

Detekcija i raspoznavanje prometne signalizacije

Karla Brkić

Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb

16. srpnja 2009.

Danas...

- ▶ Projekt MASTIF
- ▶ Sustavi za inventuru elemenata prometne infrastrukture
- ▶ Mogućnosti automatizacije inventure
- ▶ Detekcija prometnih znakova
- ▶ Raspoznavanje prometnih znakova
- ▶ Detekcija ceste
- ▶ Budući rad

Projekt MASTIF

Sudionici:

- ▶ Nacionalna zaklada za znanost
- ▶ Institut prometa i veza, Zagreb
- ▶ FER (ZEMRIS)
- ▶ TU Graz (EMT grupa, prof. Axel Pinz)

Kontekst:

- ▶ razvoj, održavanje i korištenje geografskih informacijskih sustava (GIS) za prikaz elemenata prometne infrastrukture

Glavni cilj:

- ▶ izgradnja programskih rješenja za pronalaženje i prepoznavanje elemenata prometne signalizacije kombiniranjem satelitske navigacije i računarskog vida

Ispravnost prometne infrastrukture

Česti problemi s prometnim znakovima:

- ▶ ukradeni znakovi
- ▶ oštećeni znakovi
- ▶ izbljedjele boje
- ▶ znak skriven vegetacijom
- ▶ vandalizam



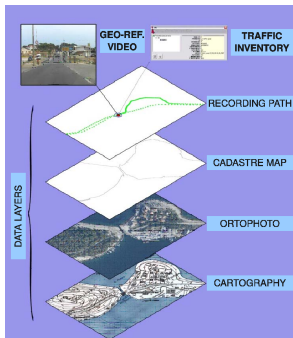
Potrebna je periodična provjera ispravnosti!

Ispravnost prometne signalizacije je odgovornost lokalnih vlasti koje taj posao uobičajeno povjeravaju vanjskim tvrtkama.

Jedna od vodećih tvrtki u Hrvatskoj - Institut prometa i veza (IPV).

OptaGIS

- ▶ geoinformacijski sustav s prikazom elemenata prometne infrastrukture
- ▶ razvija se na Institutu prometa i veza
- ▶ od 2005. korišten za evaluaciju prometne infrastrukture u raznim županijama Hrvatske



OptaGIS – pribavljanje georeferenciranih video zapisa



- ▶ vozilo s kalibriranom perspektivnom kamerom, diferencijalnim GPS prijammnikom, odometrom, žiroskopom i računalom

Lokacije elemenata prometne infrastrukture u sustav se unose ručno korištenjem georeferenciranog videa.

Sustavi za inventuru prometne infrastrukture

Dvije temeljne operacije

- Kartiranje** bilježenje položaja elemenata prometne infrastrukture na mapi
- Verifikacija** uspoređivanje svježe pribavljenih snimki sa stanjem zabilježenim na mapi

Automatizacija procesa inventure¹

I kartiranje i verifikacija mogu se automatizirati korištenjem tehnika računalnog vida – učinkovito i jeftino rješenje!

Ključni problemi

- ▶ detekcija i raspoznavanje prometnih znakova
- ▶ detekcija ceste

¹S. Šegvić, K. Brkić, Z. Kalafatić, V. Stanisavljević, D. Budimir and I. Dadić "Towards automatic assessment and mapping of traffic infrastructure by adding vision capabilities to a geoinformation inventory", in Proceedings of MIPRO'09, Opatija, Croatia, May 2009.

Detekcija prometnih znakova



(a)



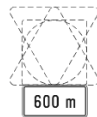
(b)



(c)



(d)



(e)

Slika: Sve kategorije hrvatskih prometnih znakova (a) znak opasnosti, (b) znak izričite naredbe, (c) znak obavijesti, (d) znak obavijesti za vođenje prometa, (e) dopunska ploča

Detekcija prometnih znakova



(a)



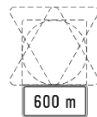
(b)



(c)



(d)

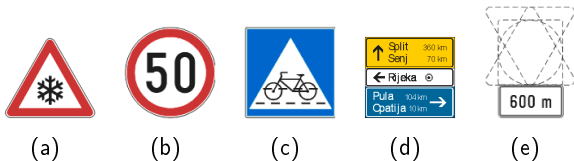


(e)

Slika: Sve kategorije hrvatskih prometnih znakova (a) znak opasnosti, (b) znak izričite naredbe, (c) znak obavijesti, (d) znak obavijesti za vođenje prometa, (e) dopunska ploča

Što je s raznolikošću unutar kategorija?

