

SISTEM ZA LOKALIZACIJU OBJEKATA U ROBOTICI SYSTEM FOR OBJECT LOCALIZATION IN ROBOTICS

Miloš Arbanas, *Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad*

Oblast – ELEKTROTEHNIKA I RAČUNARSTVO

Kratak sadržaj – U ovom radu analizirano je projektovanje sistema koji je u mogućnosti da detektuje željene objekte u okolini robota, a potom i odredi njihovu lokaciju. Analizirano je više pristupa rešavanju ovog problema, od korišćenja jednostavnih senzora za detekciju boje, do nešto naprednijih koji uključuju manipulaciju nad slikama i mašinsko učenje. Uređaj je praktično realizovan i prikazani su rezultati uspešnosti za nekoliko metoda, na osnovu čega su izvučeni zaključci. Na kraju su predloženi i dalji koraci koji bi mogli dodatno da poboljšaju rad uređaja.

Ključne reči: senzori, mašinska vizija, robotika, detektovanje objekata

Abstract – This paper analyzes the development of a system that is able to detect objects of interest, and also find their position. A few approaches and solutions were analyzed, from using simple color detection sensor, to somewhat complicated systems that include image manipulation and machine learning. The system was implemented and the results are shown for different methods, from which the conclusions were drawn. At the very end, some potential improvements are explained that could increase the performance of the system.

Keywords: sensors, machine vision, robotics, object detection

1. Uvod

Tema ovog završnog rada je projektovanje i izrada sistema koji je u mogućnosti da detektuje željene objekte u okolini robota, a potom odredi njihovu lokaciju.

Primer jedne situacije, gde se mogu uočiti objekti od interesa je prikazan na slici 1. Uređaj mora biti u mogućnosti da brzo detektuje željeni objekat i odredi njegovu poziciju u odnosu na poziciju robota.

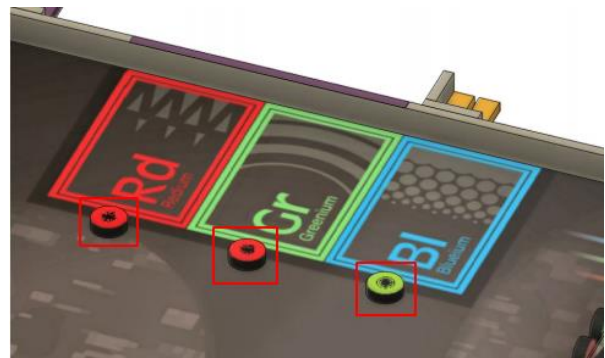
Jedan od najvećih izazova bio je napraviti sistem koji radi pod raznolikim uslovima, prvenstveno različitim intenzitetima i vrstama osvetljenja.

Analizirano je više pristupa rešavanju ovog problema, od jednostavnih senzora boje, do nešto kompleksnijih koji uključuju obradu slike sa kamere. Upoređeni su rezultati dobijeni klasičnim metodama obrade slike i nešto modernijim poput mašinskog učenja.

NAPOMENA:

Ovaj rad proistekao je iz master rada čiji mentor je bio dr Jovan Bajić, docent.

Uređaj je praktično realizovan i izvršena su merenja uspešnosti detekcije željenih objekata. Sama ideja za izradu ovog uređaja nastala je usled potrebe da se detektuju objekti u okolini robota korišćenog na takmičenju Eurobot 2019. godine.



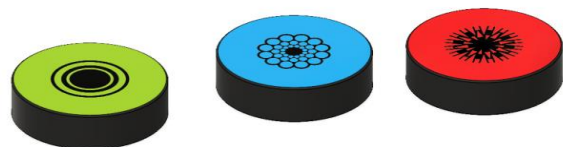
Slika 1. Primer terena sa obeleženim elementima

2. Analiza problema

Glavna primena projektovanog sistema je u okviru takmičenja u robotici, tako da se ovaj rad bazira na rešavanju konkretnog problema. Objekti od interesa, koje je potrebno detektovati su plavi, crveni i zeleni pakovi, sa određenim šarama na njima. Prikazani su na slici 2.

