

ELEKTROTEHNIČKI FAKULTET
UNIVERZITET U BEOGRADU

**Formiranje sistema za određivanje strategije
hvata ciljanog predmeta, korišćenjem
senzora daljine i kamere
-Diplomski rad-**

Mentor
Prof. dr Dejan B. Popović

Kandidat
Miloš D. Kostić

Beograd, 2009

ZAHVALNICA

Ovaj rad je nastao kao rezultat istraživanja u okviru laboratorije za Biomedicinsku instrumentaciju i tehnologije, odseka za Signale i sisteme, Elektrotehničkog fakulteta u Beogradu.

Poseban doprinos uspešnosti ovog rada dali su:

Prof. dr Dejan Popović

Doc. dr Dušan Kostić

Dipl. ing. Nadica Miljković

Sadržaj

UVODNA RAZMATRANJA	1
1. DOSTIGNUĆA U OBLASTI ROBOTIKE I OBRADJE SLIKE	3
1.1. Vizuelno navođenje u robotici.....	3
1.2 Segmentacija slike u boji.....	6
2 METODE RADA	8
2.1 Koncept.....	8
2.2 Korišćeni softver i hardver	10
2.3. Određivanje daljine ciljanog predmeta.....	11
2.3 Kompjuterska vizija.....	13
2.3.1 Snimanje	13
2.3.2 Segmentacija slike	13
2.3.3 Donošenje odluke	16
3 EKSPERIMENT.....	25
3.1 Izvođenje eksperimenta	25
3.2 Rezultati izvođenja eksperimenta.....	29
3.3 Diskusija dobijenih rezultata	32
4 TESTIRANJE UREĐAJA.....	34
5 ZAKLJUČAK I BUDUĆI RAD.....	35
5.1 Zaključak	35
5.2 Budući rad	36
LITERATURA	37

UVODNA RAZMATRANJA

Kraj dvadesetog i početak dvadeset i prvog veka u globalnim razmerama karakteriše razvoj novih tehnologija i promena u načinu i stilu života ljudi. Ubrzan i nepravilan način života, koji podrazumeva mnogobrojne stresne situacije, za posledicu ima izrazito veliki broj raznih oboljenja kod osoba svih starosnih doba. Posebno su česta oboljenja nervnog sistema, uzrokovana moždanim udarom. Prema podacima Ministarstva zdravlja Srbije moždani udar je prvi uzrok smrti među ženama i drugi među muškarcima u Srbiji, a sa čak 22.500 obolelih godišnje Srbija je među najugroženijim zemljama. Statistike organizacije *American Heart Association*, u izveštaju za 2009. godinu, *Heart Disease and Stroke Statistics - 2009 Update*, govore da svake godine u Americi 795.000 osoba doživi moždani udar, od kojih 144.000 umre, što ovu vrstu bolesti čini trećim uzrokom smrti stanovništva. Oko 5,7 miliona Amerikanaca koji su preživeli moždani udar žive sa veoma teškim posledicama.

Posledice moždanog udara se mogu podeliti u tri stepena oštećenja: veliko, malo i srednje oštećenje, po kriterijumu procentualnog oštećenja motornih funkcija, kao što je navedeno u [19]. Prema statistikama Kanadske Heart&Stroke fondacije, od 100 ljudi koji dožive moždani udar, 15 ima fatalan ishod, 10 se potpuno oporavi, 25 ostane sa veoma blagim posledicama, 40 sa srednjim nivoom, dok preostalih 10 sa veoma visokim stepenom oštećenja motornih funkcija.

Kada je reč o blažem stepenu oštećenja, tada u najvećem broju dolazi do smanjene funkcionalnosti određenih delova tela, od kojih se najčešće izdvajaju otežano kretanje i manipulacija rukama. Osobe sa takvim posledicama neophodno je podvrgnuti intenzivnim terapijama (izvođenju specijalnih vežbi i funkcionalnoj električnoj stimulaciji (FET), [19]), u cilju povraćaja oštećenih funkcija, radi njihovog nezavisnog funkcionisanja u uslovima svakodnevnog života.

Svaki oporavak zahteva puno vremena i truda, ali i predstavlja veliki finasijski izdatak za porodicu i društvo. Primera radi, procenjeni direktni i indirektni troškovi lečenja moždanog udara u SAD, samo za 2009. iznose oko 68.9 milijardi dolara, dok prosečni troškovi lečenja jednog pacijenta premašuju 140.000 dolara. Veliki broj ljudi nije u mogućnosti da obezbedi kvalitetan tretman nakon moždanog udara, što rezultuje još manjim stepenom oporavka. Sa druge strane, za vreme terapije pacijenti moraju striktno da se pridržavaju svih vrsta vežbi koje su nekada izuzetno naporne i vremenski zahtevne.

Predmet ovog istraživanja je, pre svega, pomoć osobama sa oštećenjima nervnih puteva kojima se upravlja šakom. Najčešće posledice su trajno trnjenje ruke, nemogućnost adekvatnog hvatanja predmeta, kao i psihološke posledice, koje uzrokuju povećan stepen nezadovoljstva i nervoze pacijenata, što je veoma bitan faktor za njihovo dalje normalno funkcionisanje. Nakon što pacijent uđe u stanje u kome više nema značajnijeg oporavka, postavlja se ključno pitanje: Kako pomoći osobama sa ovakvim posledicama da nastave normalno funkcionisanje tokom daljeg života? Dakle, obezbediti im ne samo puko preživljavanje, već i osećaj da im nijedna funkcija ne nedostaje, kako bi mogli nastaviti lagodan život, približan životu pre moždanog udara, bez obzira na starosnu dob. Stoga, potrebno je uložiti veliki napor i investicije, u cilju stvaranja novih uređaja i usavršavanju već postojećih koji bi služili ovoj svrsi.

Funkcionalna električna terapija, kojom bi se u velikoj meri mogla povratiti funkcionalnost oštećenog sistema, zahteva da se pri pokretima koristi električna stimulacija

koja oponaša električne signale prisutne kod zdravih osoba pri istom pokretu, [17]. Sistem koji bi pomoću kompjuterske vizije i očuvanog vizuelnog sistema pacijenta mogao sam da odredi koji program stimulacije treba primeniti učinio bi proces rehabilitacije bržim, efikasnijim, a samim tim i jeftinijim.

Drugo moguće rešenje je projektovanje neuralne proteze koja bi ovom i drugim pacijentima sa sličnim disabilitetima omogućila pravilno rukovanje predmetima u okolini. U ovom slučaju posmatrana je proteza koja bi vršila kontrolu pokreta šake pacijenta, [18]. Sistem koji bi omogućio željenu kontrolu ruke morao bi biti u stanju da na odgovorajući način prima podatke iz okoline, obrađuje ih i donosi odluke o strategiji hvatanja predmeta.

Nakon moždanog udara, pacijenti i dalje poseduju neke sposobnosti u istoj meri u kojoj su imali i pre udara. Sa druge strane, postoji jaz između želje pacijenta da upravlja svojom šakom i nemogućnosti nervnog sistema da ostvari zadate komande. Moguće rešenje jeste da se iskoristi postojanje potpuno očuvanih sposobnosti kako bi se kompenzovala oštećenja u neuralnom sistemu pacijenta.

Ovaj rad će se baviti ispitivanjem mogućnosti formiranja sistema za određivanje strategije hvata na osnovu signala snimljenih ultrazvučnim senzorom daljine i *web* kamere. Strateške odluke utiču na komande koje obezbeđuju orijentaciju šake i otvaranje šake na način koji odgovara obliku i veličini predmeta koji treba da bude funkcionalno korišćen. Pri ovome se pretpostavlja da je pomeranje podlaktice u prostoru realizovano drugim upravljačkim sistemom koji nije predmet ovog rada. Da bi se takav sistem mogao praktično primeniti on mora da ispunjava dva osnovna uslova, donošenje odluke mora biti pouzdano i balgovremeno. S druge strane cilj je formirati sistem čija je implementacija jednostavna i jeftina.

Kako bi se ispitala definisana hipoteza pokušaće se dati odgovori na sleća pitanja:

- Da li je moguće odrediti položaj predmeta u sceni i njegovu udaljenost, i ako je moguće sa kojom mernom nesigurnošću se to čini?
- Da li je moguće projektovati sistem koji će vršiti određivanje strategije hvatanja predmeta metodama za prepoznavanje oblika i kolika je verovatnoća donošenja pravilne odluke o strategiji hvata?
- Koje uslove mora da zadovoljava ambijent u kome se ovakav sistem koristi?
- Koji su minimalni tehnički zahtevi koje treba sistem da zadovolji (kvalitet kamere, karakteristike senzora daljine, vreme izvršavanja algoritama) ?

1. DOSTIGNUĆA U OBLASTI ROBOTIKE I OBRADE SLIKE

Mogućnost lakog i brzog protoka informacija na globalnom nivou, kao i sve prisutnija interakcija između raznih grana nauke u mnogome olakšava razvoj novih tehnologija.

Robotika je poslednjih godina značajno napredovala, i razvijeni su veoma sofisticirani algoritmi za upravljanje raznim tipovima industrijske, a i humanoidne robotse ruke sa vizuelnom povratnom spregom. S obzirom na srodnost sa posmatranim problemom celishodno je izvršiti pregled trenutnog stanja u oblasti robotike sa vizuelnim ulazom.

Veoma važan segment ovog rada je i razvoj algoritma za prepoznavanje oblika od interesa u datoj sceni. Iz tog razloga dat je pregled radova u oblasti segmentacije slike u boji.

1.1. Vizuelno navođenje u robotici

Roboti, po ugledu na strategije koje su preslikane od čoveka, koriste klasičan pristup prilikom manipulacije objektima. Pristup je u literaturi poznat kao “pridji-podesi-dohvati” (“approach-align-grasp”), [11]. Po tom principu je konstruisana većina robota koji imaju zadatak dohvatanja određenih predmeta. U narednom tekstu je dat opis ovih bazičnih faza u izvođenju hvata robota.

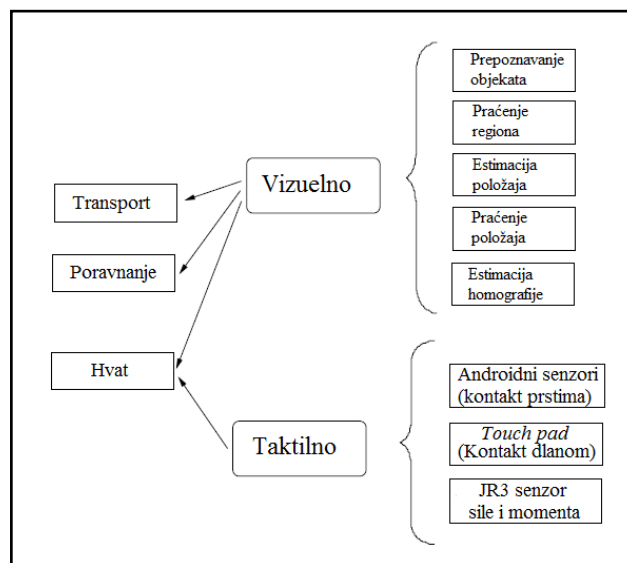
- Transport ili prilaz platforme robota u neposrednu okolinu predmeta koji želi da dohvati. Sa te razdaljine, pokretom iz ramena robot može da dohvati predmet bez pomeranja platforme.

- Podešavanje položaja ruke oko predmeta kako bi se moglo izvesti hvatanje.

- Dohvatanje može biti ostvareno korišćenjem taktilne povratne sprege, ili predefinisanim kontrolom sa otvorenom povratnom spregom.

Navedeni postupci su prikazani na Slici 1.1 zajedno sa ostalim zadacima koje uključuju.

Slika 1.1: Zadaci i procedure robotskog sistema



Modifikovano: Kragic D. And Christensen H., *A framework for visual servoing*, (1998)

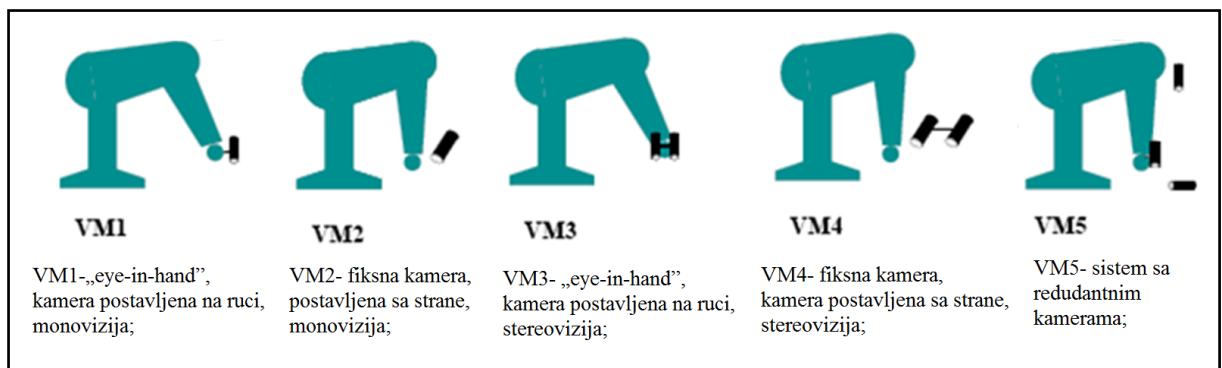
Kao što se može primetiti na slici, robot manipulator se u fazama transporta i podešavanja bazira samo na procedurama koje koriste vizuelnu informaciju, dok su prilikom hvatanja uključene i vizuelna i kontaktna informacija sa odgovarajućih senzora. Prilikom projektovanja ovakvih robota, postoje dve osnovne stvari koje moraju biti razmotrene:

- izbor kontrolnog zakona
- kamera-robot konfiguracija

Kontrolni zakon se odnosi na probleme pozicioniranja robotske ruke u odnosu na predmet, kao i na upravljanje tipom i snagom hvata, kada je robotska ruka u željenoj poziciji. S obzirom na to da je navođenje ruke do objekta, kao i upravljanje snagom hvata, van predmeta razmatranja ovog rada kontrolnom zakonu neće biti posvećeno mnogo pažnje.

Kamera - robot konfiguracija može biti izvedena na više načina, kao što je to prikazano na Slici 1.2. Prednosti statičke lokacije kamere su u tome što otklanja probleme koji nastaju prilikom pomeraja, npr. vibracije, ali unosi i neke dodatne poteškoće kao što su: potreba za kalibracijom transformacije koordinatnog sistema, zaklanjanje vidnog polja kamere od strane manipulatora i otežana konfiguracija sistema za rekonstrukciju 3-D pozicije, [23]. Sa druge strane, pozicija kamere poznata pod nazivom „oko-na-ruci” („eye-in-hand”) poseduje određene prednosti u odnosu na statičku poziciju. Prednosti su to što se izbegava skup i učestao proces kalibracije, kao i zaklanjanje vidnog polja kamere od strane efektora.