Detekcija prometnih znakova



Slika: Sve kategorije hrvatskih prometnih znakova (a) znak opasnosti, (b) znak izričite naredbe, (c) znak obavijesti, (d) znak obavijesti za vođenje prometa, (e) dopunska ploča

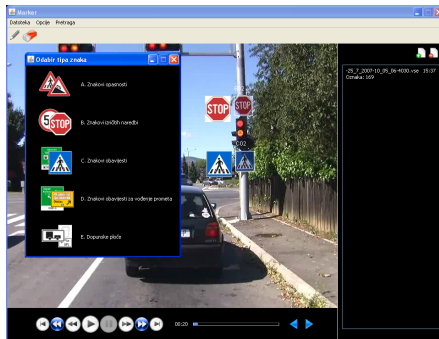
Što je s raznolikošću unutar kategorija?



Slika: Znakovi obavijesti

Pribavljanje podataka

- ▶ 57 sati video zapisa snimljenog u Virovitičko-podravskoj županiji
- ▶ za ispitivanje i učenje algoritama detekcije i raspoznavanja potrebno je iz video zapisa izdvojiti individualne okvire i u njima označiti prometne znakove
- ▶ razvili smo alat koji to omogućava



Pribavljanje podataka



- ▶ trenutno raspoložemo s kolekcijom od oko 2500 označenih slika znakova
- ▶ najbrojniji: trokutasti znakovi upozorenja (oko 1000 slika)
- ▶ zbog toga pretežno eksperimentiramo s trokutastim znakovima

Pristupi detekciji prometnih znakova

Korištenje informacija o boji:

- ▶ segmentacija u prostoru boja RGB (osjetljivo na osvjetljenje)
- ▶ segmentacija u prostorima boja HSI ili L^*a^*b

Korištenje informacija o obliku:

- ▶ Houghova transformacija
- ▶ brza radijalna transformacija
- ▶ detekcija kutova
- ▶ podudaranje s jednostavnim predlošcima oblika

Korištenje detektora opće namjene

- ▶ detektor Viole i Jonesa

Odabir metode za detekciju prometnih znakova

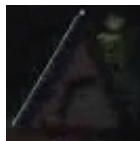
- ▶ odabir metode uvelike ovisi o podacima s kojima radimo



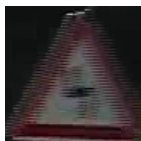
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

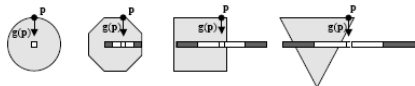


(f)

Slika: (a) dobra slika znaka, (b) sjena, (c) nekonzistentnost boje, (d) preplitanje, (e) zamućenje uslijed gibanja, (f) prekrivanje

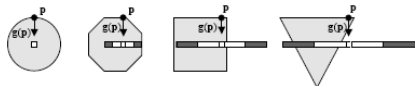
Prvi pokušaj: brza radialna simetrija [Loy04]

- ▶ rubni pikseli glasaju za lokaciju centra poligona na udaljenosti r u smjeru gradijenta

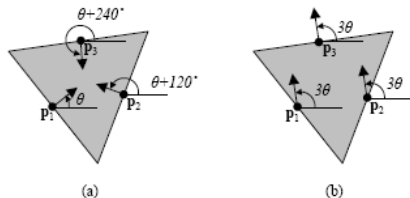


Prvi pokušaj: brza radijalna simetrija [Loy04]

- ▶ rubni pikseli glasaju za lokaciju centra poligona na udaljenosti r u smjeru gradijenta

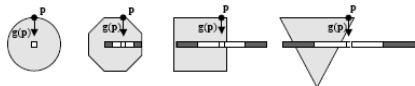


- ▶ ukoliko kutove vektora gradijenta rubova poligona s n vrhova pomnožimo sa n , svi će vektori pokazivati u istom smjeru

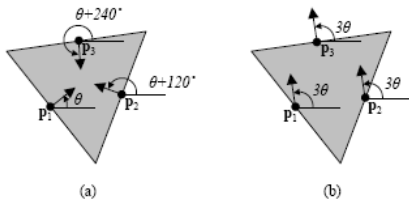


Prvi pokušaj: brza radijalna simetrija [Loy04]