Kao logično rešenje se nameće rešenje sa kamerom, kojom mogu da se detektuju udaljeni objekti. Drugo moguće rešenje je detekcija senzorom boje. Ako su objekti od interesa statični, i unapred im je poznata lokacija, senzor boje je dovoljan. Međutim, ako ne znamo pozicije objekata unapred, kamera pruža mnogo više mogućnosti, iako je rešenje tog tipa komplikovanije, a samim tim potencijalno manje robusno.

Sistem sa redundantnim izvorima informacija je uglavnom sistem sa većom pouzdanošću. Tako da je potencijalno najbolje rešenje koristiti oba pristupa. Prvo detektovati objekte kamerom, prići, pokupiti ih aktuatorom u robota, a nakon toga proveriti senzorom boje da li je objekat zaista dobro detektovan.



Slika 2: objekti od interesa

2.1. Analiza pozicioniranja kamere

Kamera se može postaviti da bude van robota, statična, na mestu koje omogućava dobar pregled terena. Tada je površina koju kamera pokriva, na kojoj je moguće detektovati objekte, nezavisna od položaja samog robota. Problem koji postoji sa ovim rešenjem je to da je velika verovatnoća da nešto, robot na primer, zakloni deo terena, a time i neke od objekata.

Njih je tada nemoguće detektovati dok se objekat koji ih je zaklonio ne pomeri.

Sa druge strane, ako se postavi kamera na samog robota, dok se robot kreće, menja se i površina terena koju može da posmatra. Najviše ima smisla da se kamera stavi na prednju stranu robota, odnosno da pokriva površinu prema kojoj robot ide. Pozicija kamere zavisi i od mehanizama kojima se manipuliše nad detektovanim objektima.

Može biti da je potrebno i više kamera, neke isključivo da lokalizuju objekte, a druge da pomažu pri samoj manipulaciji objekata. Na primer, da se detektuje da li je mehanizam pokupio objekat, ili da li ga je ostavio na željeno mesto. U nekim slučajevima, kamera je preterano komplikovano rešenje i senzor boje može dati dovoljno informacija da se izbegne korišćenje kamere.

2.2. Analiza ključnih parametara pri izboru kamere

Kako polje mašinske vizije napreduje, tako se i širi izbor kamera koje se koriste u raznim slučajevima. Od same primene zavisi i na koje specifikacije treba obratiti pažnju. Postoji mnogo specijalizovanih, industrijskih kamera, koje su pravljene isključivo za potrebe industrije. One pružaju mnoge pogodnosti, poput automatskog fokusa, prilagođavanja ekspozicije, pojačanja, balansa bele boje, otpornosti na teške uslove rada i slično... Takve kamere pružaju mnoge pogodnosti i olakšavaju obradu slike, a u industriji su poželjne i zbog robusnosti.

Pored profesionalnih industrijskih kamera, postoje kamere koje su pristupačnije, a pružaju dovoljno za zahteve postavljene u ovom radu. Neke od važnijih karakteristika su:

- Rezolucija

Parametar koji određuje koliko piksela ima dobijena slika sa kamere. Direktno utiče na kvalitet i oštrinu slike. Posebno je bitno ako su objekti udaljeni. Za detekciju objekata koji su blizu kamere (na primer, kamera se nalazi na robotu) nije potrebna velika rezolucija.

- Širina vidnog polja

Parametar koji je izražen u stepenima, a predstavlja ugao kojim kamera gleda. Od nje direktno zavisi na kolikoj površini je moguće detektovati objekat. Treba imati u vidu da veća širina vidnog polja znači i veću distorziju slike. Potrebno je uvesti dodatne metode za kompenzaciju, na primer kalibracija kamere.

- Način povezivanja kamere

S obzirom na to da je potrebno da sistem pokuša da lokalizuje objekte čim kamera uslika prostor ispred sebe, bitno je da kamera ima brzu komunikaciju sa sistemom za obradu. Web kamere sa USB interfejsom su pogodne, dok su GoPro kamere izuzetno teške za korišćenje zbog WiFi ili micro HDMI interfejsa, iako su, najčešće, po svim ostalim specifikacijama superiornije.

