

Metode vizuelnog upravljanja robotskih sistema – pregled stanja u oblasti istraživanja

ALEKSANDAR V. JOKIĆ, Univerzitet u Beogradu

Mašinski fakultet, Beograd

MILICA M. PETROVIĆ, Univerzitetu Beogradu,

Mašinski fakultet, Beograd

ZORAN Đ. MILJKOVIĆ, Univerzitet u Beogradu,

Mašinski fakultet, Beograd

Pregledni rad

UDC: 007.52:004.896

DOI: 10.5937/tehnika1806801J

U ovom preglednom radu su prikazane metode vizuelnog upravljanja robotskih sistema, sa primarnim fokusom na mobilne robote sa diferencijalnim pogonom. Analizirane su standardne metode vizuelnog upravljanja bazirane na (i) greškama u parametrima slike (engl. Image-Based Visual Servoing - IBVS) i (ii) izdvojenim karakteristikama sa slike neophodnim za estimaciju položaja izabranog objekta (engl. Position-Based Visual Servoing - PBVS) i poređene sa novom metodom direktnog vizuelnog upravljanja (engl. Direct Visual Servoing - DVS). U poređenju sa IBVS i PBVS metodama, DVS metod se odlikuje višom tačnošću, ali i manjim domenom konvergencije. Zbog ovog razloga je DVS metod upravljanja pogodan za integraciju u hibridne sisteme vizuelnog upravljanja. Takođe, predstavljeni su radovi koji unapređuju sistem vizuelnog upravljanja korišćenjem stereo sistema (sistem sa dve kamere). Stereo sistem, u poređenju sa alternativnim metodama, omogućava tačniju ocenu dubine karakterističnih objekata sa slike, koja je neophodna za zadatke vizuelnog upravljanja. Predmet analize su i radovi koji integrišu tehnike veštačke inteligencije u sistem vizuelnog upravljanja. Ovim tehnikama sistemi vizuelnog upravljanja dobijaju mogućnost da uče, čime se njihov domen primene znatno proširuje. Na kraju, napominje se i mogućnost integracije vizuelne odometrije u sisteme vizuelnog upravljanja, što prouzrokuje povećanje robusnosti čitavog robotskog sistema.

Cljučne reči: vizuelno upravljanje, veštačka inteligencija, mašinsko učenje, robotski sistemi, obrada slike, inteligentni tehnološki sistemi

1. UVOD

U tehnološkim sistemima XXI veka potreba za prilagođavanjem novoj paradigmi masovne kastomizacije radi ostvarivanja konkurentnosti na tržištu je sve veća. Pod masovnom kastomizacijom se podrazumeva da tehnološki sistemi imaju mogućnost brzog prilagođavanja novim proizvodima, a da produktivnost ostane na potrebnom nivou. Tehnološki sistemi, prilagođeni paradigmi masovne kastomizacije, moraju biti visoko fleksibilni, adaptivni, rekonfigurabilni i inteligentni. Kako bi se postigle pomenute karakteristike tehnoloških sistema, potrebna je primena novih tehnika koje će bez potrebe implementacije većih hardverskih pro-

mena, omogućiti sistemu navedene karakteristike. Tehnike koje imaju najveći potencijal da unaprede tehnološke sisteme u pomenutim karakteristikama su bazirane na veštačkoj inteligenciji [1]. Ključni aspekti u kojima veštačka inteligencija može unaprediti tehnološke sisteme su unapređenje procesa planiranja i terminiranja proizvodnih resursa, kao i omogućavanje robotskim sistemima da razumeju okruženje, a da na osnovu rezultata mašinskog učenja mogu da donose odluke o daljim akcijama [2]. Industrijski roboti predstavljaju jedan od ključnih entiteta u tehnološkim sistemima. Roboti vertikalne zglobne konfiguracije, kakvi su najčešće korišćeni u industrijskim uslovima, se odlikuju visokom produktivnošću, tačnošću i ponovljivošću pozicioniranja. Nedostatak stacionarnih robotskih sistema u industrijskim uslovima se ogleda u njihovom dugotrajnom programiranju, ograničenom radnom prostoru i zahtevnoj proceduri promene položaja baze robota u tehnološkom sistemu. Radi umanjenja uticaja ovih nedostataka, sve više se u svetu

Adresa autora: Aleksandar Jokić, Univerzitet u Beogradu, Mašinski fakultet, Beograd, Kraljice Marije 16

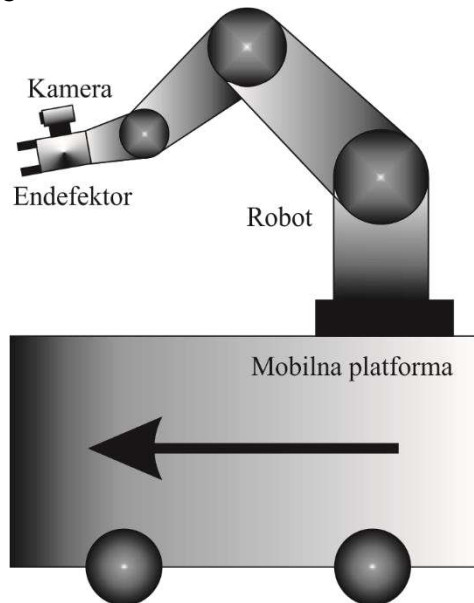
e-mail: jokic1.aleksandar@gmail.com

Rad primljen: 13.10.2018.

Rad prihvaćen: 09.11.2018.

razvijaju mobilne platforme koje su integrisane sa stacionarnim robotskim sistemima (slika 1).

Iako sistemi pomenutih mobilnih platformi još nisu zaživeli u većini tehnoloških sistema, njihov potencijal je ogroman. Zadaci koje pomenuti sistemi mogu da izvrše u tehnološkom sistemu su raznovrsni, od transportnih zadataka, preko kolaborativnih zadataka ljudi i robota, do apsolutne automatizacije jednog tehnološkog sistema.



Slika 1 – Integracija mobilne platforme i stacionarnog industrijskog robota

Da bi izvršenje ovakvih zadataka bilo moguće, roboti moraju biti opremljeni različitim senzorskim sistemima koji bi im omogućili da opažaju svoje okruženje i na osnovu tih informacija bezbedno izvršavaju zadatke. Kamere pripadaju kategoriji vizuelnih senzora pomoću kojih se dobija velika količina podataka o okruženju. Kako bi se ovi podaci pretvorili u informacije korisne za donošenje odluka, upravljanje i planiranje akcija robotskih sistema, potrebno je implementirati određene algoritme kompjuterskog gledanja (engl. Computer Vision). Pomenuti algoritmi se dodatno mogu unaprediti primenom tehnika veštačke inteligencije, kao što su veštačke neuronske mreže (VNM) [3] ili algoritmi mašinskog učenja ojačavanjem (engl. Reinforcement Learning). Tehnike veštačke inteligencije imaju mogućnost da kroz učenje na osnovu primera ili sopstvenog iskustva, omoguće poboljšanje performansi algoritama kompjuterskog gledanja [4]. Najčešće korišćeni algoritmi kompjuterskog gledanja, u industrijskim uslovima, su algoritmi vizuelnog upravljanja [5].

Vizuelno upravljanje predstavlja proces upravljanja robota na osnovu informacija dobijenih sa kamere [5], [6]. Upravljanje se vrši pomoću uparenih karakterističnih objekata (KO) na slici cilja i trenutnoj slici.

Proces upravljanja se izvršava sve dok se normirana greška pravilno uparenih KO na trenutnoj i slici cilja ne dovede u zadatak toleranciju. Algoritmi za određivanje i uparivanje KO na slici se mogu pronaći u literaturi [7]. Zadaci koji se mogu izvršiti primenom vizuelnog upravljanja su upravljanje položajem robota, praćenje željene trajektorije, kao i praćenje putanje kojom robot treba da se kreće kroz okruženje [8]. Takođe, dodatna pogodnost ovih sistema se ogleda u mogućnosti (i) korišćenja informacija sa kamere za detekciju prepreka u dinamičkim okruženjima, (ii) izgradnje mape okruženja, (iii) definisanja položaja robota u nepoznatom ili poznatom okruženju (lokalizacija). Simultana lokalizacija i izgradnja mape okruženja (engl. Simultaneous localization and mapping - SLAM) je jedan od standardnih problema u sistemima vizuelnog upravljanja. Dodatna pogodnost vizuelnih sistema upravljanja je i u mogućnosti korišćenja informacija dobijenih sa kamere za zadatke inspekcije. Da bi se opisale metode vizuelnih sistema upravljanja, u poglavlju 2 je prikazana klasifikacija sistema vizuelnog upravljanja prema različitim kriterijumima.

2. PODELA SISTEMA VIZUELNOG UPRAVLJANJA

Prema literaturnom izvoru [9], oblast vizuelnog upravljanja se može podeliti na osnovu više kriterijuma. U ovom radu se navode neki od tih kriterijuma:

I Vrsta robota kojim se upravlja:

- Industrijski stacionarni roboti,
- Mobilni roboti,
 - Podvodni roboti,
 - Leteći roboti,
 - Humanoidni roboti,
 - Mobilni roboti sa točkovima,
 - Roboti sa diferencijalnim pogonom (engl. differential drive robots),
 - Roboti sa omnidirekcionim točkovima (engl. omnidirectional drive robots),
 - Roboautomobili (engl. car-like robots).

U ovom radu se analiziraju literaturni izvori vezani za industrijske robote i mobilne robote sa točkovima, dok će glavni fokus biti na mobilnim robotima sa diferencijalnim pogonom. Ova vrsta robota se najčešće koristi u automatizaciji industrijskih skladišta i oni predstavljaju zamenu dosadašnjih konvencionalnih vidova transportnih sredstava (viljuškari, automatski vođena kolica (AGV) i trakasti transporteri).

II Međusobni položaj kamere i robota

Prema položaju kamere u odnosu na robotski sistem razlikuju se dve konfiguracije. Prva predstavlja konfiguraciju gde je kamera postavljena direktno na

robotski sistem (engl. Eye-in-hand), dok je drugi slučaj kada je kamera postavljena izvan robotskog sistema (engl. Eye-to-hand). Kako je radni prostor mobilnih robota definisan (tehnološkim) okruženjem, fokus analize u ovom radu je na robotima kod kojih su kamere postavljene direktno na robot.

III Metode vizuelnog upravljanja robotima:

- Upravljanje na bazi grešaka u parametrima slike (IBVS)
- Upravljanje na bazi izdvojenih karakteristika sa slike neophodnih za estimaciju položaja izabranog objekta (PBVS)
- Hibridni sistemi upravljanja
- Sistemi direktnog vizuelnog upravljanja (DVS).