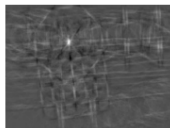
- ▶ rubni pikseli glasaju za lokaciju centra poligona na udaljenosti r u smjeru gradijenta



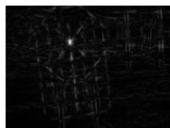
- ▶ ukoliko kutove vektora gradijenta rubova poligona s n vrhova pomnožimo sa n , svi će vektori pokazivati u istom smjeru



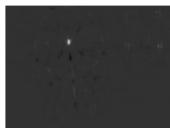
(a)



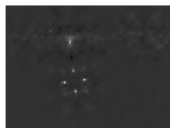
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Brza radijalna simetrija – rezultati

Rezultati: na prvi pogled obećavajući...



Brza radijalna simetrija – rezultati

ali...

Testiranje na skupu od 100 slika:

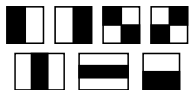
- ▶ 40 pozitivnih detekcija
- ▶ više od 200 lažnih detekcija
- ▶ vrlo blag kriterij za detekciju: preklapanje pravokutnika oko znaka i projiciranog središta znaka
- ▶ potrebno je otprilike pogoditi radijus znaka

Zaključak: neprikladno za naš trenutni skup podataka.

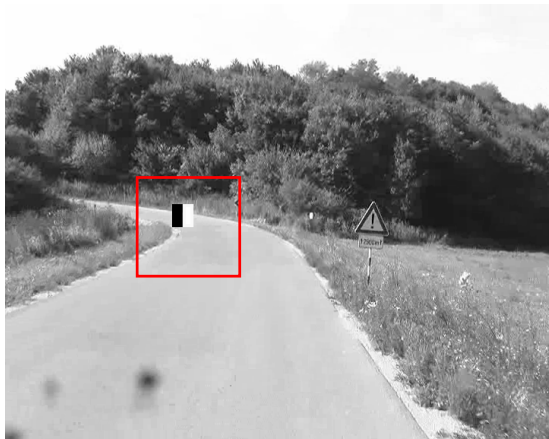
Drugi pokušaj: detektor Viole i Jonesa

- ▶ osnovna zamisao: boostanje niza slabih klasifikatora temeljenih na Haarovim značajkama

Haarova značajka

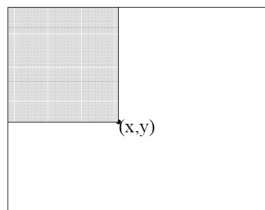


- ▶ $H = \sum I_{crni} - \sum I_{bijeli}$
- ▶ može se vrlo brzo izračunati korištenjem integralne slike



Brzi izračun Haarovih značajki

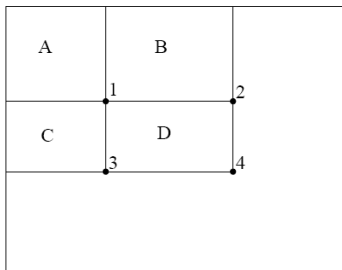
Integralna slika:



$$ii(x, y) = \sum_{x' < x, y' < y} i(x', y')$$

Brzi izračun Haarovih značajki

Izračunavanje jednog pravokutnika je moguće u 4 pristupa integralnoj slici:



$$D = 4 + 1 - (2 + 3)$$

Haarova značajka kao slabi klasifikator

- ▶ Haarova značajka je broj – kako od toga načiniti klasifikator?
- ▶ najjednostavnije: usporedba s pragom

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{ako } p_j f_j(x) < p_j \theta_j, \\ 0 & \text{inače} \end{cases}$$

- ▶ slabi klasifikator: donosi odluku malo bolje od slučajnog pogađanja
- ▶ ako slučajno pogađamo klasifikacijsku odluku (je / nije objekt), vjerojatnost da smo ispravno pogodili je 50 %
- ▶ slabi klasifikator mora biti barem malo bolji od toga (npr. 51 %)

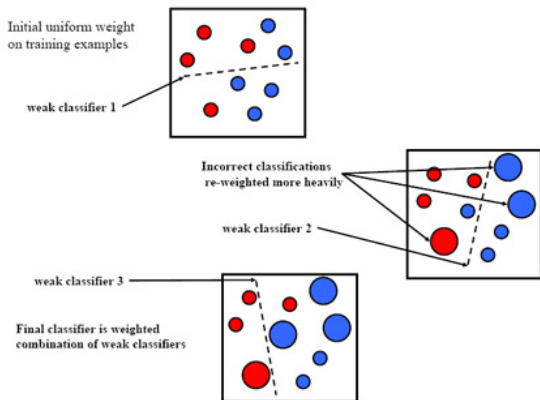
- ▶ meta-algoritam strojnog učenja za nadgledano učenje
- ▶ osnovna zamisao: kombiniranje velikog broja slabih klasifikatora u jedan jaki klasifikator