Slika 1.2: Najčešće korišćeni kamera-robot položaji za vizuelno navođenje

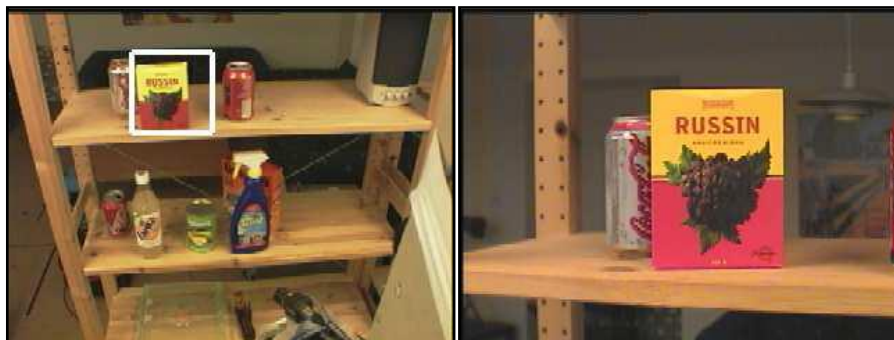


Modifikovano: Kragic D. And Christensen H., *A framework for visual servoing*, (1998)

Nakon izbora kontrolnog zakona i konfigurisanja sistema, u narednoj fazi se vrši izbor metoda za procesiranje slike. Kao prvi korak radi se prepoznavanje objekta od interesa.

Prepoznavanje oblika koje se koriste u robotici da bi se locirali objekti za manipulaciju se oslanjaju na brojne metode. Pošto se uglavnom ovi roboti koriste u industriji, u većini slučajeva već postoji napravljena baza predmeta kojima je potrebno da robot manipuliše. Najčešće korišćeni pristupi su: view-based SVM (support vector machine), [21], SelfWindowing, [10], Slika 1.3, prepoznavanje korišćenjem neuralnih mreža i fuzzy logike, kao i mnoge druge statističke metode. Rezultat njihovog izvršavanja jeste određivanje „prozora od interesa“ („windows of attention”), koji predstavlja cilj kome se robot približava.

Slika 1.3: Primer lociranja „prozora od interesa“



Praćenje regiona je najčešće izvedeno korišćenjem vizuelnih znakova (“visual cues”) koji mogu biti: brzina, boja, korelacija i promena intenziteta, odnosno tekstura u slici, što je detaljnije opisano u radu Kragić i Christensen [11]. Ti znaci se množe određenim težinskim funkcijama posle čega se vrši njihova fuzija i donosi odluka o regionu od interesa na osnovu “glasanja” (“voting”), po većinskom principu “pobednik-uzima-sve” (“winner-takes-all”). Prednost ovakvog pristupa jeste što ne zahteva eksplicitne modele, već se može jednostavno izvršiti “sabiranje” karakteristika regiona.

Nakon što je izvršeno prepoznavanje određenog predmeta, *estimacija položaja* se može vršiti na osnovu modela koji je apriori poznat, [13]. Postoje tri osnovna koraka u ovoj fazi:

- inicijalizacija - određivanje inicijalne pozicije predmeta od interesa, npr. koristeći tehniku Principle Component Analysis (PCA).
- estimacija poze - ostvaruje se fitovanjem geometrijskog modela objekta sa objektom u sceni [21].
- praćenje poze - u slučaju da dođe do pomeranja objekta, sistem mora biti u stanju da vrši real-time estimaciju poze objekta. Ovo je takođe objašnjeno u radu Roobaerta [21].

Slika 1.4: Estimacija položaja predmeta i praćenje



1.2 Segmentacija slike u boji

Postoji veliki broj predloženih metoda za izdvajanje objekta od interesa u slici u boji, međutim većina njih zahteva veliko apriorno znanje kako o sceni tako i o samom predmetu od interesa. S obzirom na to da problem sa kojim se suočava ovaj sistem nije samo prepoznati željeni objekat u slici, već i nakon toga doneti odluku koji je to objekat iz palete vrlo raznovrsnih oblika, problem postaje daleko kompleksniji, jer praktično ne postoje apriorna znanja o konkretnoj sceni. Pretraga akademske mreže je s toga bila usmerena ka pronalaženju radova u kojima su opisane metode robusne segmentacije slike u boji. U daljem tekstu su predstavljene neke od interesantnijih metoda koje su imale uticaja na razvoj algoritma.

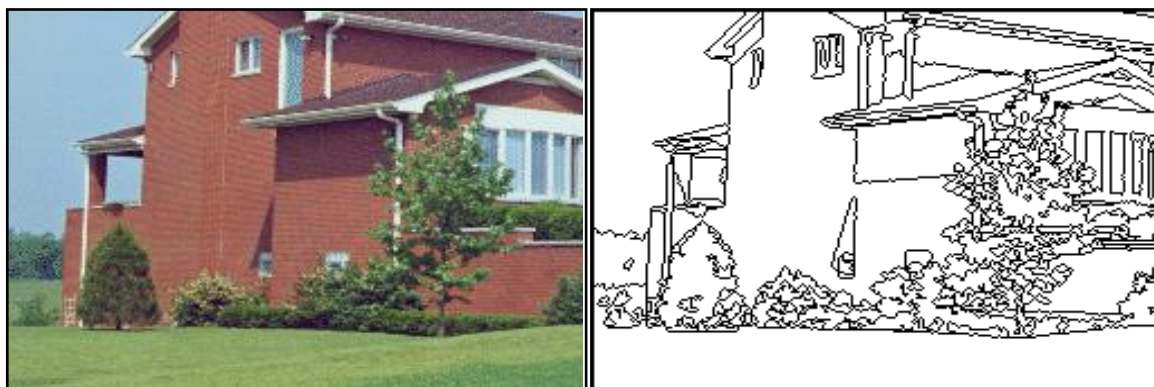
Metoda koju su predložili Deng i saradnici, [6], nazvana JSEG zasniva se na regionalizaciji slike prema kvantizovanoj boji. Ideja je da se ceo spektar boje podeli na nekoliko klasa i da se pikseli u slici zamene odgovarajućim indeksom klase kojoj pripadaju. Proizvod je nazvan J-slika. Zatim se u ovako formiranoj slici na lokalne prozore primenjuje kriterijum, predložen u ovom radu, kako bi se odredile granice oblasti u slici. Nakon ovog koraka, primenom metode rasta regiona vrši se segmentacija slike, na osnovu J-slike. Rezultati ovakve segmentacije prikazani su na Slici 1.5.

Slika 1.5. Rezultati primene JSEG metode



Preuzeto: Deng Y., Manjunath B. S. and Hyundoo Shin, *Color Image Segmentation*, 1999.

Comaniciu i Meer, [4], predstavili su opšti metod prepoznavanja oblika koji je primenjiv i na sliku u boji. Zasniva se na algoritmu pomeraja prvog momenta, koji je jednostavna neparametarska procedura za određivanje gradijenta gustine verovatnoće. Iako, kao što je prikazano na Slici 1.6, metoda daje zadovoljavajuće rezultate po pitanju izdvajanja ciljanog objekta, odnosno granica regiona, zbog relativne računске složenosti nije primenjiva u posmatranom slučaju jer ne ispunjava vremenske zahteve. S druge strane, ovaj metod pruža odličan uvid u mogućnosti višestranog prilaza problemu segmentacije, što je kasnije iskorišćeno u radu.

Slika 1.6. *Primer segmentacije*

Preuzeto: Comaniciu D., Meer P., Robust Analysis of Feature Spaces: Color Image Segmentation, (1997)

Kada je poznata paleta predmeta koji mogu biti od interesa moguće je povećati robusnost segmentacije korišćenjem iterativnog algoritma koji u svakom koraku vrši proveru sličnosti segmentiranog oblika sa oblikom u bazi podataka, [5]. Ovakav pristup, u jednostavnoj formi, je iskorišćen i u algoritmu za segmentaciju slike prilikom razvijanja ovog uređaja.

2 METODE RADA

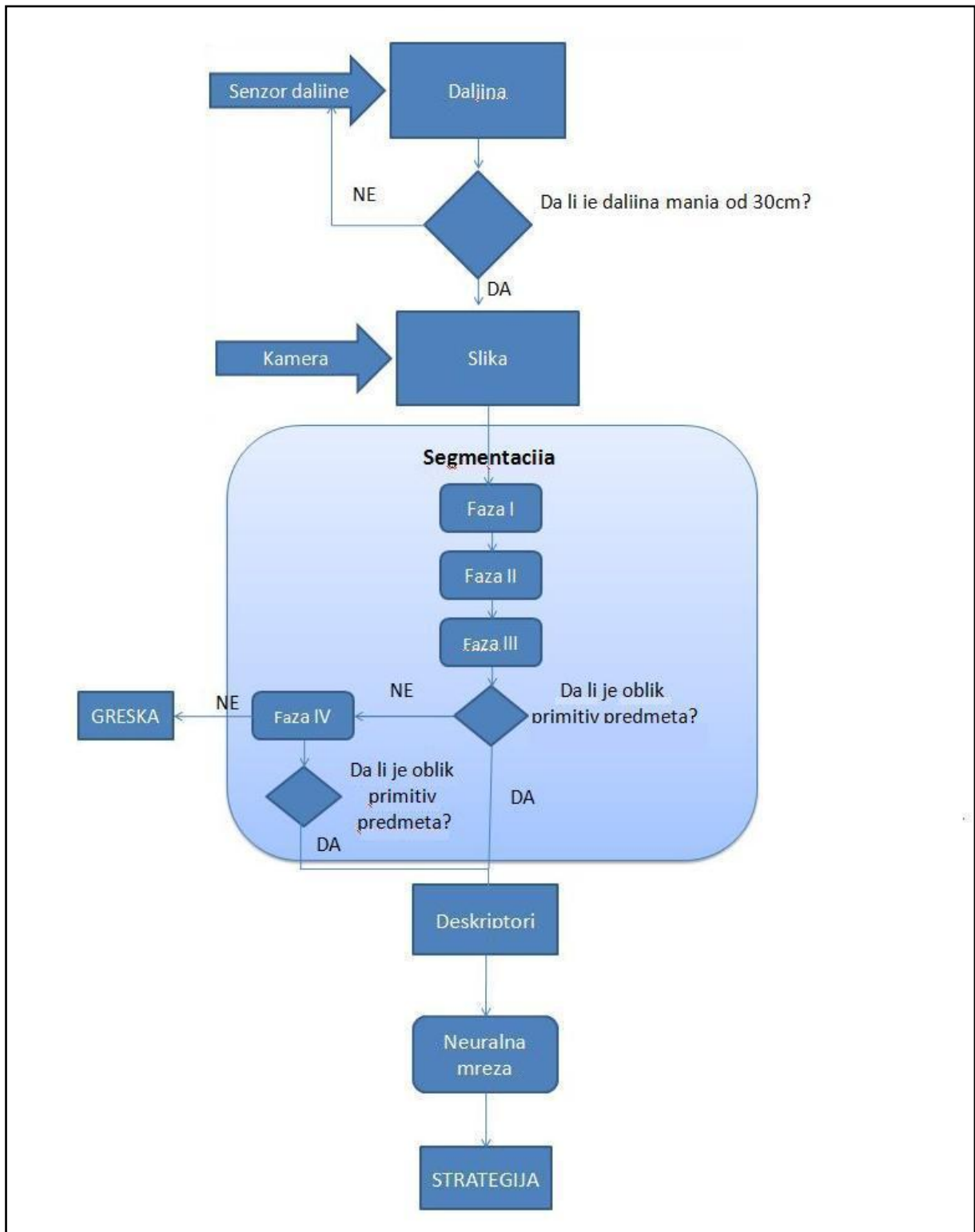
2.1 Koncept

U ovom radu problemu konstruisanja sistema za kompjutersku viziju za donošenje strategijske odluke pri hvatanju veštačkom rukom ili neuralnom protezom pristupa se primenom vizualnog senzora, senzora daljine i računara. Ideja algoritma za donošenje odluke koji je primenjen u ovom radu je sledeća:

- Nakon početka pokreta podlaktice pacijenta, karakterističnom za dohvatanje, odpočne snimanje senzorom daljine, kako bi se odredilo rastojanje šake od ciljanog predmeta.
- Nakon što se priđe na ranije određeno rastojanje od predmeta vizualni senzor, kamera, počinje snimanje.
- Računar sa kamere dobija dvodimenzionalnu sliku scene u kojoj se između ostalog nalazi i ciljani predmet
- Kako bi se odredio ciljani predmet u slici pristupa se procesu segmentacije koji će biti detaljno opisan kasnije u tekstu. Proizvod ovog koraka je binarizovana logička slika u kojoj se nalazi jedino silueta predmeta od interesa.
- Na osnovu binarizovane logičke slike određuju se deskriptori, karakteristike siluete, koji se kao ulazi prosleđuju neuralnoj mreži. Neuralana mreža donosi konačnu odluku o tome koji hvat je potrebno primeniti.

Opisani algoritam predstavljen je na Slici 2.1.

Slika 2.1. Algoritam određivanja strategije hvata pomoću senzora daljine i kamere



Pošto je opisan algoritam na kome se zasniva ovaj rad, poštujući hronologiju aktivnosti pokušaćemo da detaljnije opišemo svaki od koraka.

2.2 Korišćeni softver i hardver

Softversko rešenje korišćeno u ovom projektu izvedeno je u programskom alatu MATLAB 2007b. Korišćen je programski paket za akviziciju podataka (*Data Acquisition toolbox*), programski paket za akviziciju slike (*Image Acquisition toolbox*) i programski paket za obradu slike (*Image Processing toolbox*).

Tri ključne komponente koje sačinjavaju sistem za donošenje odluke i koje će biti detaljno opisane su: a) vizualni senzor, b) senzor rastojanja i c) računar.

- a) **Vizualni senzor** korišćen u ovom projektu je EX00, kompaktna web kamera od 300 K Pixela. Maksimalna rezolucija slike koja se može postići ovom kamerom je 640x480. Podržani formati slike su u prostorima UYVY i YUY2, sa mogućim rezolucijama 640x480, 320x240 i 160x120. Pri snimanju korišćen je „YUY2_320x240“ režim zbog optimalnog odnosa veličine slike, koja je potrebno da bude što manja i količine sadržanih informacija koja je potrebna da bude što veća. Opis YUV, kao i RGB prostora slike biće detaljno dat u poglavlju o obradi slike.
- b) U ovom projektu korišćen je **senzor daljine** Devantech SRF05, ultrazvučni senzor koji ima mereni opseg od 3cm do 3m [14]. Osim mernog opsega, važna karakteristika senzora daljine je i ugao snopa, ugao u odnosu na osu senzora pri kom snaga zvuka opada za 6dB, i karakteriše usmerenost ultrazvuka. Kod ovog senzora on iznosi 30°. Kao i većina ultrazvučnih senzora, registruje samo prvi eho po emitovanju ultrazvučnog signala. Prema tome, pomoću njega se može detektovati samo jedan predmet, i to najbliži senzoru. Izlaz senzora je signal širinsko modulisanih impulsa, sa frekvencijom povorke od 18Hz, pri čemu je širina impulsa proporcionalna izmerenom rastojanju.
- c) Korišćen je **računar** Dell Studio, sa procesorom *Core2Duo T5750* 2GHz 2GHz, sa 2GB RAM i 64Bit Windows Vista operativnim sistemom.

Povezivanje kamere sa računarom se vrši preko USB porta. Za ovaj model kamere nije potrebna nikakva instalacija *drajvera* već je korišćenje iz Matlaba moguće odmah nakon priključivanja kamere, korišćenjem „*winvideo*“ adaptera, pomoću naredbe *videoinput*.