U ovom delu će kratko biti predstavljen svaki od pomenutih metoda upravljanja, kao i njihove prednosti i nedostaci. IBVS predstavlja 2D vizuelno upravljanje, zbog činjenice da se upravljanje vrši na osnovu brzina KO dobijenih u ravni slike. Prednosti ove metode su robusnost na greške prilikom kalibracije kamere i greške u pretpostavci dubine karakterističnih objekata, dok je nedostatak uzak domen konvergencije. PBVS predstavlja 3D metodu, jer se na osnovu 3D informacije o objektu koji se detektuje i na osnovu karakterističnih objekata u ravni slike, vrši pretpostavka položaja robota u odnosu na taj objekat. Prednost ove metode je što se potrebne brzine robota dobijaju u koordinatnom sistemu robota, što prouzrokuje povoljne trajektorije kretanja robota. Nedostatak ovog metoda je mogućnost pojave problema vidnog polja kamere, kao i potreba za estimacijom položaja kamere u svakom trenutku. Problem vidnog polja kamere nastaje kada je u toku kretanja robota položaj kamere takav da KO više nisu u vidnom polju kamere.

Ukoliko KO nisu u vidnom polju kamere, nije moguće izvršiti proces upravljanja korišćenjem PBVS metode. Hibridne metode vizuelnog upravljanja predstavljaju kombinaciju nekih od prethodno navedenih metoda upravljanja. Najpoznatiji hibridni način upravljanja je 2.5D upravljanje, koje eksploatiše najbolje strane 2D i 3D upravljanja i kombinuje ih u jedan metod upravljanja. Direktno vizuelno upravljanje (DVS) je najnoviji metod vizuelnog upravljanja, kod koga se ne koriste karakteristični objekti za upravljanje već se sve informacije sa slike, u nekim svojim formama (koje će biti predstavljene u poglavlju 3.2), koriste za upravljanje robota. Glavna prednost DVS metoda je viša tačnost u poređenju sa prethodno navedenim metodama (za većinu DVS metoda tačnost je na nivou milimetra), dok je nedostatak ovih metoda mali domen konvergencije.

IV Način izvršavanja upravljanja

Postoje dve tehnike koje se koriste za izvršavanje upravljanja robotskih sistema. Prva je „offline“

(„pogledaj pa se pomeri“), a druga je „online“ („gledaj i pomeraj se“). Sa povećanjem procesirajućih mogućnosti kompjutera, sve je lakše implementirati „online“ tehnike upravljanja. Tehnike „pogledaj pa se pomeri“ se sve manje primenjuju jer nemaju kontinualnu kontrolu nad robotom.

V Zadatak robota

Postoje tri osnovna zadatka koja se mogu da ostvariti vizuelnim upravljanjem. Prvi i najlakši zadatak je regulisanje položaja robota, što podrazumeva da robot treba da ostvari zadati položaj primenom neke od metoda vizuelnog upravljanja. Drugi zadatak predstavlja praćenje putanje. Kod ovog zadatka je potrebno da robot po unapred zadatoj putanji dođe do određenog položaja [8]. Praćenje putanje se najčešće primenjuje kod upravljanja mobilnih robota u tehnološkom okruženju, a pregled stanja u ovoj oblasti je rezimiran u referenci [10]. Treći i poslednji zadatak je praćenje trajektorije, što podrazumeva praćenje putanje određenom brzinom. U ovom zadatku je potrebno regulisati položaj i brzinu robota u svakom trenutku praćenja putanje [8]. Ovaj zadatak je vrlo bitan kod procesa kao što su robotsko zavarivanje i farbanje.

VI Konfiguracije senzorskih sistema

U literaturi je poznato više načina konfigurisanja senzorskih sistema za vizuelno upravljanje kod robota, a u ovom paragrafu će biti predstavljene neke od mogućih konfiguracija.

Prvi način, koji je i najviše razmatran u literaturi, predstavlja upravljanje na osnovu jedne kamere (engl. Monocular camera).

Drugi način je sistem sa dve kamere - stereo sistem (engl. Stereo system). Velika prednost stereo sistema je mogućnost ocene dubine karakterističnih objekata ukoliko je rastojanje između kamera dovoljno veliko. Takođe, mogu se koristiti druge vrste kamera kao što su omnidirekzione, sferne, cilindrične, kao i kamere koje snimaju svetlosno polje (engl. light field cameras).

Neka od prednosti ovih vrsta kamera je povećanje vidnog polja kamere, čime se omogućava lakše praćenje karakterističnih objekata. Takođe, moguće je koristiti i dodatne senzore, čijom se kombinacijom sa kamerom dobija „kompletnija slika“ o okruženju. Ovi senzori podrazumevaju enkodere, ultrazvučne, laserske, infracrvene, kompas, GPS i IMU (engl. Inertial measurement unit) senzore. Najčešći razlog kombinacije kamere i senzora daljine je radi tačnog određivanja dubine KO na slici, dok se kombinacijom kamere i senzora koji očitavaju položaj ili brzinu može dobiti bolja ocena položaja robota. Jedan od standardnih načina fuzije i filtracije senzorskih informacija kod inteligentnih robotskih sistema je primenom Kalmanovog filtra [11], dok se u radu [12] može videti

primena Kalmanovog filtra u zadacima vizuelnog upravljanja.

Još jedna zanimljiva tehnika koja se može kombinovati sa vizuelnim upravljanjem je vizuelna odometrija. Navedena tehnika služi za ocenu promene položaja robota u funkciji njegovog kretanja, koje se određuje na osnovu promene vizuelnih informacija dobijenih sa jedne ili više kamere. Iako ova tehnika ne pripada kategoriji tehnika vizuelnog upravljanja, autori smatraju da ju je potrebno pomenuti zbog mogućnosti lake integracije u sisteme vizuelnog upravljanja. Predloženom integracijom je moguće ostvariti dodatno iskorišćenje informacija sa kamere čime bi se unapredile performanse čitavog robotskog sistema.

3. METODE VIZUELNOG UPRAVLJANJA

U ovom radu su metode vizuelnog upravljanja podeljene na standardne metode i metode direktnog vizuelnog upravljanja. Kako su standardne metode tema različitih preglednih radova [13], [14] i [15], u ovom radu je glavni fokus na direktnom vizuelnom upravljanju. Uporedna analiza se vrši na osnovu preporuka datih u referenci [16], gde su predstavljeni načini poređenja različitih metoda vizuelnog upravljanja i kriterijumi po kojima se sistemi vizuelnog upravljanja mogu rangirati.

3.1 Standardne metode vizuelnog upravljanja

Najčešće korišćena metoda vizuelnog upravljanja u literaturi je IBVS. Kod ove metode, upravljanje kretanjem robota se ostvaruje na osnovu greške između pozicija karakterističnih objekata u ravni trenutne i željene slike. Pomenute greške se računaju na osnovu jednačine 1:

$$e(t) = s(m(t), a) - s^* \quad (1)$$

Vektor vrednosti grešaka karakterističnih objekata $e(t)$ se računa korišćenjem pozicije karakterističnih objekata na trenutnoj slici $s(m(t), a)$ i pozicije karakterističnih objekata na željenoj tj. slici cilja (s^*). Karakteristični objekti kod IBVS algoritma su najčešće tačke na slici (engl. Point Features), koje su predstavljene svojim u i v koordinatama u ravni slike. Drugi karakteristični objekti koji se mogu koristiti su prave, momenti inercije, konture kao i mnogi drugi geometrijski primitivi koji su primenljivi za specifične aplikacije [17]. Takođe, da bi se odredila greška, potrebno je definisati unutrašnje parametre kamere (a). Unutrašnji parametri predstavljaju fizičke karakteristike kamere kao što su fokalna dužina, pozicija optičke ose, zakrivljenost ravni kamere i razmera piksela. Pomenuti parametri se mogu odrediti nekim od razvijenih algoritama za kalibraciju kamere [18], [19]. Takođe, postoje i sistemi upravljanja koji

uzimaju u obzir greške pri određivanju unutrašnjih i spoljašnjih parametara kamere [20], [21], čime ceo sistem dobija na robusnosti. Spoljašnji parametri kamere predstavljaju tačno definisan položaj kamere u odnosu na koordinatni sistem robota.

Kada se izračuna greška, potrebno je definisati zakon upravljanja u funkciji brzina robota, prema kome se robot kreće iz trenutnog u željeni položaj. Zakon upravljanja kod IBVS sistema je predstavljen jednačinom 2:

$$v_e = -\lambda L_e^+ e \quad (2)$$

Ovim zakonom je predstavljeno smanjenje greške pozicije karakterističnih objekata (e) u funkciji brzina robota (v), pseudo-inverzne Jakobijan matrice KO ($L_e^+ \in \mathbb{R}^{k \times 6}$), kao i pojačanja λ . Brzina robota, kao i bilo kog drugog krutog tela u prostoru, u opštem slučaju je predstavljena sa tri translatorne i tri ugaone komponente prostorne brzine. Jakobijan matrica se specifično definiše za svaku vrstu KO (npr. tačke, linije, konture) [22], ili se može eksperimentalno izračunati prema literaturi [17]. Šest kolona Jakobijan matrice odgovaraju broju stepeni slobode (SS) robota, dok vrste predstavljaju dvostruki broj karakterističnih objekata (k), jer karakteristični objekti (tačke) u ravni slike imaju dve koordinate u i v. Da bi se izvršilo izračunavanje Jakobijan matrice, potrebno je definisati najmanje četiri karakteristična objekta u ravni slike i izvršiti aproksimaciju dubine KO [6]. Dubina KO se ne može direktno izračunati sa slike zbog perspektivnih transformacija [4].

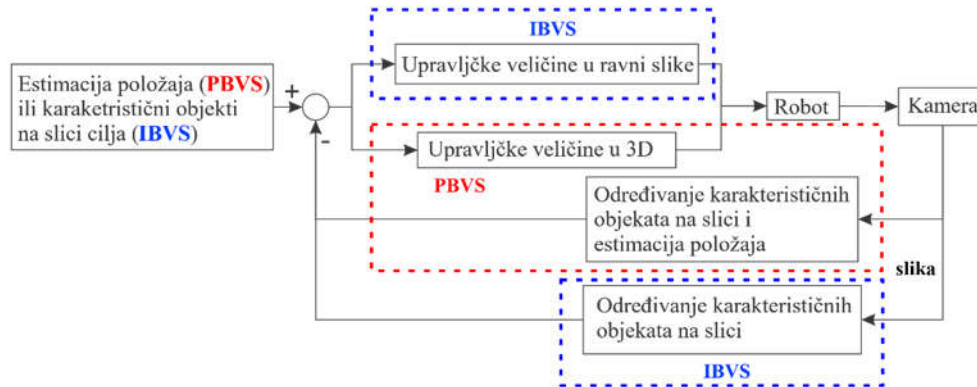
Prednosti IBVS sistema se ogledaju u robusnosti na greške u određivanju unutrašnjih parametara kamere, kao i greške pri estimaciji dubine karakterističnih objekata [5]. Takođe, dobra strana IBVS sistema je to što se upravlja brzinama karakterističnih objekata, a takvo upravljanje obezbeđuje da nikada ne dođe do problema vidnog polja kamere. Nedostatak IBVS sistema je u tome što se standardnom primenom ovog algoritma ne može uticati na trajektoriju kretanja robota, pa pomenuti nedostatak rezultira praćenjem dužih i kompleksnijih putanja nego što je potrebno. Takođe, još jedan nedostatak IBVS sistema se odnosi na oblast konvergencije algoritma, koja je ograničena inicijalnim rastojanjem od željenog položaja. Blok dijagram IBVS i PBVS sistema sa jasno naznačenim razlikama je prikazan na slici 2, a detaljne razlike ove dve metode se mogu videti u referenci [23].