- Brzina rada kamere

Važan parametar može broj odbiraka u sekundi (*Frames per second*). Ako se robot kreće, a potrebno je da u toku kretanja detektuje objekte ispred sebe, poželjno je da kamera ima dovoljno veliki FPS.

- Postojanje automatskog prilagođavanja i obrade slike

Veliki broj kamera u sebi sadrži dodatni procesor koji modifikuje izlaz pri različitim uslovima okoline. Automatski se prilagođava količini osvetljenja, filtrira se šum, pojačavaju se boje, uklanjaju se crvene zenice i slično. Treba biti svestan postojanja i paziti na koji način utiče na sliku koju je potrebno obraditi kasnije. Takođe je vrlo bitno da postoji i autofokus, kako bi se detektovali lepo i objekti koji nisu uvek na istoj udaljenosti u odnosu na kameru.

2.3. Ponašanje kamere pri različitim osvetljenjima

Jedan od najvećih problema je napraviti robusan sistem koji radi u različitim spoljašnjim uslovima. Jedan primer, koji opisuje ozbiljnost problema, je primer sa takmičenja. Dešava se u finalnim mečevima, kada se smanji broj terena na kojima se igra, da se svi reflektori prebace na jedan teren. Količina osvetljenja se drastično poveća i to utiče na rad kamere i na sliku koja se dobije. Slika koja je dobijena sa iste kamere, a pri različitim osvetljenjima, ima veoma različitu zasićenost boja ako sliku posmatramo u HSV formatu. To u mnogome otežava situaciju ako se koriste metode gde se na osnovu boje traže objekti.

2.4. Uređaj za obradu informacija

Sistem bi trebao biti mali, pogotovo ako ide na samog robota. Tako da je potreban i dovoljno mali procesor koji bi obradio signal sa senzora ili sliku sa kamere. Ako se koristi kamera, zahtevi su značajno veći. Potrebna je mali kompjuter koji ima interfejs ka kameri i ima dovoljno računarske snage da obradi sliku dovoljno brzo.

Ako nije potrebno vršiti operacije nad velikim matricama, neki mali računari poput Raspberry Pi, UpBoard, BeagleBone dovoljni su za obradu.

U slučaju korišćenja neuronske mreže, zahtevi postaju izuzetno ozbiljni. Ne postoji velik izbor uređaja koji mogu da se koriste na optimalnom nivou. Najkorišćeniji su Nvidia Jetson sistemi, koji ubrzavaju izračunavanja slično grafičkim karticama. Druga mogućnost je korišćenje specijalizovanih procesora za mašinsko učenje poput Movidius Neural Compute Stick-a koji ubrzava rad neuronskih mreža. Još jedna opcija je kreiranje sopstvenih specijalizovanih procesora u FPGA tehnologiji, koji direktno odgovaraju potrebama konkretne izvedbe i lako mogu biti prilagođeni po potrebi.

3. Detaljan opis svih podsistema uređaja

U ovom poglavlju biće opisani podsistemi u konkretnoj praktičnoj izvedbi sistema. Odabrana su rešenja gde se koristi kamera pa se potom slike obrađuju različitim metodama. Jedan sistem se nalazi na robotu i gleda ispred robota. Elementi se detektuju kako se robot kreće i robot može da pokupi elemente ako je to u interesu.

Sistem se sastoji iz kamere, koja je fizički fiksirana na robota, i malog računara Raspberry Pi, koji obrađuje sliku sa kamere i preko mreže javlja robotu gde se objekat nalazi ako ga detektuje.

3.1. Kamera

Odabrana kamera za praktičnu izvedbu je Raspberry Pi Camera Module v2, sa Sony IMX2019 senzorom i rezolucijom od 8 Megapiksela. Dovoljno je malih dimenzija da se veoma lako montira na robota i ne zauzima mnogo mesta. Pored toga, interfejs je maksimalno pojednostavljen sa strane programera, tako da je laka i brza za korišćenje. Rezolucija je i više nego zadovoljavajuća s obzirom na to da kamera gleda u pod ispred robota, pa su svi objekti relativno blizu kameri.