Kako bi senzor rastojanja pravilno radio potrebno ga periodično trigerovati. Ovo je postignuto pomoću 555 kola [14] koje je povezano sa senzorom. Kao i senzor, 555 kolo se napaja naponom od 5V. Signal sa senzora se dovodi na računar pomoću NI DAQ USB-6008. Kao što ime sugeriše ovo je akviziciona kartica koja se povezuje sa računarom putem USB porta. Podacima sa kartice se iz Matlaba pristupa preko „*nidaq*“ adaptera, korišćenjem naredbe *analoginput*.

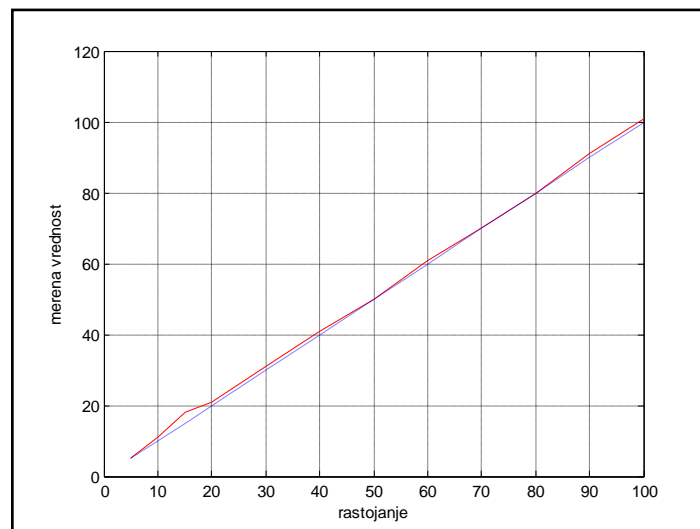
Slika 2.2. Uređaj razvijen u ovom radu



2.3. Određivanje daljine ciljanog predmeta

Kao što je navedeno daljina objekta od interesa se meri pomoću ultrazvučnog senzora daljine, Devantech SRF05. Ovakav pristup određivanju rastojanja predmeta u sceni pruža velike pogodnosti, pre svega zbog toga što merenje zahteva daleko manje procesorskog vremena od ostalih metoda. Primera radi, razlika u odnosu na stereoviziju je u nekoliko redova veličine, zavisno od primenjene metode. Pored brzine velika prednost je i mala merna nesigurnost. Kao što je prikazano na Slici 2.3, preuzetoj iz [14] sva merenje se, s obzirom na primenu, mogu smatrati tačnim.

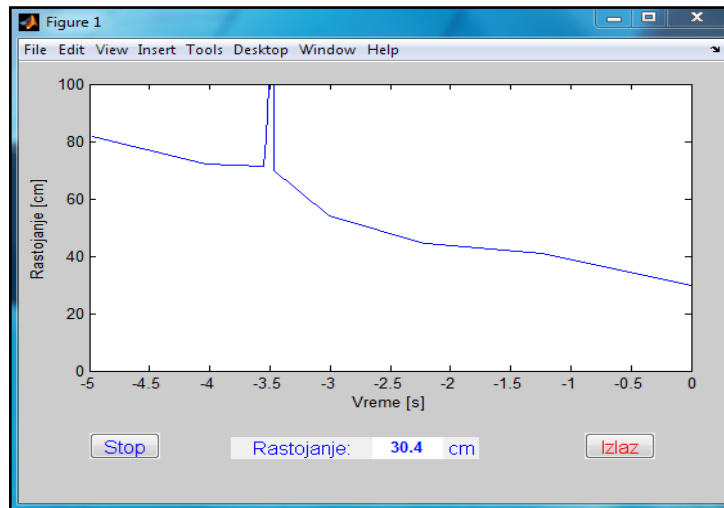
Slika 2.3: Prikaz merenih i tačnih vrednosti rastojanja



Matlab program kojim se obrađuju podaci sa senzora je relativno jednostavan i može se podeliti u tri celine. Prvi deo koda služi za akviziciju signala. To je izvedeno formiranjem objekta naredbom *analoginput*. Objekat je dalje konfigurisan tako da pri svakoj silaznoj ivici takta sa 555 kola prosleđuje podatke iz predhodne periode, sa frekvencijom odabiranja 10 kHz.

S obzirom na to da je ovako dobijen signal sačinjen od širinski moduliranih impulsa potrebno je obezbediti konverziju iz PWM u rastojanje. Drugi deo koda je upravo zadužen za ovaj problem. Konačno poslednji deo koda prikazuje podatke i proverava da li je rastojanje manje od predefinisano praga, kada treba prekinuti snimanje daljine i otpčeti proces obrade slike.

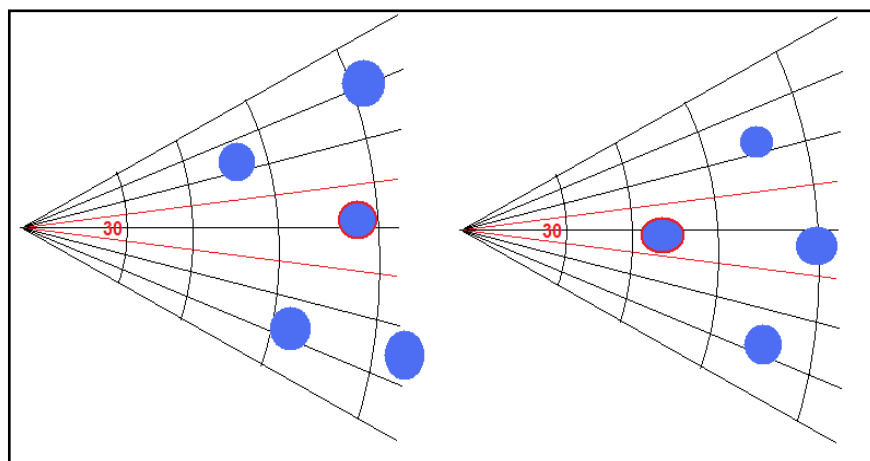
Slika 2.4: Prikaz podataka sa senzora daljine



Nedostatak ovog načina merenju rastojanja je što je kvalitet merenja u velikoj meri zavisi od kvaliteta „nišanjenja“. Rešenje ovog problema je inspirisano metodom karakterističnom za moderno naoružanje, „laserskim nišanom“, s obzirom da se sa problemom nišanjenja industrija oružja susreće vekovima. Paralelno sa kamerom i senzorom daljine postavljena je LASER dioda koja markira interesno polje ova dva senzora.

Osim samog problema pravilnog usmeravanja senzora, postoje i ograničenja koja scena mora da ispunjava kako bi merenje bilo ispravno. Kao što je napomenuto u opisu senzora, rastojanje se meri samo do najbližeg predmeta. U cilju smanjenja mogućnosti greške senzora potrebno je prilaziti predmetu od interesa tako da on bude najbliži. Moguće je vršiti snimanje i ako ovaj uslov nije ispunjen, ali je u tom slučaju potrebno da su predmeti u sceni dovoljno razmaknuti da ni jedan drugi predmet ne ulazi u ugao snopa. Šematski prikaz ispravnog merenja dat je na Slici 2.5.

Slika 2.5: Ispravne postavke scene pri merenju senzorom daljine



2.3 Kompiuterska vizija

2.3.1 Snimanje

Snimanje kamerom vrši se u Matlabu, korišćenjem *Image Acquisition toolbox*, pomoću objekta kreiranog naredbom *videoinput*. S obzirom na to da sam adapter, *winvideo*, prilikom snimanja vrši prilagođavanje u odnosu na osvetljenost, prva slika u nizu biće lošijeg kvaliteta od ostalih slika. Kako je za potrebe ovog problema dovoljna jedna slika, Matlab objekat snima dva uzastopna *frejma*, a zatim se samo drugi *frejm* prosleđuje na dalju obradu. Kao što je ranije napomenuto snimanje se vrši u YUV prostoru. Sledi kratak pregled prostora u kojima je posmatrana slika u ovom radu.

RGB prostor

Slika u boji najčešće je predstavljena u RGB prostoru, gde su boje prezentovane crvenom(R), zelenom(G) i plavom(B) komponentom. Svaki piksel okarakterisan je trodimenzionalnim RGB vektorom u rasponu od 0 do 255, pri čemu su pikseli bele boje predstavljeni kao (255,255,255), a crni pikseli kao (0,0,0). Problem kod predstavljanja slike u ovom prostoru je što postoji velika korelisanost između boje i osvetljaja [3], pa se na primer u G komponenti kao izražene javljaju i zeleni i jako osvetljeni objekti. Kako bi se ovo izbeglo primenjuju se drugi prostori, koji su na neki način povezani sa RGB.

YUV prostor

YUV prostor je linearna transformacija RGB prostora. U ovom prostoru pikseli su predstavljeni preko trodimenzionalnih vektora, koji sadrže Y komponentu, U(Cb) komponentu i V(Cr) komponentu. Y komponenta predstavlja nivo osvetljaja u slici, U(Cb) predstavlja razliku plave boje, a V(Cr) razliku crvene boje. Na ovaj način je donekle razdvojen uticaj osvetljaja na predstavljanje boja. Prelazak iz YUV u RGB vrši se po formulama:

$$R = Y + 2V - 256$$

$$G = Y - 0.51(2V - 256) - 0.19(2U - 256)$$

$$B = Y + 2U - 256$$

Ovaj prostor nije savršeno rešenje jer kao linearna transformacija RGB zadržava određenu količinu korelisanosti boje i osvetljaja. S obzirom na to da je nametnut od strane samog adaptera pri snimanju, i daje dobre rezultate u daljoj obradi slike, veći deo obrade rađen je u ovom prostoru. Još jedna prednost izbora ovog prostora je što su na taj način izbegnute dodatne, računski zahtevne, transformacije, čime je proces obrade slike učinjen bržim.

2.3.2 Segmentacija slike

Prvi korak u obradi slike je segmentacija. Ovo je proces u kome se iz slike u YUY2 prostoru dobila crno bela slika sa siluetom predmeta od interesa, njegovim primitivom. U radu je najveća pažnja upravo posvećena ovom koraku. Razlog za to je što je i vremenski i logički ovaj korak najkritičniji za uspešno određivanje strategije hvata. Cilj je bio razviti jednostavan, brz, robustan algoritam koji iz realne scene sa više objekata sa velikom

pouzdanosti određuje objekat od interesa. Algoritam koji je s tim ciljem formiran ispunjava sve zahteve u dovoljnoj meri da se može primeniti u realnoj situaciji.

Algoritam za segmentaciju je sačinjen iz četiri faze. Sve faze biće opisane, praćene sa dva različita karakteristična primera u kojima je prikazana efikasnost algoritma u izuzetno komplikovanoj sceni, u situaciji kada je uticaj osvetljaja povoljan, prikazanoj na Slici 2.6a i kada je uticaj osvetljaja nepovoljan, prikazanoj na Slici 2.6b.

Slika 2.6: Scena iz koje treba izdvojiti

a)plastičnu čašu



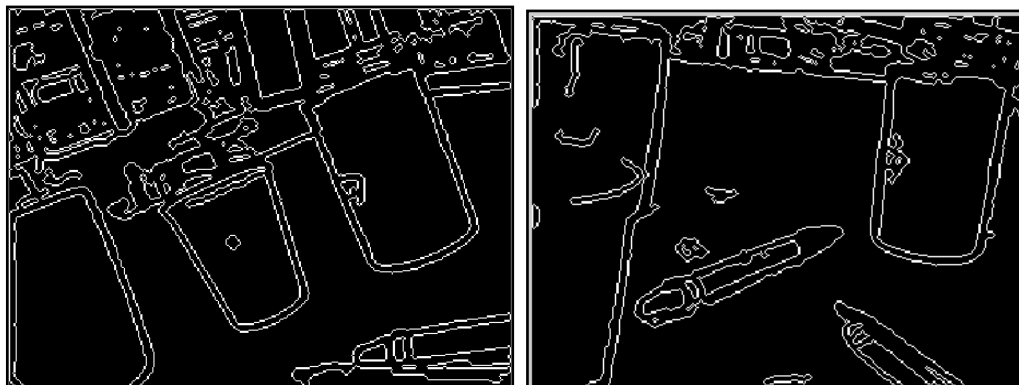
b)belu olovku



Prva faza

Određivanje granica objekata u posmatranoj slici. Na ovaj način se mogu izdvojiti objekti od pozadine, kao i različiti delovi pozadine, u koliko ona nije homogena, a u opštem slučaju nije. Određivanje granica se vrši *Canny* metodom. Granice se dobijaju kao lokalni maksimumi gradijenta slike. Gradijent se dobija kao derivat Gausijan filtra. U metodi se primenjuju dva praga kako bi se razlikovale „jake“ od „slabih“ granica, pri čemu se „slabe“ granice uključuju samo ako su povezane sa „jakim“. Na ovaj način se smanjuje mogućnost detekcije lažnih ivica nastalih usled senke, odsjaja... Radi sigurnijeg ograničavanja svih objekata u slici granice se formiraju kao superpozicija granica detektovanih u sve tri komponente YUV slike. Nakon povezivanja sitnih prekida u superponiranoj slici se sa velikom sigurnošću nalaze konture svih objekata, ali se nalaze i neke neželjene konture od pozadine.

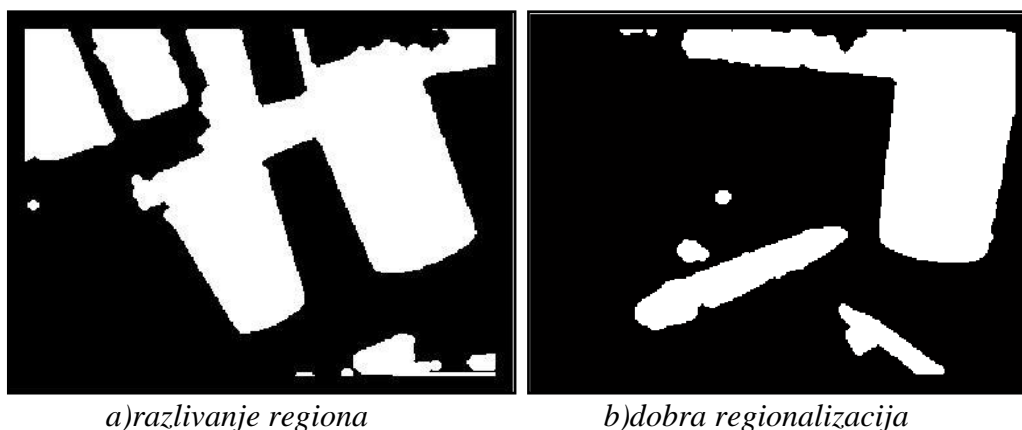
Slika 2.7: Konture objekata u slici



Druga faza

Formira se crno-bela slika u kojoj su svi ograničeni regioni, kao i slobodne granice iz prve faze predstavljeni kao objekti, dok je ostatak tretiran kako pozadina. Nakon toga se uklanjaju slobodne granice, sitna ispupčenja i šupljine. Ponekad se zbog strukture scene u ovoj fazi može dogoditi da se neki region „razlije“ do ivice kadra, što predstavlja problem u kasnijim fazama. S obzirom da je zahvaljujući laserskom „nišanjenju“ obezbeđeno da objekat od interesa bude u blizini središta slike, a pojas od 10 piksela uz svaku ivicu se pripisuje pozadini, čime je rešen problem pogrešno detektovanih regiona uz ivicu kadra. „Razlivanje“ regiona koje nastaje usled nedovoljno precizne detekcije zbog senki, loseg osvetljaja, nehomogenosti pozadine... demonstrirano je na Slici 2.8a.

