatski određuje različite saobraćajne parametre, na osnovu kojih se vrši kontrola i upravljanje. Jedna od primenjivanih tehnika je automatsko vizuelno praćenje vozila, pomoću koje se mogu odrediti standardni saobraćajni parametri (npr. protok vozila i srednja brzina), ali i detektovati saobraćajne nezgode, opasnosti na putevima ili nepropisno ponašanje učesnika u saobraćaju.

Sistem za automatsko vizuelno praćenje vozila treba da omogući efikasnu segmentaciju svakog vozila u odnosu na

pozadinu i druga vozila u sceni, u različitim saobraćajnim uslovima (slab saobraćaj, zagušenja, različite brzine kretanja u trakama). Na rad sistema ne sme da utiče promena iluminacije u sceni (sunce, oblaci, sumrak, noć, kiša).

Mnogi komercijalni sistemi za video nadzor saobraćaja još uvek ne prate vozila, već samo detektuju njihovo prisustvo u zonama od interesa (slično induktivnim petljama koje se postavljaju ispod puta) [1] [2]. Oni sistemi koji su bazirani na praćenju vozila, čine to tako što prvo segmentiraju vozila na osnovu kretanja, a zatim vrše praćenje izdvojenih regiona u slici [3].

U ovom radu prikazano je rešenje sistema za određivanje broja vozila u saobraćaju, koje meri protok vozila u željenom vremenskom intervalu za pojedine saobraćajne pravce. Rešenje je bazirano na segmentaciji pokretnih objekata (vozila) u sceni, i njihovom simultanom praćenju korišćenjem Kalmanovih filtara. Korisnik sistema određuje region od interesa na slici i vremenski interval u kojem želi da prati stanje u saobraćaju. U glavi II prikazano je rešenje za problem segmentacije pokretnih objekata koje se bazira na Bajesovom modelovanju pozadine slike. U glavi III objašnjen je modul za praćenje pokretnih objekata pomoću Kalmanovih filtara. U glavi IV prikazani su eksperimentalni rezultati, a u poslednjoj glavi se nalazi zaključak rada.

II. BAJESOV MODEL POZADINE SLIKE

Primena Bajesove paradigme u statističkom modelovanju pozadine slike opisana je u radu [4]. Uočeno je da generički model pozadine slike treba da bude u stanju da nauči vizuelan prikaz statičkih i dinamičkih piksela pozadine i da se prilagođava postepenim i iznenadnim promenama u pozadini. Statički pikseli u pozadini najbolje su opisani spektralnim i prostornim karakteristikama slike, $\mathbf{c} = [R, G, B]^T$ i $\mathbf{e} = [g_x, g_y]^T$, gde je sa g_x i g_y označen izlaz Sobelovog filtra na monohromatskoj slici. Dinamički pikseli pozadine opisani su temporalnom karakteristikom $\mathbf{cc} = [R_{t-1}, G_{t-1}, B_{t-1}, R_t, G_t, B_t]^T$. U okviru Bajesovog modela slike potrebno je naučiti statističku raspodelu navedenih karakteristika slike, kako bezuslovno tako i pod uslovom da se radi o pikselima pozadine. Zbog toga se u okviru Bajesovog modela za svaki piksel ispituje da li pripada pozadini, na osnovu kriterijuma maksimalne aposteriorne verovatnoće (MAP) koji se svodi na jednačinu

$$2P_s(\mathbf{v}|\mathbf{b})P_s(\mathbf{b}) > P_s(\mathbf{v}) \quad (1)$$

gde \mathbf{s} označava poziciju piksela, \mathbf{v} je jedna od tri navedene karakteristike slike, $P_s(\mathbf{v})$ je bezuslovna verovatnoća

Dragan Letić, Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu, Trg Dositeja Obradovića 6, 21000 Novi Sad, Srbija (e-mail: leta1983@uns.ns.ac.yu, web: www.ursusgroup.com).