3.2. Uređaj za obradu slike

Kao uređaj za obradu slike korišćen je Raspberry Pi 3 računar. S obzirom na njegovu popularnost, nameće se kao najbolji izbor u početku.

3.3. Algoritam rada

Konceptualno algoritam rada nije komplikovan i sastoji se iz 4 koraka:

- 1) Uslikati prostor ispred robota
- 2) Detektovati objekat
- 3) Odrediti lokaciju objekta
- 4) Poslati lokaciju upravljačkom sistemu robota

Koraci jedan i tri su trivijalni i neće biti detaljno analizirani.

Korak dva je u stvari srž ovog rada i u narednom poglavlju će biti opisane metode za detekciju objekata od interesa.

3.3.1. Lokalizacija detektovanog objekta

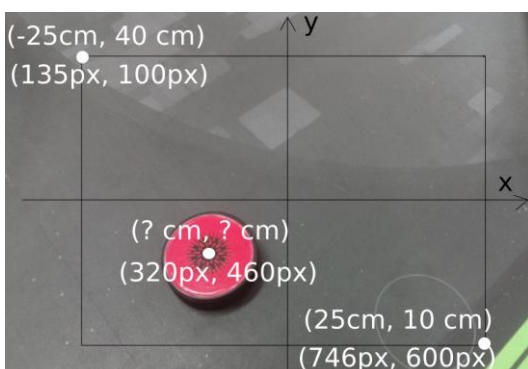
Lokaciju objekta nije teško naći ako je poznata koordinata objekta na slici. Pretpostavlja se da je objekat na podlozi po kojoj se kreće i robot. Algoritam neće raditi ako se objekat nalazi na nekoj platformi na primer. Pronalaženju objekta se može pristupiti na dva različita načina. Prvi je preračunavanje pozicije objekta ako se zna tačan ugao pod kojim kamera gleda teren, kao i tačna visina na kojoj se nalazi kamera. Drugi način je kalibracija bilinearnom interpolacijom. Odnosno definišu se dve tačke po svakoj koordinati i pronade se linearna funkcija koja preslikava koordinate u pikselima u udaljenost u centimetrima.

Na primeru na slici 3, x koordinata crvenog paka bi bila:

$$x = 0.08 * px - 36$$

$$x = 0.08 * 320 - 36 = -10.6 \text{ cm}$$

Ova formula važi dok se ne promeni pozicija kamere.



Slika 3: prikaz bilinearne interpolacije

4. Analiza metoda za detekciju objekata

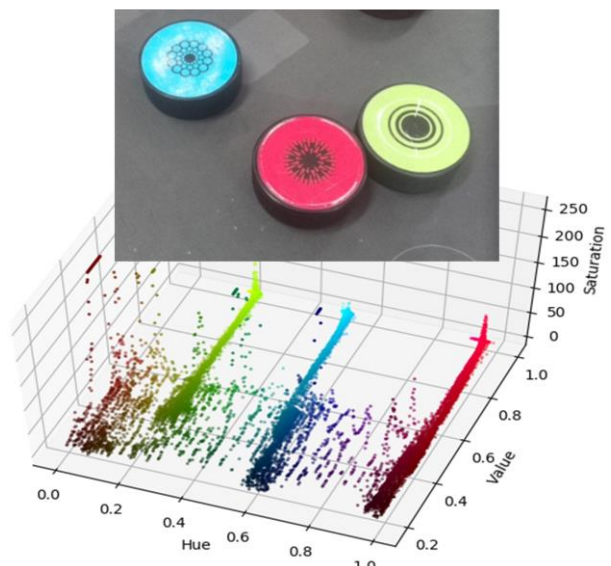
Dve metode su isprobane, u ovom poglavlju će biti ukratko opisane, a u narednom će biti predstavljeni rezultati.