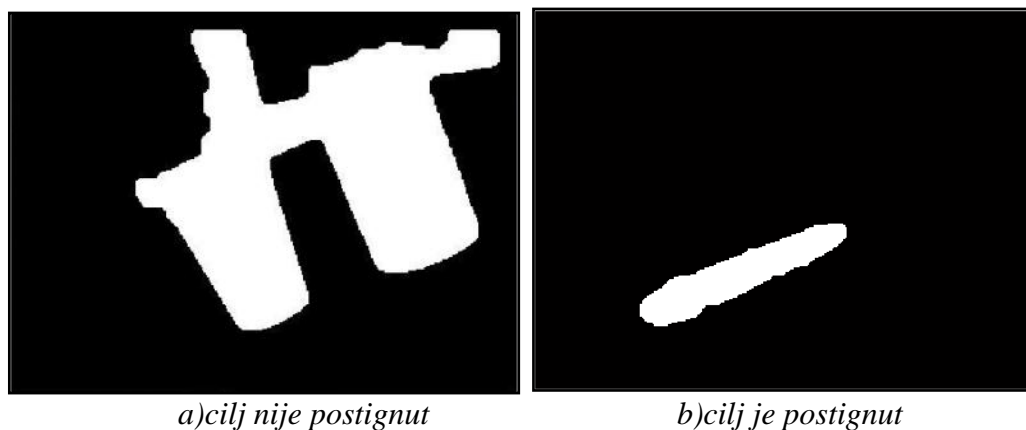
Slika 2.8: Slika sa izdvojenim objektima na osnovu granica



Treća faza

Izdvajanje regiona od interesa. Prema postavci problema predmet od interesa obeležen je laserskim snopom. U koliko se u sceni ne koriste predmeti crvene boje, relativno je jednostavno odrediti poziciju laserskog snopa u slici. U ovom koraku slika se posmatra i u YUV i u RGB prostoru. Lociranje lasera se postiže posmatranjem preseka skupova piksela koji imaju vrednost preko 95% od maksimalne vrednosti u matricama V(Cr) i R. Dalje se samo region koji sadrži ove piksele smatra regionom od interesa, dok je sve ostalo proglašeno pozadinom. Nakon ovog koraka vrši se provera da li je region od interesa ujedno i traženi predmet. O detekciji greške segmentacije, odnosno vrste dobro izdvojenog predmeta biće više rači u kasnijem tekstu. U koliko je predmet pravilno izdvojen sledeća faza se preskače.

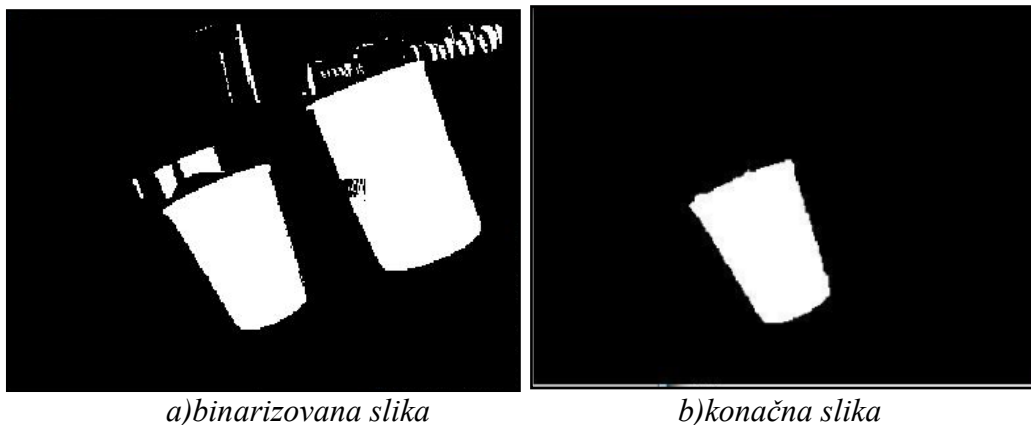
Slika 2.9: Izdvojeni region od interesa



Četvrta faza

Binarizacija u regionu od interesa. Predpostavka je da je u regionu od interesa samo predmet od interesa i eventualno delovi pozadine koji su usled postojanja senki, odsjaja ili nehomogenosti bili povezani sa predmetom. U vandredno nepovoljnoj situaciji može doći do toga da i drugi objekti, slični objektu od interesa budu prisutni u ovom regionu. Iz tog razloga daljoj segmentaciji se pristupa binarizacijom primenom optimalnog praga. Za svetle predmete najbolji rezultati se dobijaju u Y matrici, za predmete koji su tamniji, a zeleni odnosno plavi najbolji rezultati se dobijaju u V matrici, a analogno za predmete crvenih tonova treba koristiti V matricu. Nakon segmentacije primenom optimalnog praga objektom od interesa se proglašava samo predmet koji obuhvata poziciju lasera. Pošto sam predmet može biti ili svetliji ili tamniji od pozadine u binarizovanoj slici će biti izdvojen ili kao beo ili kao crn. Rešenje ovog problema je u ponovnom korišćenju laserskog markera. Kako je laserski snop dovoljno jak i usmeren da u slici uvek izaziva preekspoziciju on će uvek biti binarizovan kao beo. Ako je objekat tamniji od pozadine i samim tim pogrešno binarizovan kao crn onda će veličina detektovanog predmeta od interesa biti veličine laserskog snopa, odnosno nekoliko desetina piksela, s druge strane poznato je da je svaki predmet od interesa višestruko veći od toga, pa se prostom inverzijom piksela dobija ispravno segmentirana slika. Pošto ne postoji predznanje o boji predmeta segmentacija se vrši iterativno. Nakon pokušaja sa Y matricom vrši se test prihvatljivosti, ako on nije ispunjen pokušava se sa V matricom itd. Na slici 2.10 prikazana su navedena dva koraka konačne segmentacije.

Slika 2.10: Primena optimalnog praga



2.3.3 Donošenje odluke

Nakon izvršene segmentacije dobija se binarna slika, u kojoj je prikazana silueta posmatranog predmeta, primitiv. Odluka o tome koja strategija hvata se primenjuje donosi se na osnovu informacija dobijenih iz primitiva. Pre opisa metode donošenja odluke dat je kratak pregled strategija hvata koje su primenjivane u ovom radu.

Čovek prilikom dohvatanja određenog predmeta, uglavnom nesvesno izvodi izbor strategije hvata, što je posledica iskustva. Ono što je bitno napomenuti jeste da je izbor strategije uglavnom optimalan za dati oblik predmeta. Zato će ovde biti dat kratak pregled najčešće korišćenih strategija hvatanja kod čoveka, kao i oblika predmeta koji su karakteristični za svaki od njih.

Čovek najčešće izvodi dohvatanje predmeta primenom jednog od tri načina:

1. Hvat prstima
2. Lateralni
3. Palmarni

Prikaz svake od navedene tri vrste hvata dat je na Slici 2.11, preuzetaj iz [20], respektivno za svaki hvat:

Slika 2.11: Strategije hvatanja (a) prstima, (b) lateralno, (c) palmarno



Predmeti koji su karakteristični za svaki od ove tri vrste hvata su prikazani na Slici 2.12:

Slika 2.12: Predmeti karakteristični za hvatanje (a) prstima, (b) lateralno, (c) palmarno



Na osnovu prikazanih strategija hvata i njima pridruženih predmeta, potrebno je pronaći način, odnosno metod zaključivanja koji čovek koristi prilikom izbora jedne od tri gore predstavljene strategije. Ono što se odmah nameće jeste činjenica da je svaki od prikazanih predmeta u direktnoj vezi sa odgovarajućim hvatom. Stoga, potrebno je pronaći koji je to skup deskriptora koji opisuje te predmete na sebi svojstven način.

Imajući u vidu da su u radu korišćeni primitivi, a oni su homogeni i u crno-belom formatu, odmah se iz razmatranja mogu eliminisati metode za opis regiona koje u sebe uključuju teksturu predmeta ili boju. Metode za deskripciju oblika predložene u [9] se uglavnom baziraju na opis granice regiona ili oblika regiona. Ono što je bitno prilikom izbora deskriptora jeste da budu u što je moguće većoj meri neosetljivi na skaliranje, translaciju i rotaciju kako bi se zadržala robusnost sistema.

Prilikom određivanja skupa deskriptora neophodno je početi od skupa predmeta koji se koriste u eksperimentu. Kao što je ranije pokazano predmeti koji su korišćeni kao primer za hvat prstima su kuglica miša, teniska loptica i raznobojne olovke, predmeti korišćeni kao primer laterarnog hvata su kašike i viljuške, dok su za palmarni hvat korišćene različite čaše. Ako posmatramo bilo koju od grupa ovih predmeta možemo primetiti da iako su predmeti

unutar grupe međusobno različiti njihovi primitivi su veoma slični. U cilju što kvalitetnijeg izbora deskriptora svi primitivi su predhodno rečima opisani, a zatim je pokušano preslikavanje takvog opisa u deskriptore navedene u [9].

- Kod obe vrste loptica primitivi su nesavršeni krugovi, razlika je jedino u veličini.
- Olovke su predstavljene štapićima. Za sve tipove olovki, slikanih pod raznim uglovima primećuje se da je oblik skoro pravougaoni, odnosno da se mogu upisati u pravougaonik čija je površina slična površini primitiva.
- I kašike i viljuške se mogu posmatrati kao štapići čiji je jedan kraj veoma zadebljan, te bi opisani pravougaonik morao biti dosta veće površine od siluete oblika.
- Čaše su veće po površini od ostalih oblika. Pravougaonog su oblika, ali su mnogo manje izdužene od olovki i pribora za jelo.

Kao što je već napomenuto važno je da tačnost donete odluke ne zavisi od rotacije, translacije i skaliranja. Problem skaliranja je prevaziđen u ranoj fazi eksperimenta samim tim što je definisano da se slikanje vrši kada je kamera na 30cm od predmeta, te su svi predmeti ravnopravni u tom smislu. S obzirom na to da pozicija predmeta u sceni nema nikakvu važnost ni translacija ne predstavlja problem kome dalje treba posvećivati pažnju.

Nakon što su rešeni problemi skaliranja i translacije može se pristupiti odabiru skupa deskriptora koji bi mogli kvantifikovati raniji opis predmeta. Deskriptori, koji su tako odabrani da rotacija na njih ne utiče, su:

- Površina (*Area*) – računa se kao broj piksela u primitivu
- Dužina glavne dijagonale (*MajorAxisLength*) – dužina glavne dijagonale u pikselima
- Dužina sporedne dijagonale (*MinorAxisLength*) – dužina sporedne dijagonale u pikselima
- Ekscentričnost (*Eccentricity*) – osobina primitiva koja govori o odnosu manje i veće ose opisane elipse. Može imati vrednost od 0 do 1. Kada je vrednost 0 objekat je duž, a kada je vrednost 1 objekat je krug
- Solidnost (*Solidity*) – osobina primitiva koja govori do koje mere je popunjena konveksna ljuska predmeta. Računa se kao odnos površina predmeta i konveksne ljuske.
- *Extent* – odnos površine oblika i površine opisanog pravougaonika.
- Orijehtacija (*orientation*) – ugao koji glavna dijagonala zaklapa sa x osom, može uzeti vrednost između -90 i 90 stepeni.
- d/D – Odnos manje i veće dijagonale

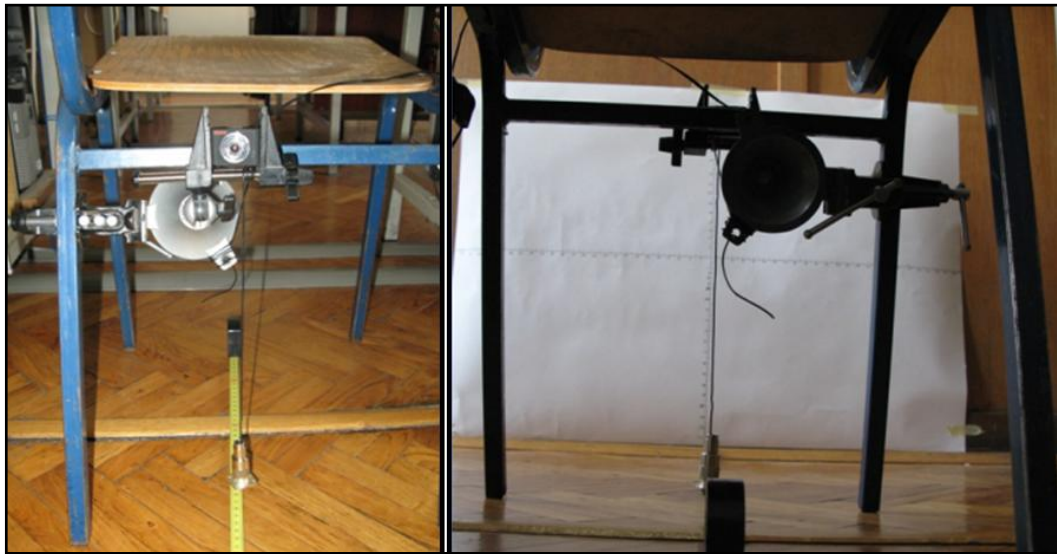
Ovako definisani deskriptori korišćeni su kako u određivanju koji je tip hvata potrebno primeniti tako i prilikom provere ispravnosti rezultata segmentacije.

Provera ispravnosti rezultata segmentacije

Kao što je ranije napomenuto, tokom rada algoritma za segmentaciju slike, provera ispravnosti se vrši u nekoliko trenutaka. Intuitivno je jasno da se provera ispravnosti ne može vršiti pre nego što se formira baza mogućih oblika, kako bi se na osnovu nje formirao kriterijum ispravnosti. Pošto je poznata daljina sa koje se predmet slika moguće je uspostaviti dimenzionu korelaciju između dužine u pikselima i stvarne dužine predmeta. Da bi to bilo moguće prethodno je bilo potrebno kalibrisati kameru. Ovo je izvršeno merenjem dimenzija kadra kamere pri raznim daljinama. Na Slici 2.13, levo, prikazana je postavka za merenje

rastojanja kamere od zastora na kome se nalazi skala koja omogućava merenje širine i visine kadra, Slika 2.13, desno.

Slika 2.13: Kalibrirane kamere

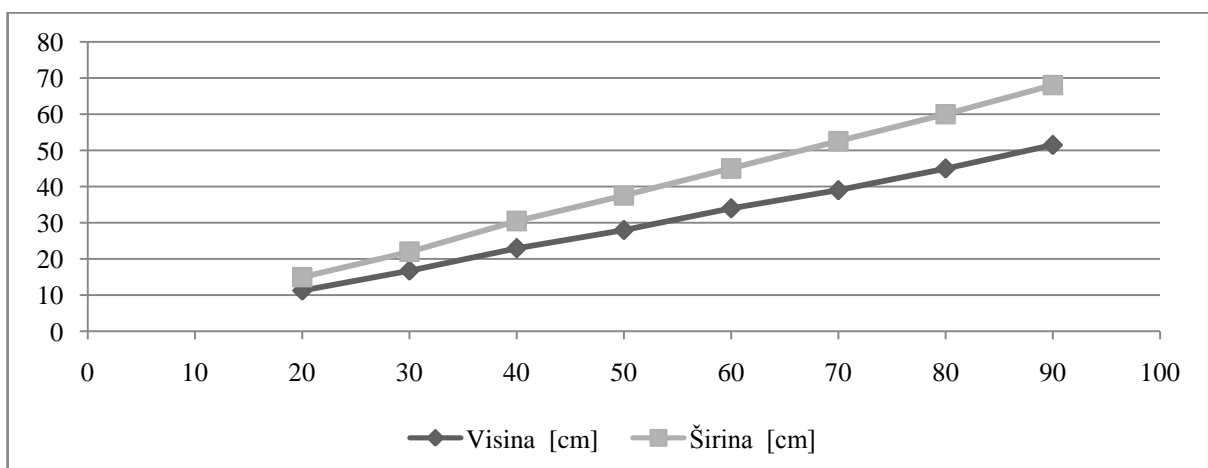


Rezultati merenja dati su u Tabeli 2.1, kao i na Grfiku 2.1. Iz priloženog se može zaključiti da je odnos daljine i dužine predmeta u slici linearno zavisna. Znajući da je rezolucija u kojoj je snimanje vršeno 320x240 piksela odrediti koliku dužinu u realnosti predstavlja jedan piksel je trivijalan zadatak.