U radu [24] analizira se unapređenje IBVS sistema. Kako se brzine KO kod IBVS sistema dobijaju u ravni slike, brzine robota koje se dobiju na osnovu brzina KO nisu optimalne. Takođe, napominje se da postoji slučaj kada je nemoguće dobiti potrebna

kretanja robota primenom klasičnog IBVS sistema (Chaumette example). Da bi se izbegli ovi nedostaci, autori su predložili IBVS sistem kod koga se dekopluje tj. razdvaja translatorna i ugaona brzina Z ose (optičke ose) od ostalih brzina. Ovo razdvajanje je implementirano primenom dve različite vrste karakterističnih objekata. Jedna vrsta KO predstavljena je površinom pravougaonika, dok je druga definisana uglom koji najduža stranica, nakon perspektivnih transformacija, zaklapa sa X osom. Iako je ovaj metod pokazao dobre sposobnosti konvergencije, kod njega se povećava potencijal nastanka problema vidnog polja kamere. Da

bi se ovaj nedostatak otklonio, primenjena su potencijalna polja. Zbog primene potencijalnih polja pojavljuju se dva nedostatka. Prvi predstavlja mogućnost pojave singulariteta u Jakobijan matrici. Singularitet Jakobijan matrice predstavlja lokalni minimum funkcije cilja.

Ukoliko funkcija cilja IBVS sistema konvergira ka lokalnom minimumu, razlika krajnjeg i željenog položaja robota neće biti unutar željene tolerancije. Drugi nedostatak je mogućnost pojave oscilovanja KO po obodu dejstva potencijalnih polja, što dodatno unosi nesigurnosti u sistem.



Slika 2 – Blok dijagram IBVS-a i PBVS-a

PBVS je sistem 3D vizuelnog upravljanja kod koga se brzine robota dobijaju na osnovu izdvojenih karakteristika sa slike neophodnih za estimaciju položaja izabranog objekta.

Poznati 3D model objekta je sačuvan u memoriji i kada se on detektuje na trenutnoj slici, vrši se estimacija položaja kamere u odnosu na njega. Na osnovu razlike estimacije položaja robota sa trenutne slike i estimacije položaja robota sa slike cilja, vrši se vizuelno upravljanje tj. smanjenje greške, kao i kod IBVS sistema (jednačina 1).

Jedina razlika je u vektoru a , kod koga se u ovom slučaju nalazi i 3D model objekta u odnosu na koji se upravlja. Zakon upravljanja kod PBVS je predstavljen jednačinom 3:

$$v_c = -\lambda L_e^{-1} e. \quad (3)$$

Razlika u odnosu na IBVS je u načinu predstavljanja Jakobijan matrice L_e^{-1} . U ovom slučaju, elemente matrice predstavljaju translacija i rotacija koje robot mora da izvrši da bi se pomerio iz trenutnog u željeni položaj (jednačina 4).

$$L_e = \begin{bmatrix} R & 0 \\ 0 & L_{\theta u} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Iz ove jednačine se mogu izraziti brzine i ugaone brzine kamere predstavljene jednačinama 5 i 6, dok se

tačne reprezentacije matrica u jednačinama 4, 5 i 6 mogu videti u literaturi [4].

$$v_c = \lambda R^{Tc} t_c \quad (5)$$

$$\omega_c = -\lambda \theta u \quad (6)$$

Glavna prednost PBVS sistema se ogleda u činjenici da su upravljačke veličine direktno generisane u koordinatnom sistemu u kome se definišu i brzine robota. Zbog toga su trajektorije kojima se robot kreće praktičnije za primenu nego kod IBVS-a.

Nedostatak PBVS-a je potreba da se izvrši estimacija položaja, koja nije robusna na greške u karakterističnim objektima i kalibraciji kamere. Dodatni nedostatak je mogućnost generisanja takve trajektorije da nastane problem vidnog polja kamere. Ukoliko se pomenuti problem dogodi, nije moguće nastaviti vizuelno upravljanje [5].

Hibridni sistemi vizuelnog upravljanja predstavljaju kombinaciju IBVS, PBVS ili nekog drugog vida upravljanja. Ovi sistemi eksploatišu prednosti već postojećih metoda i kombinuju ih u jedan sistem upravljanja. Takođe, čest je slučaj da se pri hibridnom upravljanju dekopluju određene komponente brzina robota. Navedeno podrazumeva da je moguće formirati različite sisteme upravljanja za različite brzine robota.

Najpoznatija metoda hibridnog vizuelnog upravljanja je 2.5D vizuelno upravljanje [25]. U ovom radu analizira se hibridna šema vizuelnog upravljanja koja se sastoji od kombinacije PBVS-a i IBVS-a.

Dekuplovane su šeme upravljanja za translatornu i ugaonu brzinu u Dekartovom koordinatnom sistemu. Prednost ove metode je u tome što nije potrebno znati 3D model objekta. Parcijalnom estimacijom 3D objekta se dobijaju informacije o potrebnoj rotaciji i odnosu dubina KO na trenutnoj i željenoj slici. Tačnu dubinu karakterističnih objekata je potrebno pretpostaviti, ali loša estimacija ovog parametara ne utiče na stabilnost sistema. Sistem ima dokazanu globalnu stabilnost, kao i stabilnost pri postojanju greške u estimaciji unutrašnjih i spoljašnjih parametara kamere. Autori u [26] proučavaju hibridni sistem upravljanja na osnovu kombinacije IBVS-a i sistema za pozicioniranje. Ukoliko je AVG daleko od objekta koji je potrebno da transportuje, aktivira se sistem za pozicioniranje. Kada AVG priđe blizu objekta, aktivira se IBVS sistem baziran na epipolarnoj geometriji i vrši se tačno pozicioniranje. Ovakvim sistemom se izbegava potreba za postavljanjem veštačkih KO u okruženju. Takođe, primenom veštačkih neuronskih mreža i lineariзованog Kalmanovog filtra vrši se SLAM i estimacija položaja robota korišćenjem jedne kamere.

3.2. Direktno vizuelno upravljanje (DVS)

Kako detektovanje i uparivanje KO na slikama nije trivijalan zadatak [27], a od tog zadatka zavisi tačnost vizuelnog upravljanja, u poslednjih nekoliko godina razvijen je veliki broj sistema vizuelnog upravljanja koji ne koriste KO. Ovi sistemi koriste intenzitet svih piksela [28], [29], ili neku njihovu formu, za vizuelno upravljanje. Pomenute forme mogu predstavljati fotometrijske momente (engl. Photometric moments) [30], fotometrijske Gausove mešovite modele (engl. Photometric Gaussian mixture models) [31], [32], histograme [33], [34] ili bazne funkcije (engl. Kernel) [35]. Zajednička osobina svih sistema za DVS je da imaju veću tačnost od IBVS-a i PBVS-a. Ova prednost proizilazi iz činjenice da nema grešaka pri pronalaganju KO na slikama (IBVS) ili estimaciji položaja robota u odnosu na KO sa slike (PBVS). Glavni nedostatak ovih metoda je što imaju uzak domen konvergencije i nije ih moguće koristiti kada je razlika (udaljenost) početnog i željenog položaja veća od pomenutog domena. Baš iz ovog razloga, ovi sistemi su postali vrlo zanimljivi za istraživače širom sveta, jer su pogodni za projektovanje hibridnih sistema vizuelnog upravljanja povišene tačnosti. Kod hibridnih sistema upravljanja moguće je otkloniti nedostatak uskog domena konvergencije primenom nekog drugog vida vizuelnog upravljanja, a zadržati tačnost položaja aktiviranjem DVS-a kada je trenutni položaj blizak željenom.

Jedan od prvih pristupa gde je proučavano direktno vizuelno upravljanje je dat u radu [36]. U navedenom radu dokazano je da smanjenje greške kod sistema

vizuelnog upravljanja može biti formulirano kao optimizacioni kriterijum. Na osnovu tog rada, kod većine upravljačkih sistema za DVS se promena greške formulise kao optimizacioni problem (jednačina 7):

$$\hat{r} = \arg \min_r f(r, r^*) \quad (7)$$

gde \hat{r} predstavlja položaj kamere posle direktnog vizuelnog upravljanja, f je funkcija vizuelnog upravljanja, a r i r^* su trenutni i željeni položaj, respektivno. Sistem upravljanja koji se ostvaruje na osnovu prikazane optimizacione formulacije (jednačina 7) predstavljen je jednačinom 8.

$$v = -\lambda(H + \mu \text{diag}(H))^{-1} L_r^T e \quad (8)$$

Prethodnom jednačinom je predstavljen Levenberg-Markeov algoritam za konveksnu optimizaciju. H predstavlja Hesijan matricu, a L_r je Jakobijan matrica. Takođe, mogu se koristiti i drugi algoritmi za konveksnu optimizaciju kao što su Gaus-Njutnova metoda ili Gradijentni postupak [28].

Rad [36] je jedan od prvih radova gde su korišćeni intenziteti piksela cele slike radi vizuelnog upravljanja. Autori razvijeni način upravljanja razdvajaju od tradicionalnih načina, koji koriste karakteristične objekte, time što je za upravljanje korišćen izgled objekta (cela slika), a ne njegove geometrijske karakteristike. Predloženi način upravljanja ima prednost u pogledu robusnosti na promenu refleksije, teksture i ostalih svojstava površina.

Robusnost se osigurava u procesu obučavanja, koji u ovom radu prethodi svakom procesu upravljanja. Takođe, korišćen je robot sa pet SS, koji na sebi ima montiranu kameru i izvor svetlosti. Ideja ovog rada je da se na osnovu dovoljnog broja slika u okruženju, sa poznatim položajem kamere, obezbedi kretanje robota od starta do cilja. Kako je prethodni zadatak nemoguće izvršiti sa celim slikama zbog zahtevnih memorijskih i procesirajućih potreba, autori su smanjili dimenzije problema, prešavši u sopstveni prostor (engl. Eigenspace) predstavljen sa 20 sopstvenih vrednosti (engl. Eigenvalues). Pre prelaska u sopstveni prostor, potrebno je iz cele slike izdvojiti određeni segment koji obuhvata željeni objekat. Na pomenutim segmentima se vrši normalizacija i skaliranje u cilju ostvarivanja robusnosti na promenu položaja po optičkoj osi. Kada su određeni sopstveni prostor i sopstveni vektori svih slika, potrebno je odrediti gde se robot trenutno nalazi i izračunati trenutni sopstveni vektor. Nakon toga se vrši upravljanje do željenog položaja. Autori svoj sistem predlažu ne samo za upravljanje, već i za vizuelnu inspekciju. U radu [37] je sistem vizuelnog upravljanja formulisan kao optimizacioni problem. Takođe, pored standardnih algoritama za optimizaciju,

predložen je novi način optimizacije baziran na prvom izvodu Jakobijan matrice, za koji je dokazano da brže konvergira od standardnih metoda.