4.1. Detekcija pomoću izolacije boje u HSV domenu

Prvi metod se sastoji u tome da se izoluju elementi određene boje. Objekti su plavi, zeleni i crveni, tako da se lako razlikuju. Nakon što se boja izoluje, nađu se sve konture, a potom se proveriti da li su konture krugovi.

Slika 4: prikaz HSV histograma elemenata od interesa

Izolacija boje se radi u HSV domenu. Ovaj domen je izuzetno pogodan jer Hue isključivo zavisi od boje, odnosno hromatskih osobina objekta i, za elemente koje



Slika 4: prikaz HSV histograma elemenata od interesa

je potrebno detektovati, vrlo širok prag tolerancije je moguće staviti.

Izolacija se vrši tako što se definiše opseg Hue-a, Value-a i Saturation-a koji isključivo izoluju elemente od interesa.

Na slici 4 se može videti slika i 3D prikaz histograma slike. Jasno se uočava da je potrebno definisati opseg po svakoj dimenziji da bi se izolovala određena boja.

Opsege je najlakše kalibrisati ručno, tako što se na velikom broju slika kalibrišu opsezi za svaku boju koji je dobro izoluju.

Nakon provlačenja slike kroz opsege, dobija se slika koja je crna svuda, osim na toj boji i pomoću funkcije ugrađanje u OpenCV koja se zove *findContours*, dobijaju se konture na slici. Potom je potrebno proveriti da li je kontura približno krug. Primitivno rešenje, koje se pokazalo kao dovoljno dobro, je da se definiše približna površina koju bi krug na tom rastojanju imao. I drugo, da se proveriti da li je pravougaonik koji opisuje krug približno kvadrat, sa nekim mogućim definisanim odstupanjem od idealnog.

Na taj način je moguće proveriti da li se kontura poklapa sa pretpostavljenom veličinom elementa koji bi mogao potencijalno da se nalazi na tom rastojanju.

Jasno je da je ovo rešenje ograničeno na primenu detektovanja elemenata na podlozi ispred samog robota.

4.2. Konvolucione neuronske mreže

Prethodno opisani metod u mnogome zavisi od velikog broja parametara. Svaka promena u sistemu zahteva ponovnu kalibraciju. Neki spoljašnji faktori mogu da dovedu do toga da metoda uopšte ne radi, kao što je odsjaj koji veći deo elementa može da prividno prikaže bez hromatskih osobina.

Primer jednog takvog slučaja je prikazan na slici 5. U ovom slučaju algoritam moguće da neće raditi jer površina konture potencijalno ne bi odgovarala površini kruga. Tolerancija se može povećati, ali se onda javlja problem da se možda detektuje kao krug nešto što nije krug.



Slika 5: prikaz odsjaja na elementu

Neuronske mreže, generalno, mogu da se posmatraju kao univerzalni aproksimatori funkcija. Konvolucione neuronske mreže su posebna vrsta neuronskih mreža koje su se izuzetno dobro pokazale u primenama mašinske vizije i obrade slike.

Glavna prednost u odnosu na prethodni metod je to što se mreža može istrenirati da detektuje objekte i pri nesavršenim uslovima. Potrebno je pri treningu ubaciti primere elemenata kao što je element na slici 5. Ideja je napraviti dovoljno velik i raznolik set za treniranje mreže da promene osvetljenja, odsjaji, promena kamere, pozicije kamere na robotu uopšte ne utiču na njen rad.

Pravljenje seta podataka za treniranje može biti dugotrajan i mukotrpan posao. Što veći set podataka, to će mreža bolje raditi. Kako bi se ubrzao proces pravljenja seta podataka za treniranje mreže, za obeležavanje elemenata na slikama za trening iskorišćeno je rešenje prethodnom metodom, a potom su ručno ispravljene greške, ako postoje. Postupak bi se sastojao iz toga da se uslika više različitih setova, sa velikim brojem slika, svaki sa karakterističnim uslovima (pozicija kamere, osvetljenje, sama kamera, ugao pod kojim se osvetljava itd.). Prvo se kalibrišu parametri koji dobro rade pod određenim uslovima, zatim se obeleže slike za set podataka za treniranje. Nakon toga se promene uslovi rada, ponovo se kalibrišu parametri, i ponovi se postupak. I tako više puta, da bi se pokrio što veći broj slučajeva. Treniranje neuronske mreže se vrši sa svim označenim slikama zajedno, na neki način su sve kalibrirane funkcije aproksimirane jednom velikom mrežom matrica.