Borislav Antić, Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu, Trg Dositeja Obradovića 6, 21000 Novi Sad, Srbija (e-mail: tk_boris@uns.ns.ac.yu, web: www.ursusgroup.com).

Milica Cvjetković, Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu, Trg Dositeja Obradovića 6, 21000 Novi Sad, Srbija (e-mail: mile2807@gmail.com, web: www.ursusgroup.com).

Vladan Minić, Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu, Trg Dositeja Obradovića 6, 21000 Novi Sad, Srbija (e-mail: minic@uns.ns.ac.yu, web: www.ursusgroup.com).

Vladimir Crnojević, Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu, Trg Dositeja Obradovića 6, 21000 Novi Sad, Srbija (e-mail: crnojevic@uns.ns.ac.yu, web: www.ursusgroup.com).

pojavljivanja karakteristike \mathbf{v} , $P_s(\mathbf{b})$ je apriorna verovatnoća pojavljivanja pozadine u pikselu \mathbf{s} , a $P_s(\mathbf{v}|\mathbf{b})$ je verovatnoća pojavljivanja karakteristike \mathbf{v} pod uslovom da piksel pripada pozadini.

Statistički podaci o karakteristikama \mathbf{v} predstavljeni su pomoću tabele

$$T_v(\mathbf{s}) = \left\{ \begin{array}{l} p_v^t(\mathbf{b}) \\ \{S_v^t(i), i = 1, \dots, M(\mathbf{v})\} \end{array} \right. \quad (2)$$

u kojoj se čuvaju informacije samo o $M(\mathbf{v})$ najfrekventnijih vrednosti karakteristike \mathbf{v} . Za svaku vrednost v_i izračunava se bezuslovna verovatnoća njenog pojavljivanja, kao i verovatnoća pojavljivanja ako piksel pripada pozadini

$$S_v^t(i) = \left\{ \begin{array}{l} p_{v_i}^t = P_s(v_i) \\ p_{v_i|\mathbf{b}}^t = P_s(v_i|\mathbf{b}) \\ \mathbf{v}_i = [v_{i1}, \dots, v_{iD(\mathbf{v})}]^T \end{array} \right. \quad (3)$$

Ovi parametri se reestimiraju u svakom frejmu koristeći faktor učenja α

$$p_v^{t+1}(\mathbf{b}) = (1 - \alpha)p_v^t(\mathbf{b}) + \alpha L_b^t \quad (4)$$

$$p_{v_i}^{t+1} = (1 - \alpha)p_{v_i}^t + \alpha L_{v_i}^t \quad (5)$$

$$p_{v_i|\mathbf{b}}^{t+1} = (1 - \alpha)p_{v_i|\mathbf{b}}^t + \alpha L_b^t L_{v_i}^t \quad (6)$$

L_b^t predstavlja indikatorsku funkciju koja je jednaka jedinici ako je piksel klasifikovan kao deo pozadine (u protivnom je nula), dok je $L_{v_i}^t$ indikatorska funkcija koja je jednaka jedinici ako trenutna vrednost karakteristike \mathbf{v} odgovara vrednosti v_i .

U algoritmu [4] se pretpostavlja da je mali broj vrednosti v_i karakteristike \mathbf{v} dovoljan da se opiše pozadina. Ukupna verovatnoća pojavljivanja $N(\mathbf{v})$ najfrekventnijih vrednosti ($M(\mathbf{v}) < N(\mathbf{v})$), ako ih je generisala pozadina slike, treba da bude veća od praga M_1 (obično je $M_1 = 80\% \sim 90\%$)

$$\sum_{i=1}^{N(\mathbf{v})} P_s(v_i|\mathbf{b}) > M_1 \quad (7)$$

Na osnovu ove pretpostavke može se formulisati kriterijum kojim se utvrđuje da li je došlo do iznenadne promene u pozadini slike (npr. nagla promena osvetljenja ili deo pozadine koji je prešao u prednji plan i obrnuto)

$$\sum_{i=1}^{N(\mathbf{v})} p_{v_i}^t - p_v^t(\mathbf{b}) \sum_{i=1}^{N(\mathbf{v})} p_{v_i|\mathbf{b}}^t > M_1 \quad (8)$$