Kako bi se izbeglo kompleksno generisanje i upravljanje KO na slikama, u referencama [28], [29] i [38] su predstavljene metode koje eksploatišu intenzitet piksela za upravljanje robotskim sistemima. Da bi predloženi sistem funkcionisao, potrebno je modelirati način osvetljenja scene. U navedenim radovima je dokazano da je moguće raditi sa jednostavnim difuznim modelima osvetljenja, kao i kompleksnim modelima koji podrazumevaju da se izvor svetlosti nalazi iza kamere. Sa aspekta greške položaja robota, ovi sistemi imaju višu tačnost u poređenju sa sistemima vizuelnog upravljanja baziranim na KO. Činjenica da se koristi veliki broj piksela za generisanje upravljačkih veličina omogućava predloženom sistemu upravljanja da bude robusan na promene u sceni. U eksperimentu se pokazuje da dodavanje novih predmeta, kao i promena njihovog položaja unutar scene u toku upravljanja, ne utiče na konvergenciju greške, a greška koja nastaje usled ovih poremećaja je u dozvoljenim granicama. Takođe, eksperimentalno je dokazano da je sistem robusan na estimaciju dubine slike. Nedostatak predloženog sistema se ogleda u osetljivosti na promene u osvetljenju koje se dešavaju pri upravljanju u realnim industrijskim uslovima. Takođe, najveći nedostatak ovog sistema je uzak opseg konvergencije. Ukoliko je razlika početnog i željenog položaja (u eksperimentima je u početnom trenutku greška pozicije iznosila ~ 24cm, a orijentacije ~ 20°) veća od domena konvergencije, primenom ovog sistema nije moguće izvršiti upravljanje. Pomenute metode vizuelnog upravljanja se preporučuju u slučajevima kada je potrebna velika tačnost, a pomeranja robota su mala, ili za potrebe kombinovanja sa nekim drugim vidom vizuelnog upravljanja. Zbog prethodno navedenih nedostataka, razvijen je robusniji sistem upravljanja, predstavljen u radu [30]. U ovom radu su korišćeni fotometrijski momenti dobijeni na osnovu intenziteta piksela za ocenjivanje razlike početnog i željenog položaja robota. Korišćenjem ove vrste momenata, Jakobijan matrica ima dekuplovanu formu, koja razdvaja komponente translatorne i ugaone brzine. Takođe, za upravljački sistem u ovom radu nije potrebno vršiti kompleksnu obradu slike, već samo jednostavno računanje samih momenata. Potrebno je napomenuti i to da je u ovom radu razmatrano upravljanje samo kada je slika cilja slika ravni. Izvršena su dva eksperimenta, sa robotima koji imaju četiri i šest SS. Eksperiment sa robotom od četiri SS je završen sa tačnošću od nekoliko milimetara, ali i sa kompleksnom putanjom robota. Eksperiment sa šest SS je bio uspešniji sa aspekta tačnosti položaja, dok se jedini nedostatak ogledao u načinu ostvarivanja željenog položaja robota. Eksperiment sa robotom od šest

SS je takođe izvršen sa sistemom iz rada [29], ali tim sistemom nije bilo moguće izvršiti upravljanje za velika inicijalna rastojanja kakva su korišćena u ovom radu. Kako se ne bi koristili samo intenziteti piksela u procesu vizuelnog upravljanja (kao što je slučaj u radu [28]), autori rada [31] preporučuju implementaciju Gausovih mešovitih modela (engl. Gaussian mixture models - GMM). Ovi modeli omogućavaju da se intenziteti piksela predstave Gausovom raspodelom, čime se povećava domen konvergencije u odnosu na sistem iz reference [28]. U eksperimentima je pokazano da je domen konvergencije daleko veći nego u radu [28]. Za razliku od pristupa datog u radovima [28] i [30], u radu [31] je dokazano da nije potrebno procesiranje gradijenta slike u X i Y pravcu. Nedostatak predloženog sistema je potreba za velikim kompjuterskim resursima radi brzog izračunavanja GMM-a. Iako se primenom GMM-a (80x64) smanji količina podataka potrebna za upravljanje, u poređenju sa korišćenjem cele slike (1600x1280), i dalje je proces izračunavanja dugotrajan za „online“ implementacije (1.2s). Dodatni problem kod ovog sistema je potreba za estimacijom parametra proširenja (engl. Expansion parameter). Ovaj parametar je potrebno odrediti za svaki eksperiment.

Izvršeno je nekoliko simulacija i dva realna eksperimenta. Slika cilja je u svakom eksperimentu bila slika ravni, a dubina je bila pretpostavljena. Rezultati eksperimenata pokazuju da se primenom ove metodologije ostvaruje visoka tačnosti pozicioniranja (0.129 mm, 1.01 mm, 4.28 mm, 0.60°, 0.77°, 0.35°), pri čemu je razlika trenutnog i željenog položaja na početku eksperimenta iznosila (8.22cm, 5.75cm, 5.1cm, 35.17°, 8.50°, 5.75°). Takođe, veliki nedostatak ovog sistema je generisanje nepravilnog oblika trajektorije kojom se robot kreće. U radu [35] analizira se direktno vizuelno upravljanje na osnovu jezgra (engl. Kernel). Posebno su analizirane tri vrste kretanja: translacije u ravni slike, rotacija oko optičke ose i translacija u pravcu optičke ose. Potrebne translacije u ravni slike se računaju korišćenjem jezgra, dok se translacija u pravcu optičke ose i rotacija oko optičke ose generišu na osnovu intenziteta amplitude Furijeove transformacije dve uzastopno generisane slike. U ranijim radovima iz ove oblasti dokazano je da intenzitet pomenute amplitude ne zavisi od translacija u ravni kamere, već da zavisi samo od skaliranja i rotacija. Za sva kretanja ponaosob dokazana je stabilnost procesa vizuelnog upravljanja. Prednost ove metode upravljanja je integracija praćenja KO u sam sistem upravljanja. U ovom radu nije predstavljen način upravljanja robotom koji ima šest SS, što predstavlja najveći nedostatak ovog metoda. Takođe, u radu nije predstavljena ni kombinacija pomenutih kretanja, već se ona predlaže daljim pravcima istraživanja. Upravljanje

mobilnog i industrijskog robota korišćenjem različitih vrsta histograma je predmet analize rada [33]. Analizirana su tri upravljačka sistema bazirana na histogramima (histogram orijentacije gradijenata (HOG), Hue-Saturation histogram, i kombinovani Hue-Saturation histogram) i poređena sa upravljačkim sistemom koji je baziran na histogramu intenziteta piksela iz rada [34]. Vršena je konveksna optimizacija korišćenjem Levenberg-Makreovog algoritma. Kako je sa jednim histogramom moguće upravljati samo jednim SS, u ovom radu je slika podeljena u segmente i korišćeni su histogrami tih segmenata. Razlog primene novih histograma (u odnosu na rad [34]) je kreiranje upravljačkog sistema koji je robusan na promene osvetljenja. Nakon izvršene simulacije, dobijeni rezultati ukazuju da se upravljački sistem baziran na HOG-u najbolje ponaša kada postoje velike promene osvetljenja. Eksperiment sa mobilnim robotom je izvršen samo za upravljački sistem baziran na HOG-u i rezultati su pokazali da je ovaj sistem robusan na promene osvetljenja u realnim uslovima rada. Radovi [39] i [40] su nastavak istraživanja predloženih u radu [29], tako da će ova tri rada biti poređena u nastavku. U referenci [39] analizira se direktno vizuelno upravljanje bazirano na sumi uslovnih varijansi (engl. sum of conditional variance). Kao i kod većine upravljačkih sistema direktnog vizuelnog upravljanja, upravljački sistem je baziran na optimizaciji, pri čemu se za rešavanje ovog problema koristi Levenberg-Makreov algoritam. Predstavljani metod se pokazao boljim od metoda predloženog u [29] u pogledu robusnosti na promene u osvetljenju.

Takođe, prednost predstavljenog metoda [39] u odnosu na metod predložen u [40] je u tome što su potrebni daleko manji procesorski resursi za upravljanje u realnom vremenu, iako metod predložen u [40] ima bolje performanse sa aspekta tačnosti. Metoda direktnog vizuelnog upravljanja na bazi zajedničkih informacija (engl. Mutual information) između dve slike predstavljena je u referenci [40]. Ova veličina je robusna na promene osvetljenja i zaklanjanje dela slike (engl. Appearance variations). Predloženi model pokazuje najbolje rezultate od sve tri poređene metode direktnog vizuelnog upravljanja. Takođe, dokazano je da ima povećan domen kao i zadovoljavajuću tačnost konvergencije. Povećani domen iznosi približno $1m^3$ sa velikim inicijalnim rotcijama (do 60°) oko X i Y ose. Pored eksperimenata i simulacija, u radu [40] je izvršeno poređenje sa standardnom IBVS metodom i metodom iz [29], a dokazano je da je model baziran na zajedničkim informacijama ima veći domen konvergencije od metode [29] i bolji krajnji položaj od IBVS sa aspekta tačnosti. Takođe, predložen je i hibridni sistem, dobijen kombinacijom IBVS-a i sistemom iz rada [40]. IBVS se koristi za upravljanje dok se kamera

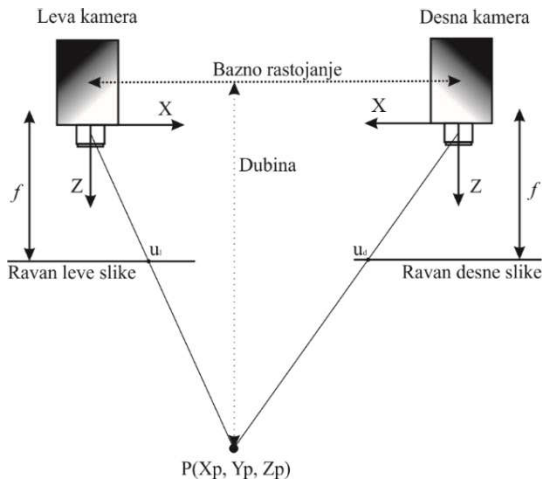
ne nađe unutar domena konvergencije koji ima sistem baziran na zajedničkim informacijama, nakon čega se aktivira metodologija razvijena u radu [40]. U referenci [41] primenjen je sekvencijalni Monte Karlo metod (Čestični filtar) za proširenje polja konvergentnosti metoda DVS-a. Metoda razvijena u [29] ima najmanju oblast konvergencije od svih vidova DVS, pa je iz tog razloga integrisana sa čestičnim filtrom. Čestični filtar se sastoji od roja čestica slučajno raspoređenih od početnog do krajnjeg položaja kamere. Čestice predstavljaju potencijalne položaje kamere.