Tabela 2.1: Visina i širina obuhvaćene kadrom pri raznim daljinama

Daljina [cm]	90	80	70	60	50	40	30	20
Visina [cm]	51,5	45	39	34	28	23	16,8	11,3
Širina [cm]	68	60	52,5	45	37,5	30,5	22	15

Grafik 2.1: Visina i širina obuhvaćene kadrom pri raznim daljinama



Kao rezultat date kalibracije dobija se da je dužina jednog piksela pri snimanju rezolucijom 320x240 na daljini od 30cm reprezentuje 0.7mm.

S tim u vezi mogu se uspostaviti relacije između očekivane dužine dijagonale i površine i vrednosti deskriptora. Radi manje nesigurnosti dužina dijagonale se računa preko Pitagorine teorema, pri čemu su x i y komponenta dobijeni iz formula

$$D_x = MajorAxisLength \cdot \cos(orientation)$$

$$D_y = MajorAxisLength \cdot \sin(orientation)$$

Odakle se konačno dužina dijagonale dobija kao

$$D = \sqrt{D_x^2 + D_y^2} \cdot 0,7mm$$

Površina se dobija prostim množenjem broja piksela primitiva (area) sa $0,49mm^2$.

Poređenjem ove dve veličine sa unapred određenim donjim i gornjim pragom se može sa velikom sigurnošću utvrditi da li je došlo do greške pri segmentaciji. Pragovi se određuju heuristički, posmatranjem vrednosti pravilno segmentiranih predmeta iz baze.

Postoje slučajevi kada se pri snimanju malih predmeta, kuglica miša, olovka, kafena kašika, usled uticaja senki i osvetljaja formira primitiv koji prema dužini dijagonale i površini odgovara nekom većem predmetu. Tada i ako segmentacija nije ispravno izvršena može proći ranije navedeni test i dovesti do pogrešne odluke na kraju. Zbog toga je uveden još jedan kriterijum, solidnost. Kod većine predmeta od interesa solidnost je velika, preko 85%, osim kod kašika i viljuški gde je oko 70%. S druge strane kod silueta nastalih razlivanjem ona najčešće iznosi ispod 60%.

Kombinovanjem uslova metričke logičnosti i solidnosti dobija veoma pouzdan sistem za detekciju greške.

Izbor strategije hvata

Proces donošenja odluke osim detekcije ispravnosti binarizacije slike sadrži i deo za klasifikaciju objekata. Kalsifikacija objekata je poslednji kritičan korak u ovom algoritmu. Analizom ranije navedenog skupa deskriptora za 34 slike 4 različite vrste objekata formiran je skup četiri deskriptora, takvih da čine jednoznačni opis svake grupe predmeta. Pregled minimalnih, maksimalnih i median vrednosti odabranih deskriptora za posmatranu bazu slika dat je u Tabeli 2.2.

Tabela 2.2: Vrednosti karakterističnih deskriptora za posmatranu bazu slika

deskriptor	čaje			pribor za jelo			olovke			lopte		
	min	med	max	min	med	max	min	med	max	min	med	max
Eccentricity	0,77	0,79	0,84	0,96	1,00	1,00	0,92	0,99	1,00	0,26	0,37	0,64
Solidity	0,88	0,95	0,98	0,57	0,69	0,75	0,71	0,94	0,95	0,97	0,98	0,98
Extent	0,54	0,62	0,83	0,16	0,25	0,60	0,27	0,44	0,87	0,73	0,75	0,80

d/D	0,55	0,61	0,63	0,07	0,09	0,29	0,09	0,12	0,40	0,77	0,93	0,96
------------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

Iz prikaza je jasno da odabrani skup deskriptora kvantitativno opisuje ranije navedene karakteristike posmatranih objekata od interesa. Takođe, može se intuitivno naslutiti pravilo po kojem bi se pomoću ovih deskriptora formirala odluka o tome kojoj klasi posmatrani oblik pripada. Problem dakle postaje kako pravila, intuitivno jednostavna za čoveka, implementirati u računaru.

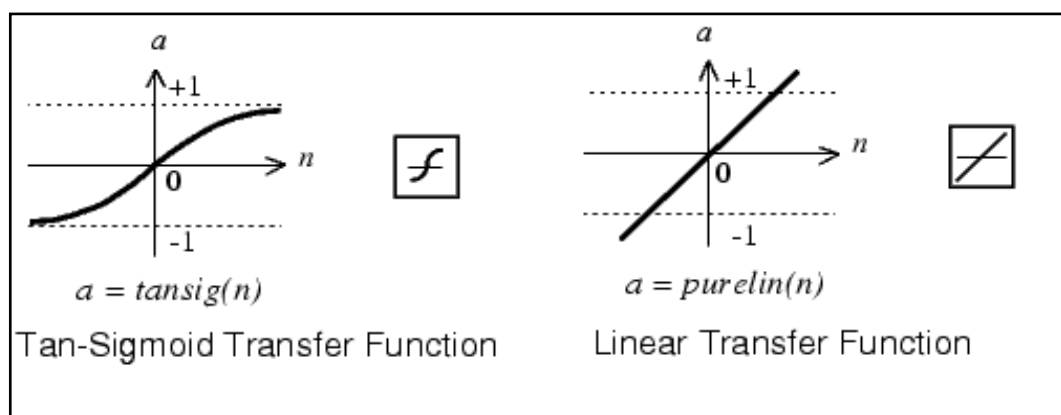
Podrobnijom analizom vrednosti ova četiri deskriptora u celokupnoj bazi predmeta došlo se do sličnog zaključka kao u [20], da klasične metode klasifikacije u ovom slučaju nisu pogodne. Naime, posmatrano u četvorodimenzionalnom prostoru ovako formirani vektori za svaku od klasa formiraju pod prostore u kojima je najveća verovatnoća da se nađe objekat jedne od klasa. Međutim ovi podprostori su relativno preklapljeni, pa bi korišćenje bilo kakve if-then strukture sa jasnim pragovima bilo restriktivno i neprilagodljivo, a samim tim, takva struktura bila bi sklona netačnim klasifikacijama. Ono što je predloženo u [20] je primena *fuzzy* strukture. Ovakav pristup daje dobre rezultate, ali je izrada takvog sistema zametan posao. Sva pravila u ovakvom sistemu formiraju se heuristički. Ovaj proces je dug, naporan i njegova uspešnost zavisi isključivo od spretnosti operatera. Još jedan problem je što se pri eventualnom unošenju novih predmeta u bazu podataka, ili dopunjavanju baze dodatnim slikama već postojećih predmeta ceo proces mora ponoviti, a ne postoji sistem automatizacije.

Navedeno rešenje nije prihvaćeno u ovom radu, jer iako je u probnom formiranju ovakvog sistema, u ovom radu, rezultat klasifikacije bio zadovoljavajući, predočeni nedostaci su naveli na razmišljanje o alternativnom rešenju. Zbog svih iznetih zahteva koje sistem treba da ispuni, a zbog kojih nisu pogodni ni klasične metode klasifikacije, ni *fuzzy* pristup, klasifikacija objekata se vrši pomoću neuralnih mreža.

Neuralna mreža je sistem koji omogućava klasifikaciju oblika bez definisanja jasnih kriterijuma. Obučavanje neuralne mreže se vrši na osnovu zadatog skupa oblika, za koje je klasifikacija već poznata, obučavajućeg skupa. Kvalitet tako obučene neuralne mreže zavisi od dva faktora, prvi je arhitektura mreže, a drugi, kvalitet obučavajućeg skupa.

Odabrana arhitektura mreže za klasifikaciju podataka je višeslojna *feedforward* neuralna mreža sa *Levenberg-Marquardt backpropagation* obučavanjem. Pošto je potrebno doneti odluku kojoj od 4 klase pripadaju posmatrani podaci, izlazni sloj ima 4 čvora, takvih da aktivacija svakog čvora indicira pripadnost jednoj klasi. Aktivaciona funkcija za neurone skrivenog sloja je *tansig*, a za neurone izlaznog je *purelin*.

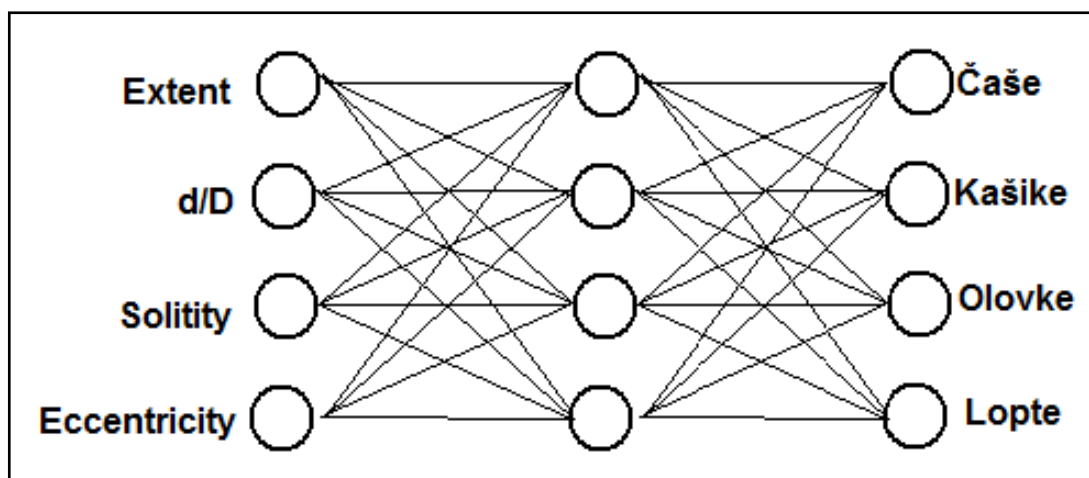
Slika 2.14: Aktivacione funkcije slojeva



U zavisnosti od broja neurona u skrivenom sloju mreža se različito ponaša. Za premali broj neurona mreža neće biti u stanju da pravilno klasifikuje podatke. S druge strane za preveliki broj neurona će obučavanje predugo trajati i postoji mogućnost gubitka sposobnosti generalizacije. Osim promene broja neurona u skrivenom sloju podešavanje neuralne mreže je moguće i promenom broja skrivenih slojeva. Povećavanjem broja skrivenih slojeva omogućuje učenje složenih oblika. Međutim, više slojeva povećava kompleksnost mreže, pa samim tim i njeno obučavanje postaje zahtevnije.

Ne postoji generalno pravilo koliko slojeva treba da ima posmatrana neuralna mreža, kao ni pravilo koliko neurona treba da poseduje koji sloj. Kako bi se utvrdila optimalna arhitektura za dati problem potrebno sprovesti niz eksperimenata sa više različitih kombinacija. Prilikom izrade neuralne mreže u ovom radu testirane su mreže sa jednim i sa dva skrivena sloja. Prvi skriveni sloj, odnosno ulazni sloj, ima 4 čvora, s obzirom da postoje 4 ulazna parametra. Testirana mreža sa jednim skrivenim slojem, sa po četiri čvora u skrivenom i izlaznom sloju nije davala povoljne rezultate. Kod mreža sa dva skrivena sloja zadržano je da ulazni i izlazni sloj imaju po 4 neurona, a eksperimentisalo se sa brojem neurona u drugom skrivenom sloju. Testirane su mreže sa jednim do šest neurona u drugom skrivenom sloju, i najbolje rezultate dala je mreža sa 4 neurona. Konačno usvojena konfiguracija neuralne mreže prikazana je na Slici 2.15.

Slika 2.15: Konfiguracija neuralne mreže



Drugi važan faktor u obučavanju neuralnih mreža je obučavajući skup. U ovom radu korišćen je već pomenuti skup od 34 slike četiri vrste predmeta. Kao što je već rečeno korišćeno je *Levenberg-Marquardt backpropagation* obučavanje. Pri obučavanju neuralnih mreža može doći do gubitka mogućnosti generalizacije. To se dešava kada se mreža toliko dobro adaptira na obučavajući skup podataka da nije u stanju da da dobre rezultate za neki novi skup podataka. Ovo je izbegnuto korišćenjem regularizacije težinskih koeficijenata, što se postiže izmenjenom kriterijumskom funkcijom (MSEREG). Uobičajeni kriterijum koji minimizujemo je minimum kvadratne greške:

$$F = mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2$$

Regulisani kriterijum ima sledeći oblik:

$$msereg = \gamma mse + (1 - \gamma) msw$$

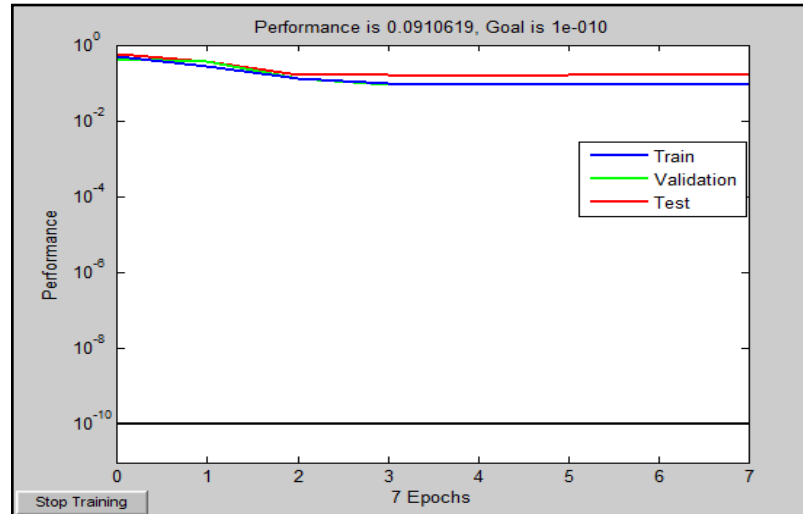
gde je koeficijent $\gamma \in (0,1)$, a msw srednji kvadrat težinskih koeficijenata:

$$msw = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j^2.$$

Minimizacija ovakvog kriterijuma omogućava manje skokovit odziv mreže i smanjuje mogućnost preobučavanja. Problem može nastati oko izbora koeficijenta γ . Naime, ako je blizak jedinici, drugi član kriterijuma je mali i dolazi do preobučavanja, dok za γ blisko nuli kriterijum ne konvergira ka minimumu i mreža se loše obučava.

Prilikom obučavanja mreže datim obučavajućim skupom dobijena je neuralna mreža sa karakteristikama koje se najbolje mogu karakterisati pomoću grafika performanse, datog na Slici 2.16 i konfuzione matrice.