U slučaju da jednačina (8) bude zadovoljena, potrebno je promeniti uloge koje su prednji plan i pozadina slike imali do tog momenta, a to znači da se sve estimacije verovatnoća pojavljivanja pozadine zapravo odnose na prednji plan, pa ih je potrebno preračunati

$$p_v^{t+1}(\mathbf{b}) = 1 - p_v^t(\mathbf{b}) \quad (9)$$

$$p_{v_i|\mathbf{b}}^{t+1} = \frac{p_{v_i}^t - p_v^t(\mathbf{b}) p_{v_i|\mathbf{b}}^t}{p_v^{t+1}(\mathbf{b})} \quad (10)$$

Estimacija bezuslovne verovatnoće pojavljivanja vrednosti karakteristike $p_{v_i}^{t+1}$ ne zavisi od pretpostavke da li se radi o pozadini ili prednjem planu, pa stoga nije obuhvaćena izmenama modela kada je jednačina (8) zadovoljena.

Kada se vrši klasifikacija dinamičkog piksela, potrebno je združeno koristiti karakteristike \mathbf{c} i \mathbf{e} . Pod pretpostavkom da su karakteristike statistički nezavisne, kriterijum za klasifikaciju postaje

$$2P_s(\mathbf{c}|\mathbf{b})P_s(\mathbf{e}|\mathbf{b})P_s(\mathbf{b}) > P_s(\mathbf{c})P_s(\mathbf{e}) \quad (11)$$

III. PRAĆENJE POKRETNIH OBJEKATA POMOĆU KALMANOVIH FILTARA

Postupak segmentacije prednjeg plana, koji je opisan u prethodnoj glavi, kao rezultat daje binarnu sliku koja ukazuje na piksele koji pripadaju pokretnim objektima u sceni. Pre pozivanja modula za praćenje, potrebno je dobijenu sliku dodatno morfološki obraditi, da bi se uklonio šum ili popunile šupljine u objektima [5]. Potom je potrebno izdvojiti povezane komponente u slici i odrediti njihove minimalne opisane pravougaonike (engl. *bounded box*). Centroidi (težišta) ovih pravougaonika predstavljaju rezultate merenja u nekom frejmu, i zbog toga se prosleđuju Kalmanovim filtrima za praćenje kao ulazne veličine.

Kalmanov filter predstavlja sekvencijalni estimator stanja kada su modeli dinamike i merenja linearni, a šum u sistemu aditivni beli Gausov (AWGN) [6]. U linearnom dinamičkom modelu vektor stanja se dobija linearnom transformacijom prethodnog vektora stanja i dodavanjem Gausovog procesnog šuma, čija je kovarijansna matrica poznata. Vektor merenja se dobija takođe linearnom transformacijom vektora stanja, uz dodavanje Gausovog šuma merenja poznate statistike.

Ukoliko se slučajan Gausov vektor \mathbf{x} predstavi sledećom notacijom

$$\mathbf{x} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (12)$$

gde $\boldsymbol{\mu}$ predstavlja vektor srednje vrednosti, a $\boldsymbol{\Sigma}$ kovarijansnu matricu, modeli dinamike i merenja se mogu predstaviti sledećim jednačinama

$$\mathbf{x}_i \sim N(\mathbf{D}_i \mathbf{x}_{i-1}, \boldsymbol{\Sigma}_{d_i}) \quad (13)$$

$$\mathbf{y}_i \sim N(\mathbf{M}_i \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\Sigma}_{m_i}) \quad (14)$$

U jednačinama (13) i (14) \mathbf{x}_i označava vektor stanja procesa, \mathbf{D}_i je matrica prelaza (tranzicije), $\boldsymbol{\Sigma}_{d_i}$ je kovarijansna matrica procesnog šuma, \mathbf{y}_i je vektor merenja (opservacije), \mathbf{M}_i je matrica merenja, a $\boldsymbol{\Sigma}_{m_i}$ je kovarijansna matrica šuma merenja. Kao što se iz priloženog vidi, matrice prelaza i merenja mogu biti vremenski zavisne, a takođe se i kovarijansne matrice šuma mogu menjati tokom vremena.