Veštačke slike dobijene na osnovu ovih položaja se generišu korišćenjem homografije. Da bi se odabralo u koji potencijalni položaj će se robot pomeriti, izvršeno je vrednovanje svih potencijalnih položaja. Ova metrika je određena na osnovu zajedničkih informacija dobijenih sa slike potencijalnog položaja i željene slike. Nakon toga se robot pomera iz trenutnog u položaj definisan česticom, a ova procedura se nastavlja dok se robot ne nađe u položaju bliskom željenom, kada se aktivira standardna metoda DVS-a [29]. Izvršen je realan eksperiment, a nakon toga i simulacija kojom je dokazano da je ovom procedurom proširen opseg konvergencije DVS-a predstavljenog u [29]. Nedostatak ovog sistema je potreba za estimacijom homografije.

3.3. Stereo vizuelno upravljanje

Stereo sistem predstavlja konfiguraciju senzorskog sistema sa dve kamere postavljene u međusobni položaj koji obezbeđuje da njihova vidna polja imaju određeni stepen poklapanja. Glavna prednost ovih sistema, u odnosu na sisteme sa jednom kamerom, je u mogućnosti izvršavanja tačnije estimacije dubine piksela ili dubine KO na slici. Algoritmi za estimaciju dubine se mogu podeliti na globalne i lokalne. Ove dve vrste algoritama se razlikuju u pogledu tačnosti i brzine izvršavanja.

Nedostatak primene stereo algoritma u sistemima vizuelnog upravljanja se ogleda u potrebi za većim kompjuterskim resursima i kompleksnijoj kalibraciji [42]. Kompleksnost kalibracije proističe iz činjenice da je potrebno, pored unutrašnjih parametara obe kamere, odrediti tačan položaj jedne kamere u odnosu na drugu, kao i položaj kamera u odnosu na koordinatni sistem robota. Potrebno je napomenuti da se tačnost estimacije dubine kod ovih sistema povećava sa povećanjem baznog rastojanja između kamere (slika 3). Zbog mogućnosti estimacije dubine, ova konfiguracija vizuelnog sistema je vrlo korisna za SLAM. Takođe, kod spoljašnjeg i unutrašnjeg transporta, ova tehnika se može koristiti za detekciju kolizije u dinamičkim okruženju [43]. Iako je ova tehnika često korišćena u pomenute svrhe, u vizuelnom upravljanju nije toliko zastupljena.



Slika 3 – Princip rada stereo sistema

U ovom poglavlju će se analizirati radovi koji eksploatišu vizuelno upravljanje na osnovu stereo vizije. U radu [44] je razvijen model stereo vizuelnog upravljanja za koji nije potrebna estimacija dubine KO. Kada su kamere postavljene tako da su im sočiva u istoj ravni, i ako je izvršna pravilna stereo kalibracija, moguće je na osnovu generalizacije fokalne dužine definisati sistem vizuelnog upravljanja u kojem se ne nalazi vrednost dubine KO. Autori su eksploatisali ovu mogućnost i izvršili simulaciju vizuelnog upravljanja na robotu koji ima šest SS.

Nedostatak ove metode se ogleda u činjenici da je potrebno postaviti kamere na veliko odstojanje (u ovom radu je ono iznosilo 1 m). Analiza korišćenja više kamera za vizuelno 2D i 2.5D upravljanje izvršena je u literaturnom izvoru [45]. Kamere su postavljene po obodu cilindrične ploče koja je montirana na endefektor robota sa šest SS. Razvijen je sistem koji izvršava vizuelno upravljanje sa svakom kamerom posebno, sve dok kamere ne dođu u željene položaje. Eksperimentalno je utvrđeno da metode 2D i 2.5D vizuelnog upravljanja konvergiraju sa tačnošću od oko 2 mm za jednu kameru. Takođe, analizirano je povećanje tačnosti sa povećanjem broja kamera i zaključeno da se sa povećanjem broja kamera greška smanjuje.

Utvrđeno je da optimalni sistem ima dve kamere, a greška iznosi 0.86 mm. Autori su u radu [46] analizirali implementaciju stereo vizuelnog upravljanja sa integracijom dinamike sistema. Da bi dokazali asimptotsku stabilnost definisali su sistem u Hamiltonovom prostoru. Kao i u radu [44], sistem vizuelnog upravljanja je definisan tako da nije potrebno izvršiti estimaciju dubine KO. Izvršen je detaljan dokaz stabilnosti sistema upravljanja. Eksperimenti pokazuju da razlika pozicija KO na trenutnoj i željenoj slici konvergira asimptotski. Iz razloga što stereo sistemi dobijaju sve veću ulogu u upravljanju mikro i nano manipulatorskih sistema, autori u radu [47] implementiraju jedan takav

stereo sistem. Korišćenjem stereo svetlosnog mikroskopa G tipa dobijaju se dve slike, koje se koriste za dobijanje 3D položaja objekta. Takođe, treba napomenuti da se u ovom radu ne vrši estimacija dubine, već se direktno sa dve slike dobija Jakobijan matrica za vizuelno upravljanje stola kojim se vrši manipulacija. Izvršena su dva eksperimenta sa upravljanjem jedne ili sve tri brzine translacionog kretanja stola. Rezultati su pokazali zadovoljavajuću tačnost i prikladne profile brzina.

3.4. Vizuelno upravljanje mobilnih robota sa tačkovima

U ovom poglavlju su analizirani radovi vezani isključivo za vizuelno upravljanje mobilnih robota sa tačkovima, gde je većina radova objavljena posle 2014. godine. U radu [48] analizirano je upravljanje mobilnog robota na osnovu vizuelne memorije. Vizuelna memorija predstavlja set slika koje su povezane u graf. Pomenute slike su generisane u „offline“ režimu koji predstavlja proces obučavanja robota. Robot je vođen kroz okruženje uz generisanje slika, nakon čega su slike povezane u putanje. Ukoliko slika u trenutnom položaju ima dovoljno povezanih KO sa nekom slikom iz memorije, robot će biti u stanju da prati generisanu putanju. Vizuelno upravljanje, bazirano na homografiji, se vrši između svakog para slika. Kamera je postavljena vertikalno naviše na *car-like* robot i sve slike koje se koriste za upravljanje su slike plafona. Napominje se i to da se primenom ove metode ne dobija lokalizacija, tj. robot „ne zna“ svoj položaj u globalnom koordinatnom sistemu, ali može da prati putanje definisane slikama i grafom. U referenci [49] analizirana je šema upravljanja mobilne platforme sa integrisanim stacionarnim robotom, gde je kamera postavljena na endefektor robota.

Prvo je razvijen sistem upravljanja sa robotom od n SS. Nakon toga, analiziran je slučaj kada robot ima jedan stepen slobode. U prvoj simulaciji uspešno je dobijena konvergencija položaja kamere do željenog položaja. Međutim, krajnji položaj mobilne platforme zavisi od početnog položaja. Položaj mobilne platforme na kraju kretanja je slučajan, jer je moguće modifikovati položaj robota tako da kamera bude u željenom položaju na kraju kretanja.

Drugi eksperiment je izvršen sa ciljem stabilizacije položaja mobilne platforme, tako što je robot sa kamerom sve vreme orijentisan ka položaju objekta ka kome se upravlja. Integracijom ove dve metode, u slučaju kada se koristi sistem sa više od jednog stepena slobode robota, moguće je dovesti mobilnu platformu i robot u željeni položaj. Kako je jedan od nedostataka vizuelnog upravljanja potreba da se formira slika cilja, u radu [50] analizira se vizuelno upravljanje bez slike cilja.

Da bi se prethodni zadatak izvršio, potrebno je definisati tri koordinatna sistema: bazni, koordinatni sistem prve i druge faze. U prvoj fazi robot se približava cilju na neko zadato rastojanje, dok je koordinatni sistem druge faze željeni položaj robota. Da bi se izvršila promena položaja robota, izvršava se estimacija visine KO i koristi se algoritam za adaptivnu promenu te veličine. Izvršena je simulacija i eksperiment, na osnovu čega su autori utvrdili da je moguće koristiti estimaciju visine KO umesto slike cilja za potrebe vizuelnog upravljanja.

U radovima [51], [52] i [53] analizirana je predikcija upravljanja na osnovu kombinovanog upravljačkog sistema, baziranog na PBVS i IBVS modelima, korišćenjem modela prediktivnog upravljanja (engl. Model Predictive Control). Pomenuti model je korišćen radi stabilizacije ograničavajućih faktora IBVS-a u kombinaciji sa neholonomnim ograničenjima mobilnog robota sa diferencijalnim pogonom. Ograničavajući faktori analizirani u ovom radu su: opseg upravljačkih veličina, opseg promene upravljačkih veličina kao i greške sistema. Funkcija cilja koju je potrebno optimizovati radi stabilizacije ograničavajućih faktora je definisana kao Euklidska norma. Za rešavanje ovog optimizacionog problema u „online“ režimu korišćena je tehnika veštačke inteligencije bazirana na neuronskim mrežama. Izvršena su četiri eksperimenta koja potvrđuju validnost ovakvog pristupa.

U referenci [54] analizirana je integracija kompas senzora, enkodera i IMU senzora za estimaciju promene položaja mobilnog robota. Cilj ovog rada bio je da se analizira mogućnost fuzije senzorskih informacija sa pomenutih senzora za otklanjanje kumulativne greške koja se javlja primenom samo jednog senzora. Projektovan je PBVS sistem upravljanja za praćenje putanje i na osnovu njega je analizirano kretanje robota. Na robot je integrisana grafička karta sa laptopom radi povećanja procesirajućih mogućnosti upravljačkog sistema. Izvršen je eksperiment praćenja kružne i pravolinijske putanje. Nedostatak ovog algoritma se ogleda u činjenici da se ne zna položaj robota u odnosu na neki globalni koordinatni sistem.

U radu [55] predstavljen je sistem upravljanja koji vrši estimaciju dubine KO u ravni slike i upravljanje mobilnog robota. Estimacija dubine je izvršena na osnovu adaptivnog upravljačkog sistema koji modifikuje pojačanja na osnovu prethodnih stanja. Takođe, upravljački sistem je projektovan u polarnim koordinatama. Nakon dokazivanja stabilnosti sistema, izvršena je simulacija i praktičan eksperiment za dokazivanje validnosti ove metodologije. Nedostatak ovog pristupa se ogleda u činjenici da je potrebno izvršiti estimaciju homografije. U referenci [20] je predložen sistem vizuelnog upravljanja, koji uzima u obzir

nepoznati položaj kamere na robotu i nepoznatu dubinu KO.