Slika 2.16: grafik performanse



Sa grafika performanse pri obučavanju vidi se da je obučavanje trajalo 7 epoha, i da je dostignuta nesigurnost od 9,1%. S obzirom da je obučavanje završeno posle malog broja epoha može se zaključiti da je skup deskriptora koji se koristi dobro odabran. Nesigurnost je relativno visoka, jer se meri na procentu tačno klasifikovanih objekata iz obučavajućeg skupa, a on je namerno nesavršen. Radi provere pojave preobučavanja u obučavajućem skupu među predmetima klase olovke ubačen je predmet koji je loše segmentiran, tako da ima primitiv karakterističam za kašiku. Uspešnost neuralne mreže jasno se vidi posmatranjem konfuzione matrice za obučavajući skup

$$\text{Konfuziona} = \begin{bmatrix} 9 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 12 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$

Član konfuzione matrice K_{ij} je broji objekata koji su u i -toj klasi, a klasifikovani su kao da su u j -toj klasi. Vidi se da je na celom obučavajućem skupu doneta samo jedna greška, gde je olovka klasifikovana kao pribor za jelo.

Ograničenja sistema

Kao što je ranije naglašeno ovaj sistem je dizajniran tako da se može primeniti u svakodnevnim uslovima. Kako bi se postigli najbolji rezultati potrebno je obezbediti određene uslove u pogledu osvetljaja, osobina pozadine i osobina predmeta od interesa.

- **Osvetljaj**

U digitalnoj analizi slike osvetljaj uvek predstavlja važan faktor. Iako je korišćenjem boje prilikom segmentacije u velikoj meri umanjen uticaj osvetljaja, kvalitet segmentacije se može popraviti ako je osvetljaj povoljan. Za postizanje najboljih rezultata preporuka je da osvetljenje bude jačine ne manje od 400 luxa, i da izvor svetlosti bude pozicioniran iza kamere. Na taj način izbegavaju se drastične razlike u osvetljaju delova predmeta, što je izraženo kod lopti i čaša ako je izvor svetlosti sa strane.

- **Osobine pozadine**

Razvijeni sistem je dovoljno robustan da može da izvrši ispravnu segmentaciju i u komplikovanim scenama, sa više predmeta i nehomogenom pozadinom. Kako ne bi došlo do greške pri segmentaciji, površina na kojoj se nalazi predmet od interesa ne treba da bude reflektivna, jer sistem ne ume da razlikuje predmet od njegovog odraza. Do greške takođe može doći i ako se u sceni nalaze crveni predmeti, jer postoji verovatnoća da algoritam ne uspe da pravilno odredi poziciju laserskog markera u sceni.

- **Osobine predmeta**

Kako bi bilo moguće detektovati laserski marker nije preporučljivo da predmet bude crvene boje, ili taman. S druge strane treba izbegavati i predmete sa visokim stepenom refleksije, kao što su metalne kašike i viljuške, jer osim problema detekcije laserskog markera mogu stvoriti i problem prilikom segmentacije.

3 EKSPERIMENT

3.1 Izvođenje eksperimenta

Eksperiment je koncipiran iz dva dela, kao akvizicija snimaka u kojima se vrši kretanje ka predmetima kada su sami u sceni i kada ih ima više, i to:

- a) kada su primenjene sve preporuke date u tekstu o ograničenjima sistema;
- b) kada nisu primenjene preporuke date u tekstu o ograničenjima sistema.

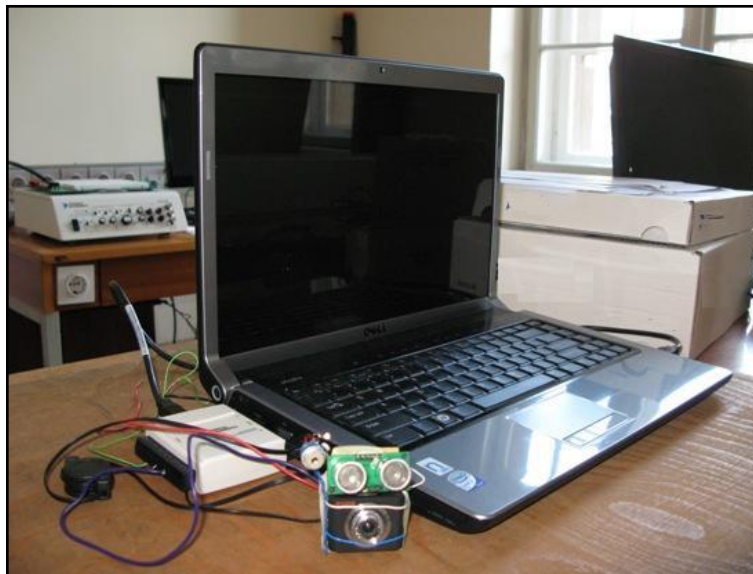
Svrha prvog dela eksperimenta je da se proverí ispravnost sistema i utvrdi u kojoj meri je on u stanju da ispuni dati zadatak.

Testiranje sistema u uslovima koji su protivni preporukama izvršeno je prevashodno kako bi se empirijski potvrdila ograničenja sistema, kao i da bi se kroz praktičan rad proverilo da li postoje neki dodatni ograničavajući faktori koji nisu mogli biti predviđeni teoretskim razmatranjem.

U narednom tekstu sledi opis ambijenta u kome je izveden eksperiment, kao i način postavljanja predmeta i prikupljanja podataka.

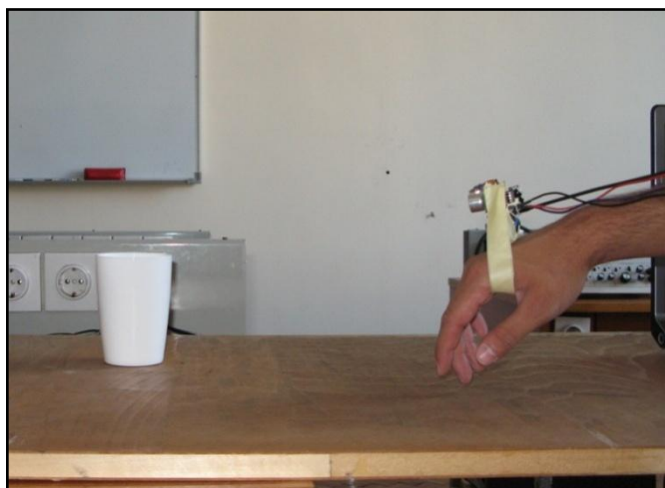
Sva merenja su izvršena na stolu površine $120 \times 80 \text{ cm}^2$ i visine 75 cm, na kome se često vrši manipulacija svakodnevnim predmetima od strane čoveka u toku dana. U prvom delu eksperimenta sto je bio izrađen od neuglačanog drveta, tako da nije imao odsjaj, i postavljen je tako da je izvor svetlosti, prozor, bio iza kamere. Drugi deo eksperimenta izveden je na uglačanom stolu, pri čemu je prozor bio sa desne strane stola. Eksperiment je izvođen u toku dana, tako da je dnevno svetlo ispunjavalo kriterijume jačine svetlosti. Predmeti koji su bili predmet analize su bili postavljeni na stolu, u zavisnosti od dela eksperimenta koji se izvršavao. Takođe, prikaz kamera i sve ostale korišćene opreme dat je na Slici 3.1.

Slika 3.1: Oprema korišćena u eksperimentu



S obzirom na jednostavnost upravljanja, u eksperimentu je učestvovala samo jedna osoba. Prilaženje predmetima izvršeno je na način prikazan na Slici 3.2.

Slika 3.2: Način snimanja za vreme izvođenja eksperimenta



Kako bi merenje bilo upotrebljivo potrebno je izvršiti precizno poravnavanje senzora daljine, kamere i laserskog snopa. Čak i odstupanja od nekoliko milimetara, odnosno stepeni, mogu dovesti do greške u merenju daljine.

Predmeti korišćeni u eksperimentu su jednobojni, bez aplikacija, čime se minimizovala verovatnoća lažne detekcije oblika. Birani su u grupama za svaku vrstu hvata ponaosob. Za vreme izvođenja eksperimenta, predmetima se približavalo na odstojanje sve dok se na ekranu ne pojavi rezultujuća strategija. Na ovaj način je testirana brzina izvođenja eksperimenta. Bitno je napomenuti da je osoba koja je vršila navođenje koristila informaciju o položaju predmeta u kadru na osnovu laserskog markera. Kako bi se laserski marker sve vreme prilaznja nalazio na predmetu od interesa potreban je period privikavanja, odnosno trening.

Prilikom akvizicije snimaka ruka se kretala jednom od tri brzine, 40, 10 i 5 cm/s. Brzine su sračunate na osnovu vremena kretanja ruke i procenjenog pređenog puta ka predmetu.

U slučaju akvizicije snimaka sa više objekata istovremeno u sceni, veoma je bitno da svi objekti budu raspoređeni na način objašnjen pri opisu mogućnosti senzora daljine.

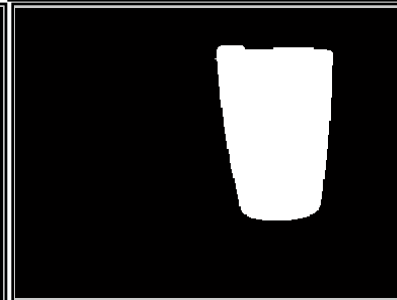
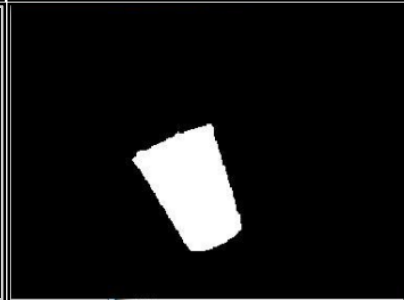
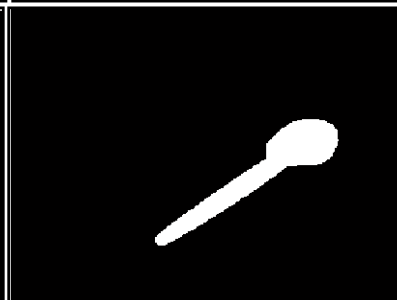
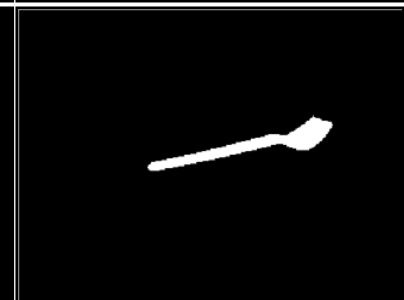
U poslednjoj fazi pravljenja baze slika sa različitim predmetima, vršena je akvizicija slika kamerom koja je bila u fiksnom položaju na stolu, u odnosu na predmet koji se slika, na rastojanju od 30cm kao što je predviđeno postavkom eksperimenta. Slikani su predmeti koji su u svakodnevnoj upotrebi (čaše, kašike, viljuške, olovke i ostalo) iz raznih položaja kako bi se stvorila što kompletnija baza. Na osnovu tih predmeta vršena je kasnije procena parametara. Koristeći te parametre vršeno je testiranje algoritma implementiranog u MatLab kodu funkcijom koja je data u prilogu "recognition.m". Imalo se u vidu da je predmetima potrebno prići na način kako bi deskriptori mogli pravilno da se sračunaju. Npr. kašici je potrebno prići tako da se jasno vidi drška, u koliko bi se kašici prilazilo sprema, nisko, tako da je drška zaklonjena dobijeni deskriptori drastično će se razlikovati od ostalih deskriptora kašike, te će u obučavanju NM doći do greške. Iz istog razloga je i postupak snimanja pri testiranju, odnosno navođenja kamera "na ruci" izveden u sedećem položaju, čime je obezbeđeno da se ne pomera ostatak tela, već samo ruka iz ramena i lakta sa prirodnim rasponom, a da istovremeno vidno polje kamera bude u nivou predmeta kome se prilazi.

Problem pri izvođenju eksperimenta u nenominalnim uslovima pre svega bio je odrediti granicu nakon koje uslovi postaju nenominalni, a da se tako dobijeni rezultati i dalje mogu

primeniti za donošenje zaključaka o performansama sistema. S tim u vidu uzete su situacije u kojima je ispravnost odluke manja od 75%.

Vreme izvršavanja algoritma računato na osnovu merenja izvršavanja algoritma za više različitih slika. Za svaku sliku štopericom je 10 puta mereno vreme izvršavanja, pa je srednje vreme uzeto kao rezultat.

Radi formiranja baze podataka osim plastične čaše i bele olovke izvršeno je snimanje i brojnih drugih predmeta koji su karakteristični za date tipove hvata. Sledi pregled slika predmeta koji se nalaze u bazi i njihovih primitiva.

Keramička čaša 1*Keramička čaša 2**Plastična čaša**Zelena kašika**Bela kašika**Viljuška*

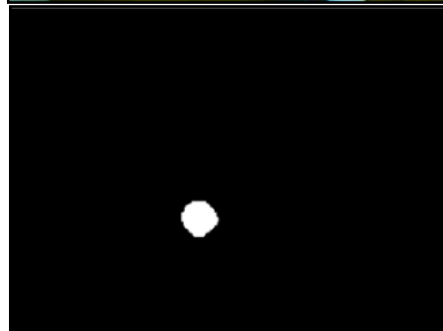
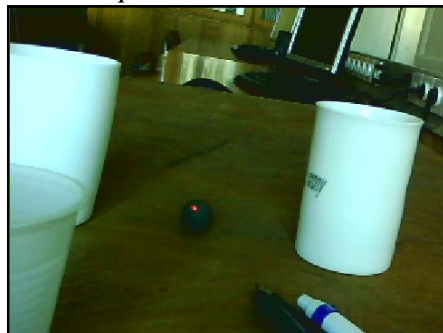
Žuta olovka



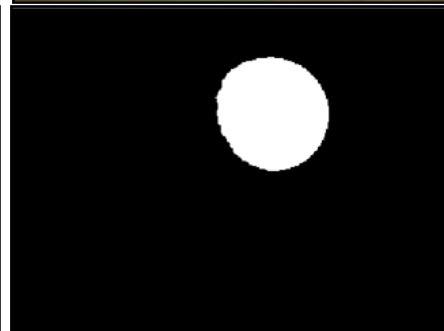
Bela olovka



Mala lopta



Veća lopta



3.2 Rezultati izvođenja eksperimenta

U daljem tekstu su predstavljeni rezultati dobijeni nakon obrade podataka koji su prikupljeni tokom izvođenja eksperimenta. S obzirom na to da su međurezultati svakog pojedinog koraka već detaljno opisani u metodama rada, ovde će više pažnje biti posvećeno konačnom ishodu, odnosno uspešnosti algoritma kao celine.