U ovom radu pretpostavljeno je da se objekti kreću konstantnom brzinom, pa se zato vektor stanja objekta sastoji od četiri komponente (x, y pozicija i brzina centroida objekta)

$$\mathbf{x} = [x \ y \ \dot{x} \ \dot{y}]^T \quad (15)$$

Pozicije centroida pravougaonika opisanih oko povezanih komponenti slike predstavljaju rezultate merenja za trenutni frejm

$$\mathbf{y} = [x_m \ y_m]^T \quad (16)$$

Matrice prelaza, merenja i kovarijansne matrice šuma ne menjaju se tokom vremena i date su sledećim jednačinama

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\Sigma_d = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\Sigma_m = \begin{bmatrix} \sigma_{x_m}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{y_m}^2 \end{bmatrix} \quad (20)$$

Proces filtriranja Kalmanovim filtrom sastoji se od dva koraka: predikcije i korekcije. Filtar vrši predikciju vektora stanja procesa u nekom trenutku i na osnovu prethodno izračunate raspodele vektora stanja procesa u trenutku $i-1$, ako su poznata merenja do tog trenutka. Na taj način se dolazi do vektora srednje vrednosti i kovarijansne matrice apriorne raspodele vektora stanja

$$\bar{\mathbf{x}}_i^- = \mathbf{D}\bar{\mathbf{x}}_{i-1}^+ \quad (21)$$

$$\Sigma_i^- = \Sigma_d + \mathbf{D}\Sigma_{i-1}^+\mathbf{D}^T \quad (22)$$

Nakon izvršenog merenja (u ovom radu kao merenje se uzima centroid minimalno opisanog pravougaonika koji je najbliži predikciji $\bar{\mathbf{x}}_i^-$), potrebno je, korišćenjem Bajesove teoreme, izračunati vektor srednje vrednosti i kovarijansnu matricu aposteriorne raspodele vektora stanja procesa u trenutku i

$$\bar{\mathbf{x}}_i^+ = \bar{\mathbf{x}}_i^- + \mathbf{K}_i[\mathbf{y}_i - \mathbf{M}\bar{\mathbf{x}}_i^-] \quad (23)$$

$$\Sigma_i^+ = [\mathbf{I} - \mathbf{M}\mathbf{K}_i]\Sigma_i^- \quad (24)$$

Matrica \mathbf{K}_i predstavlja Kalmanovo pojačanje, i data je sledećim izrazom [6]

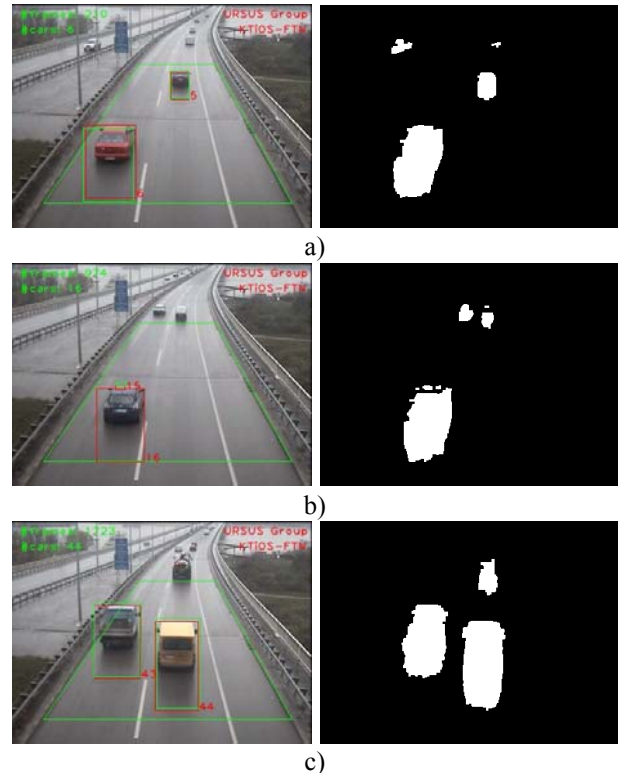
$$\mathbf{K}_i = \Sigma_i^- \mathbf{M}^T [\mathbf{M}\Sigma_i^- \mathbf{M}^T + \Sigma_m]^{-1} \quad (25)$$