Prvi korak ovog upravljačkog sistema je pomeranje robota translatorno unazad, čime se određuje razlika orijentacije robota i kamere. Kada se taj parametar odredi, robot ima dve procedure koje izvršava. Prvo se izvrši rotacija, gde se robot orijentiše ka položaju u koji treba da se pomeri, nakon čega robot počinje da se translatorno kreće ka svom cilju do određenog zadatog položaja.

Analiza mogućnosti praćenja trajektorije na osnovu trifokalnog tenzora (engl. Trifocal tensor) je tema rada [56]. Praćenje trajektorije se vrši na osnovu praćenja uzastopno dobijenih slika tokom procesa obučavanja robota. Do sada je trifokalni tenzor korišćen uz ograničenja koja podrazumevaju da početna i krajnja slika budu u vidnom polju kamere [56].

U ovom radu prethodno ograničenje je otklonjeno uvođenjem „ključnih slika“ (engl. Key frames) za estimaciju položaja. Za upravljanje se koriste orijentacija i skalirana distanca koje se direktno dobijaju primenom trifokalnog tenzora. Takođe, u upravljački sistem je integrisana procedura za estimaciju položaja kamere na robotu i estimaciju dubine KO. Izvršena je simulacija i potvrđena je efikasnost predložene procedure.

U radu [57] analizirano je praćenje putanje mobilnog robota na osnovu fuzije senzorskih informacija sa enkodera, kamere i giroskopa. Enkoder je služio za određivanje položaja, translatornih i ugaonih brzina mobilnog robota, primenom giroskopa je merena ugaona brzina, dok su pomoću diskretne i kontinualne homografske matrice takođe određeni položaj, translatorna i ugaona brzina robota.

Za fuziju ovih senzorskih informacija korišćen je linearizovani Kalmanov filter. Kamera je postavljena na robot i orijentisana ka plafonu. Putanja je formirana od krivih višeg reda i izvršeno je nekoliko eksperimenata. U prvom eksperimentu bilo je zadato rastojanje kamere od karakterističnih objekata, dok je u drugom taj parametar dobijen estimacijom.

Nedostatak ovog procesa je što translatorna brzina uvek mora biti konstantna. U referenci [58] analizirano je upravljanje mobilnim robotom pomoću homografije, ali sa dodatnim ograničenjem koje je podrazumevalo da KO moraju ostati u vidnom polju kamere.

Za razliku od drugih radova, nije korišćena homografska matrica za estimaciju položaja robota, već su samo njeni delovi bili upotrebljeni za projektovanje sistema vizuelnog upravljanja. U pomenutom radu je dokazana upravljivost i stabilnost navedenog sistema. Izvršene su simulacije i realni eksperiment u kome je robot posle kretanja, prateći putanju dužine 80cm, ostvario cilj sa tolerancijom od nekoliko centimetara.

U ovom radu optimalno planiranje putanje neholonomnog mobilnog robota je izvršeno na osnovu analize u referenci [59]. U pomenutoj referenci je definirana optimalna putanja kretanja robota na osnovu početnog položaja robota, pozicije KO i uslova da KO ostanu u vidnom polju kamere.

3.5 Primena veštačke inteligencije u vizuelnom upravljanju

Integracija tehnika veštačke inteligencije sa sistemima vizuelnog upravljanja je logičan nastavak razvoja sistema vizuelnog upravljanja. Primenom pomenutih tehnika, sistemi vizuelnog upravljanja dobijaju dodatne aspekte koje ranije nisu imali, a koji se odnose na učenje na osnovu primera i prethodnog iskustva, bolju klasifikaciju i segmentaciju slika. Učenje na osnovu primera se vrši primenom VNM-a. Trenutno najpopularnija arhitektura VNM-a, koja se koristi za procese obrade slike, je konvoluciona neuronska mreža (engl. Convolution Neural Network - CNN). Učenje na osnovu iskustva se vrši primenom učenja ojačavanjem (engl. Reinforcement Learning), gde se agentima koji uče dodeljuju ocene za izvršene zadatke. Radovi koji integrišu veštačku inteligenciju i vizuelno upravljanje razmatrani su u daljem tekstu. U radu [60] analizirano je vizuelno upravljanje korišćenjem IBVS sistema. Ideja ovog rada je da se dobije sistem vizuelnog upravljanja, za industrijski robot, koji ima mogućnost da manipuliše velikim brojem različitih objekata. Napravljena je baza podataka u kojoj se nalaze pomenuti objekti, a svaki objekat ima set slika drugačijih dimenzija, tekstura i orijentacija. Nakon toga se definiše graf, gde su slike jednog objekta čvorovi, a razlika pozicije KO dobijena IBVS metodom predstavlja grane grafa. KO koji se koriste za detekciju objekata u ovom radu su naučeni za svaki objekat posebno [61]. Rešavanje problema manipulacije se svodi na pronalaženje najkraćeg puta u grafu između trenutne i željene slike. Pronalaženje najkraćeg puta izvršeno je pomoću Dijkstra algoritma. Za graf koji je prikazan kao reprezentativan napravljeno 100.000 slika. Izvršene su tri simulacije. Prva simulacija je izvršena korišćenjem slučajno odabranih slika sa interneta. Druga simulacija je izvršena sa slikama iz baze za obučavanje, sa ciljem određivanja tačnosti algoritma. Treća simulacija je izvršena radi detektovanja uticaja veličine baze podataka na tačnost vizuelnog upravljanja. Prosečna greška je iznosila 23cm na pređenom putu od 1.1 m, a sa povećavanjem gustine grafa, povećavala se i tačnost vizuelnog upravljanja. U referenci [62] proučava se mogućnost primene dubokog Q -učenja za problem manipulacije, primenom robota sa tri SS koji se kreće u ravni. Razvijena je simulacija za obučavanje robota. Model robota je predstavljen iz dva segmenta, a virtuelnom kamerom su snimana pomeranja. U simulaciju je implementirana

funkcija nagrade koja agentu (robotu) dodeljuje pozitivnu vrednost ukoliko se kreće ka cilju, negativnu ako se udaljava od cilja, a ne daje ocenu ukoliko se agent nije pomerio.

Obučeno je pet agenata, a svakom sledećem je dodata nova kategorija težine (povećanje šuma, slučajno inicijalno pomeranje kamere, pomeranje početnog položaja robota i promena dužine ofseta robota). Nakon obučavanja, izvršena je simulacija u kojoj su svi agenti testirani u svim kategorijama težine. Najbolji agent je testiran na realnom robotu, ali zbog promene okruženja (iz simuliranog u realno okruženje) nije bilo moguće izvršiti eksperiment. Nakon toga, izvršen je eksperiment na realnom robotu, ali sa sintetičkim slikama iz simulacije gde je dokazano da je na taj način moguće upravljati robotom. Analizirani rad predstavlja uvod u problematiku obučavanja robotskih sistema za zadatke manipulacije primenom dubokog mašinskog učenja ojačavanjem. U radu [63] analizira se primena CNN u kombinaciji sa PBVS algoritmom. Proces upravljanja se vrši na osnovu razlike položaja trenutne i željene slike. Ova razlika se dobija kao izlaz iz CNN, pri čemu je ulaz u CNN trenutna slika. CNN se obučava na osnovu inicijalno generisane slike u istom okruženju i njenim varijacijama dobijenim na osnovu homografskih i okluzivnih transformacija, kao i promene lokalnog i globalnog osvetljenja. Pomenute transformacije i promene omogućavaju mreži da bude robusna na promene osvetljenja i na parcijalno zaklanjanje objekta ka kome se upravlja u vidnom polju kamere. Mreža je obučavana na osnovu već obučene AlexNet mreže, dok je poslednji sloj, koji je u AlexNet mreži korišćen za klasifikaciju, definisan kao potpuno povezani sloj za određivanje položaja. Korišćenjem AlexNet mreže je smanjeno potrebno vreme obučavanja u ovom radu. Pomenuta mreža je testirana u simulaciji i poređena sa pristupom iz [29], kao i metodom na bazi čestičnog filtra predstavljenom u referenci [41]. Primenom CNN-a je dodatno povećan domen konvergencije u odnosu na pomenute metode. Još dve eksperimentalne verifikacije ove mreže su izvedene, prva na industrijskom robotu sa šest SS i ravanskoj sceni sa dodatnim objektima u vidnom polju kamere, a druga na sceni gde je realan 3D objekat. Glavni nedostatak pomenute metodologije se ogleda u potrebi rada sa scenom za koju je mreža obučavana. Iz tog razloga je obučena još jedna mreža koja se može koristiti i na nepoznatoj sceni. Druga mreža je implementirana i testirana, dobijeni rezultati su bili u toleranciji od nekoliko centimetara, nakon čega je iskorišćeno fotometrijsko direktno vizuelno upravljanje radi dobijanja milimetarske tačnosti. Veliki nedostatak koji autori uočavaju je da je i dalje domen konvergencije metoda direktnog vizuelnog upravljanja mali i da je najveća distanca pomeraja po jednoj osi

iznosila 30 cm. Primena CNN-a za generisanje razlike položaja na osnovu dve slike dobijene promenom položaja kamere se analizira u radu [64]. Za razliku od ostalih radova, u ovom radu nema potrebe za pretpostavkama vezanim za kameru ili okruženje. Za obučavanje je korišćena već postojeća baza podataka, sa dodatnim veštačkim slikama dobijenim homografskim transformacijama.

Optički tokovi (engl. Optical Flow) se koriste za predikciju kretanja kamere u odnosu na stacionarnu 3D scenu (engl. Camera ego-motion). Na kraju obučavanja se na osnovu dve slike dobija njihov uzajamni položaj koji se eksploatiše pomoću PBVS-a za upravljanje. Izvršene su dve simulacije i jedan eksperiment na realnom kvadkopteru, gde je pokazano da predloženi sistem ima zadovoljavajuću tačnost. Najveći nedostatak ovog sistema su veliki kompjuterski resursi potrebni za izvođenje ove metode u realnom vremenu, kao i velike memorijske potrebe radi primene razvijene CNN. Dodatni doprinos ovog rada je i formiranje baze podataka za testiranje algoritama vizuelnog upravljanja.

U referenci [65] predloženo je korišćenje kombinacije vizuelnog upravljanja, neuronskih mreža i mašinskog učenja ojačavanjem radi obučavanja robota da izvrši zadatak pronalaženja i hvatanja zadatog objekta. Robotski sistem ima dve kamere, jednu montiranu na robot, a drugu koja se nalazi u hvataču robota. Prva kamera je korišćena za pronalaženje dela na sceni, a drugom kamerom je vršeno tačno pozicioniranje radi hvatanja objekta. Neuronska mreža je obučena da kao izlaz generiše sigurnost hvatanja na osnovu slike. Na osnovu tog izlaza, izvršeno je obučavanje kretanja robota na osnovu Q -učenja radi hvatanja dela.