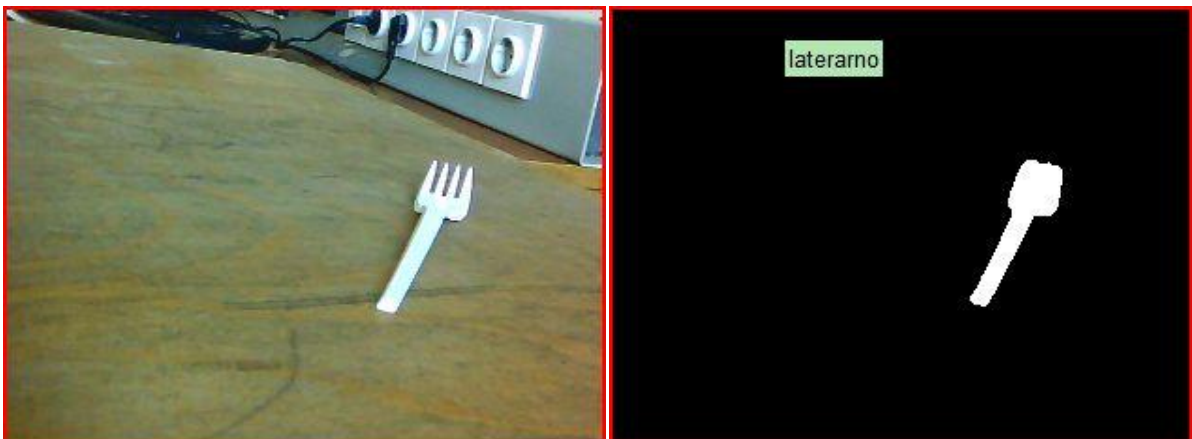
Kao što je navedeno u opisu, eksperiment je imao dve faze, izvođenje eksperimenta u nominalnim uslovima, sa predmetima koji su isti kao oni iz baze podataka, i izvođenje eksperimenta u uslovima protivnim preporukama, sa predmetima koji nisu u bazi, ali su slični.

Rezultati prve faze eksperimenta su, kao što je i očekivano, izuzetno dobri. Na slikama od 3.3 do 3.6 prikazani su scene i postignuti rezultat.

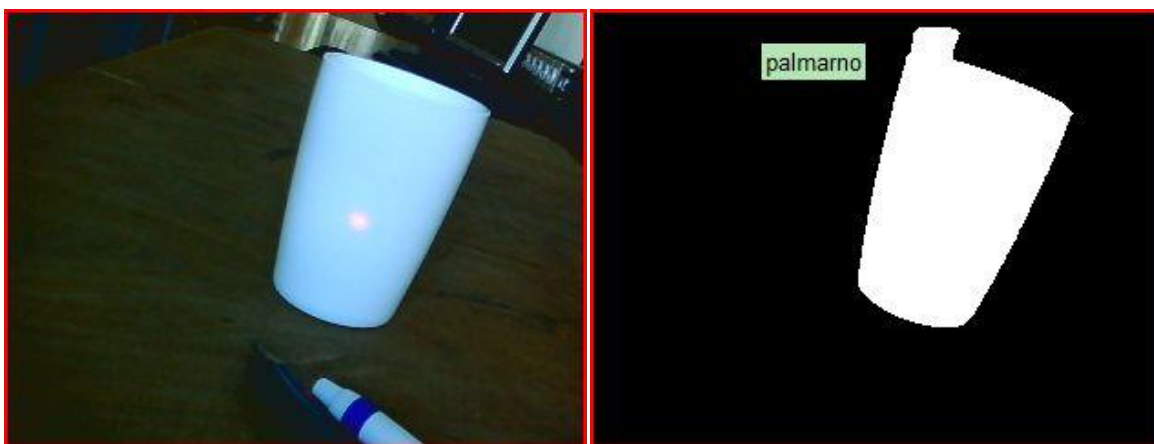
Slika 3.3: odluka pri hvatu olovke



Slika 3.4: odluka pri hvatu viljuške



Slika 3.5: odluka pri hvatu čaše



Slika 3.6: odluka pri hvatu lopte

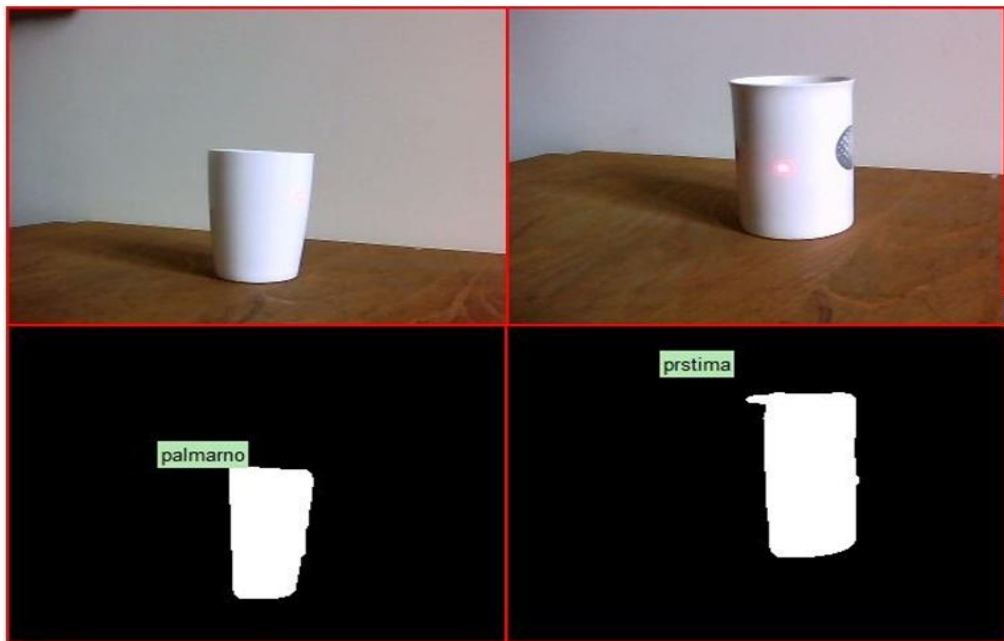


Ispravna odluka doneta je u preko 95% testiranih slučajeva. Ono što je važno primetiti je i da je u ovakvim uslovima donošenje odluke, svaki put trajalo manje od 3s. Dakle u koliko je kretanje ruke manje od 10cm/s ceo pokret dohvatanja može se izvesti bez ikakvog zaustavljanja.

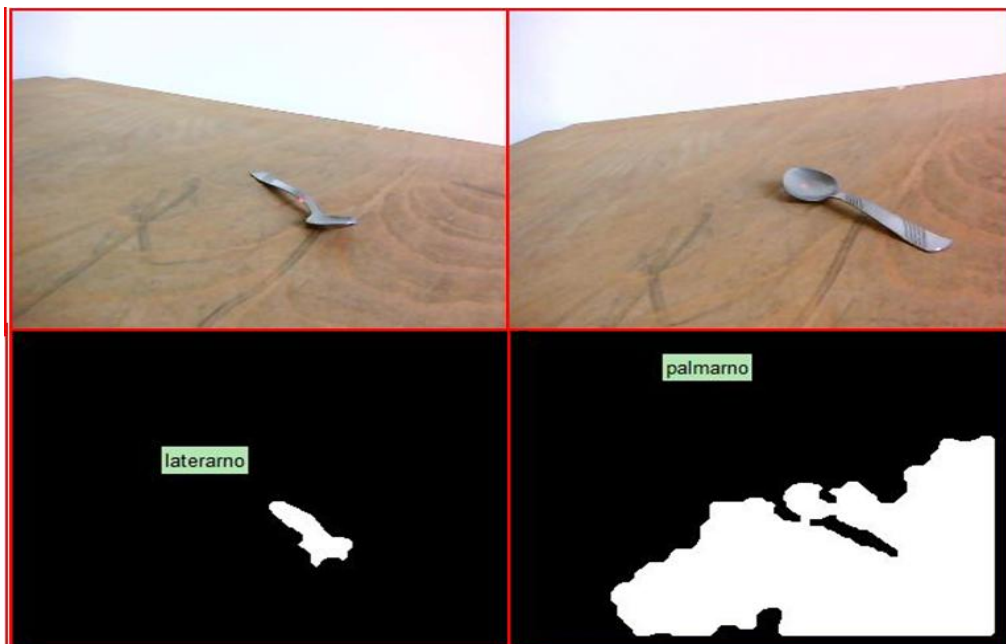
Prilikom izvođenja eksperimenta u nenominalnim uslovima dobijeni su rezultati koji su dobro reprezentovani primerima na slikama 3.7 i 3.8. Zavisno od spleta okolnosti odluka može biti doneta ispravno ili pogrešno, pri tom je ponašanje bezmalo stohastičko te se ni u kojoj meri ne može garantovati ispravnost rezultata rada sistema.

S obzirom na to da je neuralna mreža obučavana pomoću skupa sačinjenog od slika snimljenih u nominalnim uslovima, njeno ponašanje u uslovima u kojim je sproveden drugi deo eksperimenta je nepredvidljivo. Kao što je ranije naglašeno pozicija svetlosnog izvora najviše utiče na kvalitet segmentacije predmeta oblika lopte i valjka. Na Slici 3.7 prikazan je uticaj ovog faktora. U prvom primeru čaša je ispravno klasifikovana, dok je u drugom pogrešno protumačena kao olovka.

Slika 3.7: Primer dobre i loše klasifikacije usled nepovoljno pozicioniranog izvora svetla



Slika 3.8: Primer dobre i loše klasifikacije reflektujućeg obejka



Na Slici 3.8 prikazano je kako može doći do greške pri segmentaciji u slučaju kada se koristi predmet načinjen od reflektujućeg materijala. U načelu bi algoritam klasifikovao nepravilno segmentiranu kašiku kao grešku i pre ulaska u orices odlučivanja neuralnom mrežom, ali je za potrebe ovog eksperimenta provera greške isključena.

3.3 Diskusija dobijenih rezultata

Na osnovu izloženih rezultata dobijenih nakon obrade korišćenjem programa pisanih u Matlabu, izvršena je njihova analiza u svetlu očekivanih rezultata iz uvoda u nameri da se daju odgovori na definisana pitanja.

Pokazano je da senzor daljine ima maksimalnu mernu nesigurnost od svega nekoliko cm, odnosno manje od 5%. Kako u konstruisanom sistemu senzor treba da vrši procenu udaljenosti samo da bi odlučio kada da primeni algoritam određivanja strategije hvata, ova nesigurnost je u zadovoljavajućim granicama. Ovo su podaci dobijeni prilikom merenja u stacionarnom slučaju. Zbog prirode namene senzora izvršena je analiza kako bi se utvrdilo da li je sistem u stanju da vrši adekvatnu procenu udaljenosti kada postoji relativno kretanje između predmeta i uređaja.

Primenjeni senzor vrši merenja pomoću ultrazvučnih talasa, čija je brzina oko 330m/s. Prema tome, sa stanovišta potreba eksperimenta, može se smatrati da signal na izlazu senzora trenutno prati promene daljine. Međutim, treba naglasiti da signal sa senzora nije moguće direktno koristiti u algoritmu. Potrebna je predhodna obrada u Matlabu, kako bi se izvršila konverzija signala iz širinski modulisanog u amplitudski modulisan signal. Ova konverzija zahteva odabiranje na 10kHz i nekoliko elementarnih logičkih operacija. S obzirom da je korišćen kompjuter sa dva procesora čiji je takt na 2GHz, i dovoljnom količinom operativne memorije ova obrada nije imala nikakvog uticaja na rad algoritma u smislu „probijanja“ vemenskih ograničenja. Ono što je predstavljalo problem pri merenju ovim senzorom jeste relativno komplikovano „nišanjenje“. Ovaj problem se propagira kroz ceo algoritam. Rešenje ovog problema, što se tiče snimanja senzorom, je sporiji prilazaka predmetu u ranijoj fazi pokreta, ili trening korisnika. S obzirom da je prilikom izvođenja eksperimenta primećeno da se sposobnost kontrole snopa rapidno popravlja redovnim korišćenjem uređaja za očekivati je da će se trenigom korisnika ovaj problem efikasno rešiti.

Nakon segmenta za određivanje daljine potrebno je sagledati algoritam za prepoznavanje slike. Rezultati koji opisuju mogućnosti implementiranog algoritma pokazali su da je on ispunio očekivanja postavljena pri izradi ovog rada. Zahvaljujući višestepenim proverama ispravnosti, kojima predhode različite metode izdvajanja slike, algoritam za segmentaciju slike se pokazao kao izuzetno robustan. Sve dok su ispoštovane preporuke o ograničenjima sistema segmentacija se izvršava tačno u gotovo svim testiranim slučajevima. S obzirom na predviđenu primenu ovog sistema ograničenja koja on nameće su praktično zanemarljiva, odnosno u skladu su sa uobičajenom metodologijom rada sa pacijentima.

Analiza slika *off-line* je pokazala da određeni skup deskriptora u gotovo svim slučajevima jednoznačno određuje vrstu hvata. To potvrđuju rezultati prepoznavanja dobijeni na testirajućem skupu predmeta. Iz skupa predmeta koji su odabrani za testiranje svi su bili prepoznati na pravi način. Na slikama 3.3-3.6 demonstrirana je efikasnost algoritma pri izvođenju eksperimenta u nominalnim uslovima.

Potencijalni izvor grešaka koje mogu nastati prilikom prepoznavanja leži u činjenici da deskriptori mogu biti pogrešno izračunati unutar modela. Razlog za to, kao što je navedeno u ograničenjima sistema, može biti ako predmet nije obeležen laserom u trenutku akvizicije kamerom ili u slučaju refleksije predmeta u pozadini, prevelike sličnosti u boji predmeta i pozadine... Sama neuralna mreža, kao sistem za prepoznavanje, se pored svoje jednostavnosti pokazala veoma uspešnom, u uslovima kada joj je dostavljen pravilan skup deskriptora. Korišćenje neuralne mreže je velika prednost ovog sistema, jer osim što omogućava

nelinearne prelaza iz jednog stanja u drugo, kao i *fuzzy* sistem, poseduje mogućnost jednostavne adaptacije i proširenja baze predmeta, što bi bio jedan od osnovnih zadataka u daljem radu.

Što se tiče kamere, snimci su prikupljeni sa maksimalnim mogućim brojem slika u sekundi, što kod korišćene kamere iznosi 30 frame/s. Kako su snimani samo prvi i peti kadar celokupna akvizicija, od trenutka kada je senzor registrovao daljinu od 30cm, pa do prosleđivanja slike algoritmu za segmentaciju, traje oko pola sekunde.

Potrebno je napomenuti da sve vremenske odredice izvršavanja algoritma, date u ovom radu treba uzeti s rezervom. Sam sistem, u ovoj fazi izrade, strogo gledano, ne ispunjava uslove *real time* sistema iz nekoliko osnovna razloga:

- Program je urađen u Matlabu koji nije programski jezik koji podržava *real time*.
- Napomenuto je da je korišćen veliki broj već postojećih Matlab funkcija, koje često u sebi imaju neke nepotrebne pozive, čijim izbegavanjem bi se algoritam ubrzao.
- Program se izvršava pod *Windows Vista* operativnom sistemom, koji nije operativni sistem u realnom vremenu.