Algoritam AdaBoost

- ▶ pridjeljuju se jednake težine svim elementima skupa za učenje
- ▶ na skupu se uči slabi klasifikator $h_t(x)$
- ▶ u sljedećoj iteraciji, elementima koje dobiveni klasifikator pogrešno klasificira težine se povećavaju
- ▶ težine ispravno klasificiranih elemenata se smanjuju
- ▶ na promijenjenom skupu uči se novi slabi klasifikator s funkcijom $h_{t+1}(x)$
- ▶ postupak se ponavlja proizvoljan broj puta T

Svaki dobiveni slabi klasifikator mora ispravno klasificirati barem 50 % težine skupa za učenje!

Algoritam AdaBoost



$$H(x) = \text{sign}(\alpha_1 h_1(x) + \alpha_2 h_2(x) + \alpha_3 h_3(x))$$

Autor ilustracije: Kihwan Kim

Algoritam AdaBoost

Rezultantni jaki klasifikator je funkcija predznaka linearne kombinacije T slabih klasifikatora.

$$f(x) = \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)$$

Parametar α_t označava utjecaj klasifikatora h_t .

Detektor Viole i Jonesa

- ▶ Haarove značajke su slabi klasifikatori
- ▶ možemo na njih primijeniti AdaBoost

Detektor Viole i Jonesa

- ▶ Haarove značajke su slabi klasifikatori
- ▶ možemo na njih primijeniti AdaBoost

Skica algoritma za učenje:

1. Skupu za učenje pridijeli inicijalne težine.
2. Pronađi onu značajku koja najbolje odvađa pozitivne od negativnih primjera (grubom silom).
3. Osvježi težine elemenata u skupu za učenje po algoritmu AdaBoost.
4. Započni sljedeći krug.

Detektor Virole i Jonesa

- ▶ Haarove značajke su slabi klasifikatori
- ▶ možemo na njih primijeniti AdaBoost

Skica algoritma za učenje:

1. Skupu za učenje pridijeli inicijalne težine.
2. Pronađi onu značajku koja najbolje odvaja pozitivne od negativnih primjera (grubom silom).
3. Osvježi težine elemenata u skupu za učenje po algoritmu AdaBoost.
4. Započni sljedeći krug.

Zbog povećavanja brzine detekcije, ovako naučeni klasifikatori se dalje kombiniraju u kaskadu

Detektor Viole i Jonesa

Svojstva:

- ▶ strojno naučen
- ▶ vrlo brz
- ▶ visoke stope detekcije
- ▶ popularan za detekciju lica
- ▶ zahtijeva velik skup za učenje

Detekcija prometnih znakova – rezultati

- ▶ detektor je učen na 824 slike koje sadrže 898 znakova
- ▶ evaluacija je provedena na slikama 101 znaka
- ▶ 4000 negativnih primjera
- ▶ osnovna rezolucija 24 x 24 piksela



Slika: Prve četiri značajke naučenog detektora superponirane na slike znakova.

Detekcija prometnih znakova – rezultati²

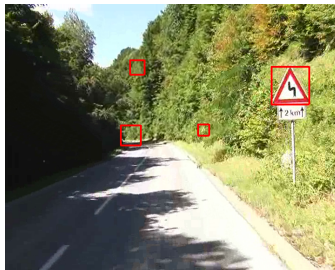
Skup	Faktor skaliranja	Znakova	Pogodaka [% ispitni skup]	Promašaja [% ispitni skup]	Lažno pozitivnih [% ispitni skup]
1	1.05	101	96 %	4 %	84 %
1	1.20	101	93 %	7 %	42 %
2	1.05	72	93 %	7 %	163 %
2	1.20	72	90 %	10 %	53 %

Tablica: Rezultati testiranja detektora na dva različita ispitna skupa. Performanse su testirane za faktore skaliranja 1.05 i 1.20.

Raniji rezultat: detektor naučen na 352 slike i evaluiran na 72 slike.
Postignuto je 68% ispravnih detekcija uz 46% lažno pozitivnih detekcija.