Konkretna konvoluciona neuronska mreža koja se koristi u ovom rešenju je mreža Tiny-Yolo. To je mreža koja na svom izlazu daje koordinate detektovanih objekata od interesa. Jedan prolaz kroz mrežu je dovoljan da se detektuje veliki broj objekata [3]. Mreža je istrenirana da detektuje plave, crvene i zelene pakove sa takmičenja.

5. Merenje i poredenje rezultata

Uspešnost detekcije objekata se najčešće meri pomoću *Mean Average Precision* metrike [3]. Najvažnija karakteristika ove metode evaluacije je da uzima u obzir, pored uspešnih pogodaka (*True Positive*), i da li je detektovano nešto što ne treba (*False Positive*), da li je propušteno nešto što je trebalo biti detektovano (*False negative*).

Ukupno 200 slika je iskorišćeno za testiranje obe metode. Bitno je naglasiti da te slike nisu učestvovala u treniranju neuronske mreže. Rezultati su prikazani u tabeli 1.

	Crveni	Zeleni	Plavi	mAP
HSV metoda	59%	77%	71%	69%
Tiny-Yolo	87%	92%	90%	90%

Tabela 1: rezultati merenja

Ono što je najveći problem kod prvog metoda je odsjaj i postojanje objekata iste boje koji su sličnog oblika kao objekti od interesa. Na slici 6 se može uočiti iz kog razloga je detektovanje crvenih elemenata najteže za obe metode. Postoji slovo „d“ na terenu koje je gotovo istog oblika i veličine kao i elementi i uvek biva detektovano.



Slika 6: problematičan objekat na terenu

6. Zaključak

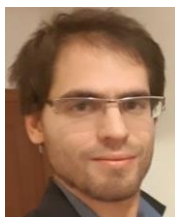
Uređaj je uspešno napravljen i zadovoljava potrebe takmičenja. Prva metoda za detekciju objekata, korišćenjem izolacije boje u HSV domenu i proveravanjem kontura, radi dobro za slučajeve kada nema odsjaja i kada nema objekata iste boje, koji su približno kružnog oblika. Neuronske mreže mogu biti obučene da se izbore i sa ovim slučajevima. Rezultati merenja pokazuju da obučena mreža radi značajno bolje kada se testira na slikama koje su uzete u raznim uslovima osvetljenja.

Najveći problem u vezi sa neuronskom mrežom je to što je množenje velikih matrica sporo. Dok prvi metod može da obradi sliku u par stotina milisekundi, da bi se obradila slika pomoću neuronske mreže potrebno je oko 3 sekunde (oba na Raspberry Pi 3 uređaju). Glavno unapređenje bi bilo korišćenje nekog procesora koji može da paralelizuje i ubrza računanje matrica poput Nvidia Jetson Nano modula.

7. Literatura

- [1] Richard Szeliski, „*Computer Vision: Algorithms and Applications*“, September 2010.
- [2] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi, „*You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*“ University of Washington, 2016.
- [3] https://medium.com/@jonathan_hui/map-mean-average-precision-for-object-detection-45c121a31173 (pristupljeno u septembru 2019.)

Kratka biografija:



Miloš Arbanas rođen je u Sremskoj Mitrovici 1993. god. Završio je Mitrovačku gimnaziju u Sremskoj Mitrovici 2012. godine. Fakultet tehničkih nauka je upisao 2012. godine, a diplomirao na smeru Mikroročunarska elektronika 2016. godine. Iste godine upisuje master studije na smeru Embedded sistemi i računari.