U radu [66] autori su dokazali da nije potrebno eksplicitno definisati dinamički model sistema kojim se upravlja i vrstu KO koje je potrebno koristiti za vizuelno upravljanje, već razvijaju metodologiju za njihovo učenje. Analiza je vršena u simulacionom okruženju, a zadatak je bio vizuelno praćenje vozila. Korišćena je obučena CNN, da bi se na osnovu izlaza iz njenih skrivenih slojeva izdvojili skalirani segmenti slike, koji su korišćeni za vizuelno upravljanje. Kako postoji više različitih vrsta izlaza iz skrivenih slojeva, na osnovu aproksimacije Q -funkcije je izvršeno definisanje njihovih težinskih odnosa. Razvijen je sistem za učenje dinamike kretanja vozila na osnovu Adam optimizacionog algoritma. Korišćenjem dinamike i KO izvršava se predikcija sledećeg stanja vozila, na osnovu čega se i vrši vizuelno upravljanje. Izvršeno je poređenje predložene metodologije sa drugim sličnim pristupima i ovaj metod se pokazao kao najbolji sa aspekta tačnosti i brzine procesiranja. U radu [67] analizira se mogućnost obučavanja mobilnog robota

primenom VNM-a i učenja demonstracijom (engl. Learning from Demonstration). U fazi obučavanja („offline“ faza) se primenom VNM-a i učenja demonstracijom obučava robot da na osnovu razlike KO u ravni slike generiše vrednost ugaone brzine potrebne za dostizanje željenog položaja. U „online“ fazi se koristi standardni model vizuelnog upravljanja baziran na epipolarnoj geometriji za dobijanje translatorne brzine potrebne za ostvarivanje željenog položaja. Na osnovu razlike KO se aktivira sistem za translatornu ili ugaonu brzinu u svakom inkrementu putanje, čime se obezbeđuje kretanje robota ka željenom položaju. Izvršeni su eksperimenti koji pokazuju robusnost i tačnost pozicioniranja predloženog sistema upravljanja.

3.6. Vizuelna odometrija

Kod postupka vizuelne odometrije [68], [69] vrši se estimacija promene položaja kamere, kada je kamera montirana na robot. Tokom kretanja robota se kontinualno generišu nove slike, a na osnovu uzastopnih slika i KO sa tih slika vrši se estimacija promene položaja robota. Za proces detekcije i uparivanja KO koriste se robusni detektori KO kao i neki od algoritama za odstranjivanje nepravilno uparenih KO (npr. RANSAC). Dodatna estimacija se vrši na osnovu m poslednjih slika, kako bi se dobila bolja lokalna procena promene položaja. Vizuelna odometrija ima prednost u odnosu na odometriju dobijenu od enkodera jer ne zavisi od proklizavanja točkova, neravnog terena i razlike u prečniku točkova robota. Ova vrsta ocene položaja se može koristiti i u kombinaciji sa drugim senzorskih informacijama, kao što su GPS, IMU, kompas senzori, itd.

Greška estimacije ostvarenog položaja se kumulativno povećava sa povećanjem pređenog puta robota. Takođe, netačno pronalaženje i uparivanje KO imaju veliki uticaj na grešku estimacije. Dodatni problem koji može nastati prilikom izvršavanja vizuelne odometrije je generisanje mutnih slika, zbog brzine kretanja robota ili poremećajnih faktora kao što su vibracije. Uticaj nekih od pomenutih nedostataka se mogu umanjiti, što je predmet analize sedećeg rada. U radu [70] analizira se uticaj mutnih slika na vizuelnu odometriju. U realnim uslovima, generisanje zamućenih slika je česta pojava zbog brzine kretanja i neravnog terena. Predloženi algoritam određuje vrednost zamućenosti slike korišćenjem malih gradijenata raspodele slike (engl. Small image gradient distribution). Zatim, u funkciji adaptivnog praga zamućenosti, u sistem vizuelne odometrije se prosleđuju samo ključne slike koji nisu zamućene. Takođe, eksperimentalno je dokazano da sistem vizuelne odometrije bolje funkcioniše u kombinaciji sa ovim sistemom, a da je vreme rada ovog algoritma dovoljno malo da bi se implementirao u realnim aplikacijama.

4. ZAKLJUČAK

U ovom radu je izvršen pregled stanja u oblasti vizuelnog upravljanja. Vizuelno upravljanje je proces upravljanja robota, ili nekog drugog sistema, na osnovu informacija dobijenih sa kamere. Analizirane su i date osnovne postavke vizuelnog upravljanja bazirane na greškama u parametrima slike (IBVS) i izdvojenim karakteristikama sa slike neophodnim za estimaciju položaja izabranog objekta (PBVS). Detaljno su sagledane različite metode direktnog vizuelnog upravljanja (DVS), koje se odlikuju višom tačnošću, ali i manjim domenom konvergencije u odnosu na prethodno pomenute metode. Zbog ovih razloga, autori smatraju da metode direktnog vizuelnog upravljanja integrisane u hibridne sisteme imaju veliki potencijal za razvoj pomenute oblasti. Takođe, uočeno je da relativno mali broj radova razmatra sisteme vizuelnog upravljanja na osnovu informacija sa dve kamere. Zbog mogućnosti estimacije dubine piksela ili karakterističnih objekata na slici, autori smatraju da sistemi sa dve kamere mogu imati veliki uticaj na unapređenje oblasti vizuelnog upravljanja. Kako tehnike veštačke inteligencije već imaju veliki uticaj na razvoj oblasti kompjuterskog gledanja, prirodan nastavak razvoja je implementacija ovih tehnika u sisteme vizuelnog upravljanja. Predloženom integracijom je omogućena primena mašinskog učenja radi obučavanja sistema vizuelnog upravljanja za rešavanje različitih inženjerskih zadataka. Na osnovu analize vizuelne odometrije, predlaže se i njena integracija u sisteme vizuelnog upravljanja, radi poboljšanja tačnosti pozicioniranja robota.

5. ZAHVALNICA

Rad je nastao u okviru istraživanja na projektu „Inovativni pristup u primeni inteligentnih tehnoloških sistema za proizvodnju delova od lima zasnovan na ekološkim principima“ (br. TR-35004), koji je podržan od strane Ministarstva prosvete, nauke i tehnološkog razvoja Vlade Republike Srbije, 2011-2018.

LITERATURA

- [1] M. Petrović, *Veštačka inteligencija u projektovanju inteligentnih tehnoloških sistema*, Doktorska disertacija, Univerzitet u Beogradu, Mašinski fakultet, 2016.
- [2] Z. Miljković, *Sistemi veštačkih neuronskih mreža u proizvodnim tehnologijama*, Serija monografskih dela *Inteligentni tehnološki sistemi (Urednik serije: prof. dr Vladimir Milačić)*. Univerzitet u Beogradu - Mašinski fakultet, 2003.
- [3] Miljković and D. Aleksendrić, *Veštačke neuronske mreže - zbirka rešenih zadataka sa izvodima iz*

teorije. Beograd: Univerzitet u Beogradu - Mašinski fakultet, 2009.

- [4] M. Mitić, *Empirijsko upravljanje inteligentnog mobilnog robota bazirano na mašinskom učenju*, Doktorska disertacija, Univerzitet u Beogradu, Mašinski fakultet, 2014.
- [5] S. Hutchinson, G. D. Hager, P. Corke, S. Hutchinson, and G. D. Hager, A Tutorial on Visual Servo Control, *IEEE Trans. Robot. Autom.*, vol. 12, no. 6, pp. 651–670, 1996.
- [6] F. Chaumette and S. Hutchinson, Visual servo control Part 1 : Basic approaches, *IEEE Robot. Autom. Mag.*, vol. 13, no. 4, pp. 82–90, 2006.
- [7] M. S. Nixon and A. S. Aguado, *Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision*. Academic, 2012.
- [8] P. Encarnacao and A. Pascoal, Combined trajectory tracking and path following: an application to the coordinated control of autonomous marine craft, in *Proceedings of the 40th IEEE Conference on Decision and Control*, 2001, vol. 1, pp. 964–969.
- [9] P. Corke, *Robotics, Vision and Control: Fundamental Algorithms In MATLAB® Second, Completely Revised*. Springer, 2017.
- [10] M. Kazemi, G. Kamal, and M. Mehran, Path-Planning for Visual servoing: A Review and Issues, in *Visual Servoing via Advanced Numerical Methods*, 2010, pp. 189–207.
- [11] N. Vuković, *Razvoj mašinskog učenja inteligentnog mobilnog robota baziran na sistemu veštačkih neuronskih mreža*, Doktorska disertacija, Univerzitet u Beogradu, Mašinski fakultet, 2012.
- [12] S. Y. Chen, Kalman filter for robot vision: A survey, *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 59, no. 11, pp. 4409–4420, 2012.
- [13] S. Chen, Y. Li, and N. M. Kwok, *Active vision in robotic systems: A survey of recent developments*, vol. 30, no. 11. 2011.
- [14] E. Malis, Survey of vision-based robot control, in *ENSIETA European Naval Ship Design Short Course*, 2002, p. 16.
- [15] F. Bonin-Font, A. Ortiz, and G. Oliver, Visual Navigation for Mobile Robots: A Survey, *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 53, no. 3, pp. 263–296, 2008.
- [16] N. Gans, S. Hutchinson, and P. Corke, Performance Tests for Visual Servo Control Systems, with Application to Partitioned Approaches to Visual Servo Control, *Int. J. Rob. Res.*, vol. 22, no. 10–11, pp. 955–981, 2003.