²K Brkić, A. Pinz, S. Šegvić "Traffic sign detection as a component of an automated traffic infrastructure inventory system", in Proceedings of the annual Workshop of the Austrian Association for Pattern Recognition (OAGM/AAPR), Stainz, Austria, May 2009.

Detekcija prometnih znakova – primjeri



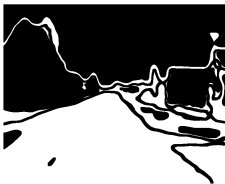
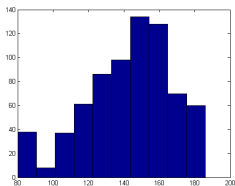
Detekcija prometnih znakova – ostale metode

- ▶ Detekcija okruglih znakova primjenom Houghove transformacije (Novokmet, Šverko) – oko 80% detekcija
- ▶ Detekcija prometnih znakova na temelju modela oblika (Fofonjka)
- ▶ Detekcija prometnih znakova korištenjem nijanse (više studenata) – oko 60% detekcija
- ▶ Detekcija trokutnih znakova optimiranjem hipoteza (Louč) – oko 90% detekcija (ograničen skup za testiranje)

Preliminarni rezultati raspoznavanja znakova

- ▶ Raspoznavanje prometnih znakova metodom potpornih vektora (Kusalić)
- ▶ Raspoznavanje prometnih znakova neuronskim mrežama (Rodik)
- ▶ Raspoznavanje u prostoru svojstvenih znakova (Sučić)

Detekcija ceste

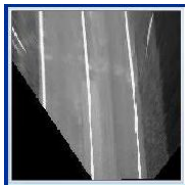


Slika: Detekcije ceste pomoću histograma boje

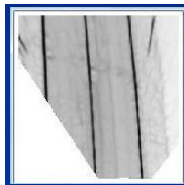
Detekcija prometnog traka upravljivim filtrima



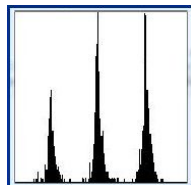
Izvorna slika



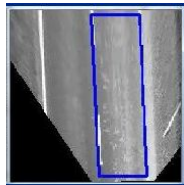
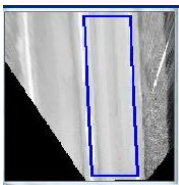
Inv. perspektivna slika



Odziv upravljivog filtra



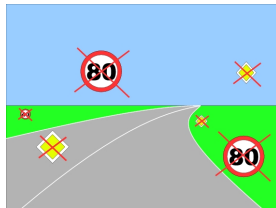
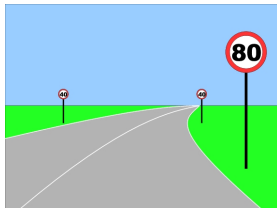
1D HT parametra rho
za dominantni smjer



Robustnost na sjene (lijevo), te izbljedjelji (sredina) i prljavi kolnik (desno)

Budući rad

- ▶ rekonstrukcija geometrije scene
- ▶ korištenje kontekstnih ograničenja
- ▶ primjena vremenske konzistentnosti
- ▶ modeliranje ceste i dinamike kretanja vozila
- ▶ upotreba piramide detektora



Budući rad

Razvoj novog strojno naučenog modela prometnih znakova koji bi uzimao u obzir kombinaciju sljedećih indicija za detekciju znakova (fokus suradnje s prof. Pinzom):

- ▶ boje;
- ▶ oblika;
- ▶ izgleda;
- ▶ kontekstih ograničenja;
- ▶ geometrije;
- ▶ vremenske konzistentnosti kroz više video okvira;
- ▶ promjene skale u vremenu.

Budući rad

Razvoj novog strojno naučenog modela prometnih znakova koji bi uzimao u obzir kombinaciju sljedećih indicija za detekciju znakova (fokus suradnje s prof. Pinzom):

- ▶ boje;
- ▶ oblika;
- ▶ izgleda;
- ▶ kontekstih ograničenja;
- ▶ geometrije;
- ▶ vremenske konzistentnosti kroz više video okvira;
- ▶ promjene skale u vremenu.

“Computer vision and machine learning should remarry”
(prof. Kanade, ICVSS, 7.7.2009.)

Hvala na pažnji!



Pitanja?

Prezentacija je izrađena koristeći L^AT_EX+ Beamer.

Vizualna odometrija