Svakom pokretnom objektu koji uđe u označeni region od interesa dodeljuje se po jedan Kalmanov filtari, kojim se određuje vektor stanja tog objekta u narednim frejmovima video sekvence. Nakon izlaska vozila iz regiona od interesa, proverava se kovarijansna matrica Σ_i^+ vektora stanja, i ako su elementi na njenoj glavnoj dijagonali manji od određenog praga, rezultat praćenja se ocenjuje kao validan, a brojač vozila u zoni od interesa se povećava za jedan.

IV. EKSPERIMENTALNI REZULTATI

Sistem za brojanje vozila testiran je na video sekvencama koje su nastale u sistemu za video nadzor saobraćaja u realnim uslovima. Na Sl. 1 i Sl. 2 zelenom bojom uokviren je region od interesa za brojanje vozila. Izmerena pozicija vozila uokvirena je crvenom bojom, a zeleni okvir predstavlja poziciju vozila nakon prolaska kroz Kalmanov filtari. Na Sl. 1 prikazani su karakteristični frejmovi u video sekvencama snimljenim na mostu i odgovarajuća segmentacija prednjeg plana slike na osnovu Bajesovog modela. Sl. 1.a) pokazuje karakterističnu situaciju kada se više vozila nađe u regionu od interesa i uspešnu detekciju svakog od njih. Na Sl. 1.b) prikazana je greška pri brojanju, odnosno pogrešna detekcija vozila. Uzrok greške jeste neprecizna segmentacija prednjeg plana; naime, vozilo je detektovano u prethodnom frejmu i inicijalizovan je Kalmanov filtari. Predikciji pozicije vozila u trenutnom frejmu najbliži je centroid odvojenog fragmenta, pa se taj fragment prosleđuje Kalmanovom filtru za praćenje. Takođe se za vozilo inicijalizuje novi Kalmanov filtari i na taj način dolazi do lažne detekcije

(dvostrukog brojanja). Na Sl. 1.c) prikazana je situacija kada se u regionu od interesa pojavljuju dva velika vozila i uspešna detekcija svakog od njih.



Sl. 1. Prikaz rada sistema za brojanje vozila na sekvenci *Most* i segmentacija prednjeg plana na osnovu Bajesovog modela pozadine slike
a) brojanje automobila b) lažna detekcija
c) brojanje većih vozila.