- [17] F. Chaumette, P. Rives, and B. Espiau, "Classification and realization of the different vision-based tasks," in *Visual Servoing: Real-Time Control of Robot Manipulators Based on Visual Sensory Feedback*, vol. 7, 1993, pp. 199–228.
- [18] R. Tsai, A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses, *IEEE J. Robot. Autom.*, vol. 3, no. 4, pp. 323–344, 1987.
- [19] Z. Zhang, A Flexible New Technique for Camera Calibration, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, 2000.
- [20] X. Zhang, Y. Fang, B. Li, and J. Wang, Visual Servoing of Nonholonomic Mobile Robots With Uncalibrated Camera-to-Robot Parameters, *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 64, no. 1, pp. 390–400, 2017.
- [21] B. Li, Y. Fang, and X. Zhang, Visual Servo Regulation of Wheeled Mobile Robots with an Uncalibrated Onboard Camera, *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 21, no. 5, pp. 2330–2342, 2016.
- [22] B. Espiau, F. Chaumette, and P. Rives, A New Approach to Visual Servoing in Robotics, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 8, no. 3, pp. 313–326, 1992.
- [23] F. Janabi-Sharifi, L. Deng, and W. J. Wilson, Comparison of basic visual servoing methods, *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 16, no. 5, pp. 967–983, 2011.
- [24] P. I. Corke and S. A. Hutchinson, A new partitioned approach to image-based visual servo control, *IEEE Trans. Robot. Autom.*, vol. 17, no. 4, pp. 507–515, 2001.
- [25] E. Malis, F. Chaumette, and S. Boudet, 2D 1 / 2 Visual Servoing, *IEEE Trans. Robot. Autom.*, 1999.
- [26] Z. Miljković, N. Vuković, M. Mitić, and B. Babić, New hybrid vision-based control approach for automated guided vehicles, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 66, no. 1–4, pp. 231–249, 2013.
- [27] É. Marchand and F. Chaumette, Feature tracking for visual servoing purposes, *Rob. Auton. Syst.*, vol. 52, no. 1, pp. 53–70, 2005.
- [28] C. Collewet and E. Marchand, "Luminance: A new visual feature for visual servoing," in *Visual Servoing via Advanced Numerical Methods*, Springer London, 2010, pp. 71–90.
- [29] C. Collewet and E. Marchand, Photometric visual servoing, *IEEE Trans. Robot.*, vol. 27, no. 4, pp. 828–834, 2011.
- [30] M. Bakthavatchalam, F. Chaumette, and E. Marchand, "Photometric moments: New promising candidates for visual servoing," *Proc. - IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, pp. 5241–5246, 2013.
- [31] N. Crombez, G. Caron, and E. M. Mouaddib, Photometric Gaussian mixtures based visual servoing, *2015 IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst.*, pp. 5486–5491, 2015.
- [32] A. H. Abdul Hafez, S. Achar, and C. V. Jawahar, Visual servoing based on Gaussian mixture models, in *ICRA*, 2008, pp. 3225–3230.
- [33] Q. Bateux and E. Marchand, Histograms-based Visual Servoing, *IEEE Robot. Autom. Lett.*, vol. 2, no. 1, pp. 80–87, 2017.
- [34] Q. Bateux and E. Marchand, Direct visual servoing based on multiple intensity histograms, in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2015, pp. 6019–6024.
- [35] V. Kallem, J. P. Swensen, G. D. Hager, and N. J. Cowan, Kernel-Based Visual Servoing, *Intell. Robot. Syst.*, pp. 1975–1980, 2007.
- [36] S. K. Nayar, S. A. Nene, and H. Murase, Subspace Methods for Robot Vision, *IEEE Trans. Robot. Autom.*, vol. 12, no. 5, pp. 750–758, 1996.
- [37] E. Malis, Improving vision-based control using efficient second-order minimization techniques, in *Robotics and Automation*, 2004, vol. 2, pp. 1843–1848.
- [38] C. Collewet, E. Marchand, and F. Chaumette, Visual servoing set free from image processing, *Robot. Autom.*, pp. 81–86, 2008.
- [39] D. Bertrand and E. Marchand, Visual Servoing using the Sum of Conditional Variance, in *Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2012, pp. 1689–1694.
- [40] A. Dame and E. Marchand, Mutual information-based visual servoing, *IEEE Trans. Robot.*, vol. 27, no. 5, pp. 958–969, 2011.
- [41] Q. Bateux and E. Marchand, Particle filter-based direct visual servoing, in *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2016, pp. 4180–4186.
- [42] J. J. Aguilar, F. Torres, and M. A. Lope, Stereo vision for 3D measurement: accuracy analysis, calibration and industrial applications, *Measurement*, vol. 18, no. 4, pp. 193–200, 1996.
- [43] N. Bernini, M. Bertozzi, L. Castangia, M. Patander, and M. Sabbatelli, Real-time obstacle detection using stereo vision for autonomous ground vehicles: A survey, *17th Int. IEEE Conf. Intell. Transp. Syst.*, no. 1, pp. 873–878, 2014.

- [44] H. Li, M. Jin, and L. Zou, A new binocular stereo visual servoing model, *2008 Pacific-Asia Work. Comput. Intell. Ind. Appl. PACIA 2008*, pp. 461–465, 2008.
- [45] E. Malis, F. Chaumette, and B. Sylvie, Multi-cameras visual servoing, in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2000, vol. 4, pp. 3183–3188.
- [46] B. Yang, H. G. Li, X. P. Sha, and N. Shao, An immersion and invariance-based speed observer for visual servoing, *Int. J. Model. Identif. Control*, vol. 17, no. 3, pp. 212–222, 2012.
- [47] X. Sha, H. Li, W. Li, and S. Wang, Three-dimensional positioning control based on stereo microscopic visual servoing system, *Opt. Eng.*, vol. 54, no. 1, p. 013106, 2015.
- [48] A. S. Popa, M. Popa, I. Silea, and A. Varlan, Indoor navigation of a wheeled mobile robot along Visual Routes, in *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2005, pp. 3354–3359.
- [49] D. P. Tsakiris, P. Rives, and C. Samson, Extending visual servoing techniques to nonholonomic mobile robots, in *The confluence of vision and control*, 1998, pp. 106–117.
- [50] B. Li, X. Zhang, Y. Fang, and W. Shi, Visual Servoing of Wheeled Mobile Robots Without Desired Images, *IEEE Trans. Cybern.*, pp. 1–10, 2018.
- [51] F. Ke, Z. Li, H. Xiao, and X. Zhang, Visual Servoing of Constrained Mobile Robots Based on Model Predictive Control, *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Syst.*, vol. 47, no. 7, pp. 1428–1438, 2016.
- [52] H. Xiao *et al.*, Robust Stabilization of a Wheeled Mobile Robot Using Model Predictive Control Based on Neurodynamics Optimization, *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 64, no. 1, pp. 505–516, 2017.
- [53] F. Ke and Z. Li, “Robust Tube-based Predictive Control for Visual Servoing of Constrained Differential-Drive Mobile Robots,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 65, no. 4, pp. 3437–3446, 2018.
- [54] K. Wang, Y. Liu, and L. Li, Visual servoing trajectory tracking of nonholonomic mobile robots without direct position measurement, *IEEE Trans. Robot.*, vol. 30, no. 4, pp. 1026–1035, 2014.
- [55] B. Li, X. Zhang, Y. Fang, and W. Shi, Visual Servo Regulation of Wheeled Mobile Robots with Simultaneous Depth Identification, *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 65, no. 1, pp. 460–469, 2018.
- [56] J. Chen, B. Jia, and K. Zhang, Trifocal Tensor-Based Adaptive Visual Trajectory Tracking Control of Mobile Robots, *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 47, no. 11, pp. 3784–3798, 2017.
- [57] E. Geometry, D. Tick, A. C. Satici, J. Shen, and N. Gans, Tracking Control of Mobile Robots Localized via Chained Fusion of Discrete and Continuous, *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 43, no. 4, pp. 1237–1250, 2013.
- [58] G. López-Nicolás, N. R. Gans, S. Bhattacharya, C. Sagüés, J. J. Guerrero, and S. Hutchinson, Homography-based control scheme for mobile robots with nonholonomic and field-of-view constraints, *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B Cybern.*, vol. 40, no. 4, pp. 1115–1127, 2010.
- [59] S. Bhattacharya, R. Murrieta-Cid, and S. Hutchinson, Optimal paths for landmark-based navigation by differential-drive vehicles with field-of-view constraints, *IEEE Trans. Robot.*, vol. 23, no. 1, pp. 47–59, 2007.
- [60] H. Pandya and K. M. Krishna, Graph Based Visual Servoing for Object Category, *Proc. Adv. Robot. ACM*, p. 48, 2017.
- [61] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. Mcallester, and D. Ramanan, Object Detection with Discriminatively Trained Part Based Models, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 32, no. 9, pp. 1627–1645, 2009.
- [62] F. Zhang, J. Leitner, M. Milford, B. Ugcroft, and P. Corke, Towards vision-based deep reinforcement learning for robotic motion control, *arXiv Prepr. arXiv:1511.03791*, 2015.
- [63] Q. Bateux, E. Marchand, J. Leitner, and F. Chaumette, Training Deep Neural Networks for Visual Servoing, in *CRA 2018-IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2018, pp. 1–8.
- [64] A. Saxena, H. Pandya, G. Kumar, A. Gaud, and K. M. Krishna, Exploring Convolutional Networks for End-to-End Visual Servoing, in *arXiv preprint arXiv:1706.03220*, 2017.
- [65] T. Lampe and M. Riedmiller, Acquiring visual servoing reaching and grasping skills using neural reinforcement learning, *2013 Int. Jt. Conf. Neural Networks*, pp. 1–8, 2013.
- [66] A. X. Lee, S. Levine, and P. Abbeel, Learning Visual Servoing with Deep Features and Fitted Q-Iteration, in *arXiv preprint arXiv:1703.11000*, 2017.
- [67] M. Mitić and Z. Miljković, Neural network learning from demonstration and epipolar geometry for visual control of a nonholonomic mobile robot, *Soft Comput.*, vol. 18, no. 5, pp. 1011–1025, 2014.

- [68]F. Fraundorfer and D. Scaramuzza, Visual odometry [tutorial], *IEEE Robot. Autom. Mag.*, vol. 18, no. 4, pp. 80–92, 2011.
- [69]D. Scaramuzza and F. Fraundorfer, Visual Odometry Part II: Matching, Robustness, Optimization, and Applications, *IEEE Robot. Autom. Mag.*, vol. 19, no. 2, pp. 78–90, 2012.
- [70]H. Zhao, Y. Liu, X. Xie, Y. Liao, and X. Liu, Filtering based adaptive visual odometry sensor framework robust to blurred images, *Sensors*, vol. 16, no. 7, p. 1040, 2016.

SUMMARY

METHODS FOR VISUAL SERVOING OF ROBOTIC SYSTEMS – A STATE OF THE ART SURVEY

This paper surveys the methods used for visual servoing of robotic systems, where the main focus is on mobile robot systems. The three main areas of research include the Direct Visual Servoing, stereo vision systems, and artificial intelligence in visual servoing. The standard methods such as Image-Based Visual Servoing (IBVS) and Position-Based Visual Servoing (PBVS) are analyzed and compared with the new method named Direct Visual Servoing (DVS). DVS methods have better accuracy, compared to IBVS and PBVS, but have limited convergence area. Because of their high accuracy, DVS methods are suitable for integration into hybrid systems. Furthermore, the use of the stereo systems for visual servoing is comprehensively analyzed. The main contribution of the stereo system is the accurate depth estimation, which is critical for many visual servoing tasks. The use of artificial intelligence (AI) in visual servoing purposes has also gained popularity over the years. AI techniques give visual servoing controllers the ability to learn by using predefined examples or empirical knowledge. The learning ability is crucial for the implementation of robotic systems in a real-world dynamic manufacturing environment. Also, we analyzed the use of visual odometry in combination with a visual servoing controller for creating more robust and reliable positioning system.

Key words: *Visual servoing, artificial intelligence, machine learning, robotic systems, computer vision, intelligent manufacturing systems*