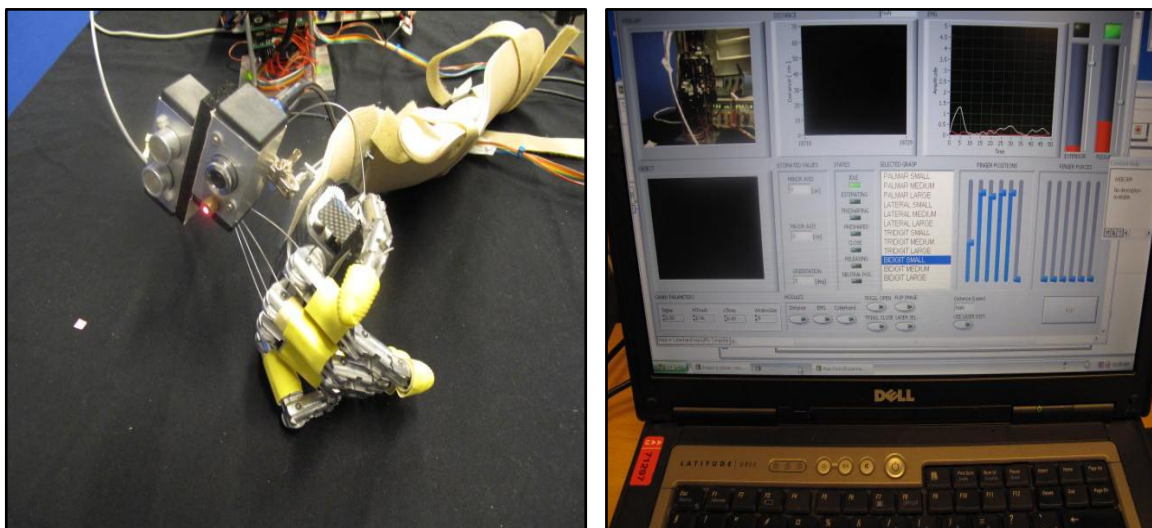
Još jedan element predloženog algoritma odstupa od principa programiranja u realnom vremenu, uslov predvidljivosti nije ispunjen. S obzirom na to da u zavisnosti od situacije, segmentacija može da se završi ili posle treće faze, što je vremenski najpovoljniji slučaj, ili, što je verovatnije, u četvrtoj fazi. U četvrtoj fazi segmentacija se može završiti nakon provere po osvetljaju, ili po razlici plave boje ili po razlici crvene boje. Vreme izvršavanja algoritma u najnepovoljnijem slučaju može biti i do dva puta duže nego vreme izvršavanja u najpovoljnijem, ali uzevši u obzir primenu ovog algoritma donošenje ispravne odluke je daleko važnije od eventualnog kašnjenje odluke od par sekundi.

4 TESTIRANJE UREĐAJA

Predloženi algoritam za prepoznavanje hvata je integrisan u sistem i testiran sa sistemom *Cyberhand*¹.

Na Slici 4.1, levo, prikazana je veštačka ruka na koju je postavljen integrisani sistem. Razvijeni *interface* koji je korišćen za upravljanje hvatom prikazan je na Slici 4.1, desno.

Slika 4.1: Integrisani sistem povezan sa *Cyberhand*



Eksperiment je izveden sa namerom da se utvrdi mogućnost korišćenja predloženog sistema za automatizaciju procesa hvata veštačke ruke. Eksperiment je izvršen sa osam različitih tipova hvata, na skupu od 18 predmeta.

Pokazano je da je algoritam veoma uspešan i sa velikim brojem hvatova i širokom lepezom korišćenih predmeta. Prilikom izvođenja eksperimenta robotska ruka je izvršila pravilan hvat ciljanog predmeta u preko 80% slučajeva.

Algoritam je implementiran u Matlabu, pod Windows operativnim sistemom. I pored toga sve odluke su donete dovoljno brzo da obezbede funkcionisanje uređaja u realnom vremenu.

Eksperiment su izveli dr Christian Ciprianu, SSSA, Pisa, Italija, i Strahinja Došen, AAU, Danska u saradnji sa prof. dr Dejanom Popovićem, ETF, Beograd, Srbija.

¹ <http://www.cyberhand.org/>

5 ZAKLJUČAK I BUDUĆI RAD

U delu koji sledi će biti izvršeno sumiranje dobijenih rezultata i pokazano u kojoj meri je odgovoreno na postavljena pitanja sa početka rada. Takođe, u delu koji se odnosi na budući rad biće ukazano na osnovne nedostatke predloženog modela, kao i date smernice u cilju daljih poboljšanja postojećeg modela.

5.1 Zaključak

Cilj ovog rada je, kao što je navedeno i u uvodu, da se ispita da li je moguće da se uz pomoć ultrazvučnog senzora daljine i *web* kamere niske rezolucije, na adekvatan način izvrši procena udaljenosti i oblika predmeta, kao i optimalne strategije hvata. U tu svrhu razvijen je prototip dela sistema namenjenog pacijentu koji zbog posledica moždanog udara ima smanjene sposobnosti kontrolisanja pokreta ruke. Ovaj uređaj bi se mogao dvojako primenjivati. Prevažodna primena bi bila automatizacija sistema za rehabilitaciju. Osim toga u kasnijoj fazi razvoja ovakav sistem bi bio osnov za formiranje adekvatne neuralne proteze.

U radu je dat pregled u oblasti robotike, sa osvrtom na navođenje robotske ruke kamerama. To je učinjeno iz razloga što je predmet razmatranja ovoga rada bio donekle sličan problemu upravljana robotske ruke sistemom za kompjutersku viziju. Koncepti koji se koriste pri navođenju robota kamerama pre svega su razmatrani da bi se definisale osnovne faze koje su neophodne u pravljenju modela sistema za procenu udaljenosti i prepoznavanje strategije hvatanja.

Izvršen je pregled radova koji se tiču segmentacije slike u boji, s obzirom na to da je najveći deo istraživanja i eksperimenta upravo bio posvećen ovom delu zadatka. Kako bi se sistem mogao koristiti algoritam za prepoznavanje slike mora biti robustan i tačan, ali i jednostavan, kako u smislu programerskih zahteva, tako i u računskoj složenosti. Pošto se ni jedan od razmatranih algoritama nije mogao primeniti kao takav, kreiran je algoritam za izdvajanje objekata u slici posebno namenjen razmatranom problemu. Pregledom radova stekao se dragocen uvid u mogućnosti segmentacije slike u boji, ali i u stranputice koje u ovoj primeni ne bi dale povoljne rezultate, čime je vreme izrade ovog algoritma višestruko smanjeno, a efikasnost samog algoritma dovedena na zadovoljavajući nivo.

Novorazvijeni algoritam predstavlja osnovni doprinos ovog rada. Uprkos jednostavnosti i skromnim računskim zahtevima, algoritam se pokazao veoma efikasnim. Promišljenim odabirom deskriptora izbegnut je problem stabilizacije slike, pošto su deskriptori neosetljivi na translaciju i rotaciju. Pri tom je skup od četiri odabrana deskriptora bio u potpunosti dovoljan da se napravi jasna razlika između strategija hvata. U prilog tome ide i činjenica da je korišćenjem tog skupa parametara izvršeno pravilno prepoznavanje svih predmeta iz testirajućeg skupa. Kombinovanjem uslova metričke logičnosti i solidnosti dobija veoma pouzdan sistem za detekciju greške. Zahvaljujući višestepenim proverama ispravnosti, kojima predhode različite metode izdvajanja slike, algoritam za segmentaciju slike je dovoljno robustan za konformnu primenu u uslovima uobičajnim pri rehabilitaciji ciljane grupe pacijenata.

Donošenje konačne odluke o tome koji hvat treba primeniti vrši neuralna mreža sa dva skrivena sloja. Eksperiment je pokazao da je prednost korišćenja neuralne mreže u odnosu na ostale metode što je ona, kao i *fuzzy* sistem, u stanju da se izbori sa formiranjem nelinearne površi odluke, ali je obučavanje ovakve strukture jednostavnije i postoji mogućnost automatskog ažuriranja pravila u slučaju obogaćivanja baze podataka.

Celishodno je naglasiti koliko je bitna uloga čoveka kao aktivnog aktera u celom sistemu. Čovek koji koristi ovakav sistem može znatno pojednostaviti pravilno određivanje deskriptora hvata, time što će određenim predmetima prići na adekvatan način.

Uslovi koje ambijent mora da zadovolji su elementarni, jer je algoritam izuzetno robusan, kao što je i pokazano. S druge strane kako bi se postigli najbolji rezultati potrebno je poštovati preporuke o uslovima koje treba da ispunjava scena, uvedenim u ograničenjima sistema za segmentaciju slike. Imajući u vidu uvedene pretpostavke o ambijentu u kome se izvodi hvat, na osnovu dobijenih rezultata je pokazano da je moguće vršiti prepoznavanje strategije hvata na udaljenosti od 30cm od predmeta.

Merenjem vremena izvršavanja koda, i analizom dobijenih rezultata, pokazano je da je korišćenjem Matlaba moguće izvršiti sve potrebne operacije u realnom vremenu, što govori činjenica da je vreme trajanja algoritma u proseku ispod 4s nakon što se priđe na 30cm od ciljanog predmeta. Detaljnija analiza vremenskih ograničenja, kao i implemetacija skupa potrebnih operacija u nekom od *real-time* programskih jezika, bi bila potrebna da bi se precizno odgovorilo na ovo pitanje.

Na osnovu istraživanja i sprovedenih eksperimenata može se zaključiti da je predloženom metodom, koristeći jeftinu i dostupnu opremu, moguće vršiti procenu udaljenosti i oblika predmeta na osnovu čega se sa velikom sigurnošću može odrediti strategija hvatanja.

5.2 **Budući rad**

Model sistema koji je predložen u ovom radu ima i određene nedostatke koje je potrebno ispraviti proširenjem i rekonfiguracijom postojećeg modela.

Kako bi predmet bio u kadru kamere i snopu senzora, kretanje ka predmetu mora se vršiti tako da laserski marker sve vreme bude na njemu. Postizanje ovakvog kretanje je jedini problem pri manipulaciji ovim sistemom.

Sam snop senzora je dovoljno širok da toleriše drhtaje ruke i mala odstupanja pri pokretu, međutim, ukoliko se u trenutku akvizicije slike laserski marker ne nalazi na predmetu od interesa, donošenje ispravne odluke o strategiji hvata nije moguće. Rešenje ovog problema je relativno jednostavno, ali iz tehničkih razloga nije primenjeno u ovom radu. Ono se sastoji u korišćenju dva laserska markera različitih boja, npr. crveni i zeleni, pri čemu bi zelena laserska dioda bila postavljena na kameru, kao što je demonstrirano u ovom radu, i služila za navođenje sistema ka cilju, a crvena dioda bila postavljena na čelo korisnika i služila za obezbeđivanje markera ciljanog objekta.

Sistem se takođe može unaprediti prevođenjem u neki od jezika za rad u realnom vremenu i implementacijom na platformi koja podržava realno vreme.

Proširenjem baze podataka slika, unošenjem slika novih predmeta, kao i dodatnih slika već korišćenih predmeta, kako bi se doučila neuralna mreža konstantno se može poboljšavati rad sistema. Osim neuralne mreže može se poboljšati i proces donošenja odluke o pravilnoj segmentaciji unapređivanjem heuristički određenih parametara. Ovime su se sa velikim uspehom bavili dr Christian Ciprianu, SSSA, Pisa, Italija, i Strahinja Došen, AAU, Danska u saradnji sa Prof. dr Dejanom Popovićem, ETF, Beograd, Srbija, primenivši predloženi sistem u sprezi sa veštačkom rukom *Cyberhand*.

Navedeni nedostaci biće predmet budućih istraživanja.

LITERATURA

- [1] Allen P.K., Yoshimi B., Timcenko A., (1991), *Real-time visual servoing*, IEEE International Conference on Robotics and Automation
- [2] Borst Ch., Fischer M. and Hirzinger G.,(1999), *A Fast and Robust Grasp Planner for Arbitrary 3D Objects*, German Aerospace Research Establishment (DLR), Institute of Robotics and System Dynamics, 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation, On pages: 1890-1896 vol.3
- [3] Cheng H. D., Jiang X. H., Sun Y. and Jing Li Wang, (2001), *Color image segmentation: Advances & Prospects*, Dept. of Computer Science, Utah State University, Logan
- [4] Comaniciu D., Meer P., (1997), *Robust Analysis of Feature Spaces: Color Image Segmentation*, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision
- [5] Dambreville S., Rathi Y., Tannenbaum A., (2006) *Shape-Based Approach to Robust Image Segmentation using Kernel PCA*, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision
- [6] Deng Y., Manjunath B. S. and Hyundoo Shin, (1999), *Color Image Segmentation*, Department of Electrical and Computer Engineering, University of California, Santa Barbara
- [7] Drummond T.W. and Cipolla R., (2000), *Real-time tracking of multiple articulated structures in multiple views*, ECCV'00, 2:20–36.
- [8] Goffredo M., Bernabucci I., Schmid M. and Conforto S., (2008), *A neural tracking and motor control approach to improve rehabilitation of upper limb movements*, Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation
- [9] Gonzalez R.C., Woods R.E., (2002), *Digital Image Processing Second Edition*, Prentice Hall
- [10] Ishii I., Nakabo Y., and Ishikawa M., (1996), *Target tracking algorithm for 1ms visual feedback system using mas-sively parallel processing vision*, Proc. IEEE Int. Conf.on Robotics and Automation, pages 2309-2314
- [11] Kragic D. And Christensen H., (1998), *A framework for visual servoing*, Centre for Autonomous Systems,Royal Institute of Technology, S-10044 Stockholm, Sweden
- [12] Kragic D., (2001),*Visual servoing for Manipulation: Robustness and Integration Issues*, PhD thesis,Computational Vision and Active Perception Laboratory (CVAP), Royal Institute of Technology
- [13] Kragic D. and Christensen H., (2002), *Model Based Techniques for Robotic Servoing and Grasping* ,IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS2002, pp.
- [14] Marković M., Belić J., Babić N., (2009), *Primena Ultrazvučnih Senzora za Merenje Rastojanja*, Izveštaj o radu na projektu, Elektrotehnički fakultet, Univerzitet u Beogradu
- [15] Miller A. T., Knoop S., Christensen H. I., Allen P.K., (2003) *Automatic Grasp Planning Using Shape Primitives*, Proceedings. ICRA '03. IEEE International Conference on Robotics and Automation, On pages: 1824- 1829 vol.2

- [16] Napier J. R., (1956), *The Prehensile Movements Of The Human Hand*, Journal of Bone & Joint Surgery, British Volume
- [17] Popović M. B., Popović D. B., Sinkjaer T., Stefanović A., Schwirtlich L., (2002), *Restitution of Reaching and Grasping Prompted by Functional Electrical Therapy*, International society for artificial organs, 271-274 Blackwell Publishing, Inc.
- [18] Popović M. R., Popović D. B. and Keller T., (2002), *Neuroprostheses for Grasping*, Neurological Research
- [19] Popović D. B., (2007), *Predavanja iz neuralnih proteza*, Elektrotehnički fakultet u Beogradu,
- [20] Rudović O., (2007), Diplomski rad, Elektrotehnički fakultet, Univerzitet u Beogradu
- [21] Roobaert, D., (2001), *Pedagogical Support Vector Learning: A Pure Learning Approach to Object Recognition*, PhD thesis, Computational Vision and Active Perception Laboratory (CVAP), Royal Institute of Technology
- [22] Shi J., Malik J., (2000), *Normalized Cuts and Image Segmentation*, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 22, no. 8
- [23] Smith C. E. and Papanikolopoulos N. P., (2001), *Issues and Experimental Results in Vision-Guided Robotic Grasping of Static or Moving Objects*, Department of Computer Science and Engineering, University of Colorado at Denver
- [24] Yoshimi B. H. and Allen P. K., (1994), *Active, Uncalibrated Visual Servoing*, IEEE International Conference on Robotics and Automation