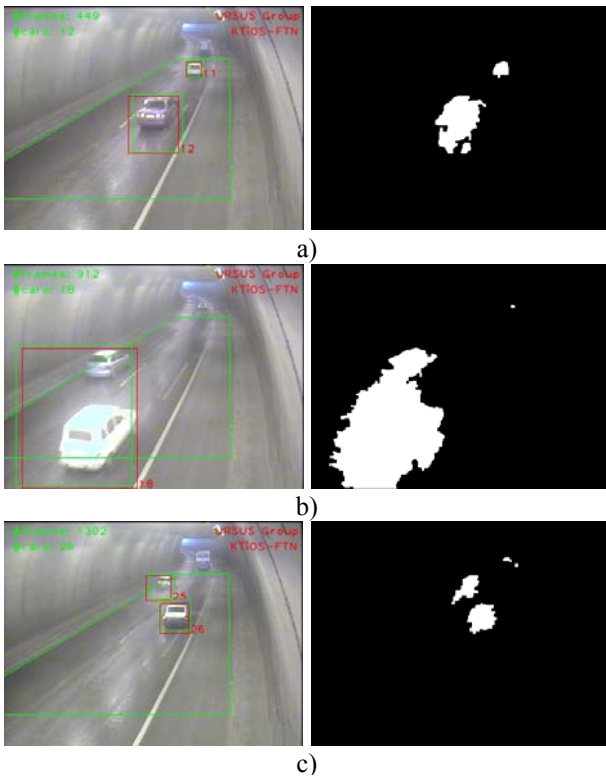
Sl. 2. pokazuje karakteristične situacije koje se javljaju na video sekvencama snimljenim u tunelima. Sl. 2.a) demonstrira uspešno praćenje vozila iako je prilikom segmentacije prednjeg plana došlo do odvajanja jednog fragmenta vozila. Na Sl. 2. b) prikazana je karakteristična situacija kada dolazi do greške u brojanju vozila. Prilikom ulaska izuzetno svetlog vozila u scenu dolazi do tzv. *blooming* efekta i pikseli u blizini svetlog vozila koji pripadaju zadnjem planu slike bivaju detektovani kao pikseli prednjeg plana. Tada je moguće da se prilikom segmentacije prednjeg plana svetlo vozilo spoji sa drugim vozilom u blizini i dolazi do greške prilikom brojanja (dva vozila detektuju se kao jedno). Na Sl. 2.c) prikazan je rezultat sistema za brojanje vozila u situaciji u kojoj se javljaju spekularne refleksije od elemenata pozadine (refleksije od vlažnog kolovoza). U ovom slučaju uspešno su izbrojana i ispraćena dva vozila u regionu od interesa.

U Tabeli 1 prikazani su kvantitativni rezultati testiranja sistema za brojanje vozila na video sekvencama *Most* i *Tunel*, koje su snimljene u realnim uslovima. Istaknuti su najvažniji parametri pomoću kojih se može oceniti kvalitet rada sistema za brojanje vozila.

V. ZAKLJUČAK

U radu je prikazan sistem za automatsko određivanje broja vozila u saobraćaju. Prvo se za svaki frejm ulazne sekvence izvrši segmentacija prednjeg plana slike, na osnovu prethodno naučenog Bajesovog modela pozadine. Zatim se odrede povezane komponente u slici, i centriodi njihovih minimalnih opisanih pravougaonika predstavljaju skup merenja za trenutni frejm. Centroid pokretnog objekta koji se nalazi u regionu od interesa služi za inicijalizaciju Kalmanovog filtra, kojim se potom isti objekat prati do izlaska iz zone od interesa. Kalmanov filter koji napusti region od interesa, i za koji je varijansa vektora stanja manja od najveće dozvoljene vrednosti, predstavlja validan trag pokretnog objekta i za njega se brojač pokretnih objekata (vozila) uvećava za jedan.

Pored predstavljanja koncepcije sistema, u radu su prikazani i ekperimentalni rezultati testiranja sistema na video sekvencama snimljenim u realnim uslovima. Za video sekvencu snimljenu na mostu izmerena tačnost sistema iznosi blizu 95%, dok je za sekvencu snimljenu u tunelu izmerena tačnost oko 80%. To pokazuje da predloženi sistem, uprkos uočenim nedostacima, predstavlja prihvatljivo rešenje u mnogim situacijama.



Sl. 2. Prikaz rada sistema za brojanje vozila na sekvenci *Tunel* i segmentacija prednjeg plana na osnovu Bajesovog modela pozadine slike

a) brojanje automobila b) greška pri brojanju
c) frejm sa izraženom refleksijom od vlažnog kolovoza.

Iz tabele 1. se vidi da na video sekvenci snimljenoj na mostu sistem ima samo 3 lažne detekcije nastale usled neprecizne segmentacije prednjeg plana (tačnost sistema veća od 94%). Na video sekvencama snimljenim u tunelu, pozadina reflektuje svetlost koja potiče od pokretnih objekata i to predstavlja uzrok povećanog broja lažnih detekcija. Takođe, ovde se javljaju i neizbrojana vozila, što je i pokazano na Sl. 2.b), kao i loše ispraćena, ali izbrojana vozila. U ovom slučaju tačnost sistema za brojanje vozila smanjena je na 83%.

Sistem za brojanje vozila implementiran je u programskom jeziku C, korišćenjem paketa za kompjutersku viziju OpenCV. Na računaru sa Intel® Core2 Duo procesorom radnog takta 2GHz i sa 2GB RAM memorije, oba algoritma rade u realnom vremenu kada se testiraju na video sekvencama koje imaju 12.5 frejmova u sekundi (veličina frejma 384x288 piksela). Parametri algoritma za segmentaciju prednjeg plana uzeti su kao u radu [4], varijanse procesnog šuma su $\sigma_x^2 = \sigma_y^2 = \sigma_x^2 = \sigma_y^2 = 10^{-5}$, a varijanse šuma merenja $\sigma_{x_m}^2 = \sigma_{y_m}^2 = 10^{-5}$.

TABELA 1: KVANTITATIVNI REZULTATI TESTIRANJA SISTEMA ZA BROJANJE VOZILA NA VIDEO SEKVENCAMA *MOST* I *TUNEL*

	Izbrojana vozila	Lažne detekcije	Neizbrojana vozila	Pogrešno ispraćeni
Most	55	3	0	0
Tunel	55	7	1	1

LITERATURA

- [1] L.Klein, M.Kelley, "Detection Technology for IVHS: Final Report", FHWA Report No. FHWA-RD-95-100, 1996.
- [2] A.Chatziioanou, S.Hockaday, L.Ponce, S.Kaighn, C.Staley, "Video Image Processing Systems Applications in Transportation, Phase II", Final Report, California Polytechnic State Univ., San Luis Obispo, CA 1994.
- [3] N.Nihan, M.Leth, A.Wong., "Video Image Processing for freeway Monitoring and Control: Evaluation of the Mobilizer", Washington State Department of Transportation, Report No. WA-RD 398.1/TNW 95-03, 1995.
- [4] L.Li, W.Huang, I.Y-H.Gu and Q.Tian, "Statistical Modeling of Complex Backgrounds for Foreground Object Detection", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, pp. 1459-1472, November 2004.
- [5] R.C.Gonzales, R.E.Woods, "Digital image processing", 2nd Edition, Prentice-Hall Inc., 2002.
- [6] Z. Chen, "Bayesian Filtering: From Kalman Filters to Particle Filters, and Beyond", Technical report, The Communications Research Laboratory, McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada 2003.

ABSTRACT

This paper presents a solution to the problem of automated traffic vehicle counting, which is a standard problem in traffic video surveillance. System is comprised of blocks for moving objects segmentation, tracking and determining number of moving objects (vehicles) in the region of interest. Segmentation algorithm is based on Bayesian background model, which contains spectral, spatial and temporal characteristics of moving image. Moving object tracking is realized using Kalman filters that utilize constant velocity linear dynamic model. Finally, the number of moving objects in the region of interest is established by detecting the entrance of new object in the region of interest. The described system is tested on real traffic video sequences and performs well in terms of accuracy and execution rate.

COMPUTER VISION BASED SYSTEM FOR AUTOMATED TRAFFIC VEHICLE COUNTING

Dragan Letic, Borislav Antic, Milica Cvjetkovic, Vladan Minic and Vladimir Crnojevic