

Kako naučiti robota da rešava igru slagalice

Jelena Ilić

IMP Matica, Centar za robotiku
Institut "Mihajlo Pupin" doo. Beograd
Beograd, Srbija

jelena.ilić@pupin.rs

<https://orcid.org/0000-0002-1277-3276>

Natalija Dimitrijević

Katedra za signale i sisteme
Elektrotehnički fakultet UBG
Beograd, Srbija

dn220175d@student.etf.bg.ac.rs

Aleksandar Rodić

IMP Matica, Centar za robotiku
Institut "Mihajlo Pupin" doo. Beograd
Beograd, Srbija

aleksandar.rodic@pupin.rs

<https://orcid.org/0000-0002-5595-9724>

Abstract—Sve veća složenost industrijskih procesa i pomeranje ka automatizaciji zahtevaju inteligentne, adaptivne robotske sisteme sposobne da obavljaju kognitivne i vizuomotorne zadatke u dinamičnom okruženju. Ovaj rad predstavlja zadatak sklapanja slagalice-puzli kao ilustrativnu paradigmu za implementaciju ovakvih sistema u industriji. Sklapanje slagalice, koje se često smatra kognitivnom igrom, oponaša mnoge karakteristike koje se nalaze u industrijskim zadacima: velika varijabilnost, nestrukturisana okruženja, potreba za vizuelnim prepoznavanjem, donošenjem odluka, finom manipulacijom i planiranjem putanje. U radu se istražuje kako se veštačka inteligencija, računarski vid, mašinsko učenje, sistemi zaključivanja i planiranje kretanja robota konvergiraju da bi stvorili sisteme koji su sposobni da se nose sa zadacima sa sličnim kognitivnim i manipulativnim izazovima u industrijskim okruženjima.

Ključne reči—kognitivni roboti, vizuelno-motorna manipulacija, veštačka inteligencija.

I. UVOD

Industrijska robotika je evoluirala od izvršavanja ponavljajućih, unapred programiranih pokreta do obavljanja sve sofisticiranijih zadataka koji zahtevaju percepciju, prilagodljivost i donošenje odluka. Tradicionalna industrijska automatizacija se u velikoj meri oslanjala na strukturirana okruženja i fiksne scenarije. Međutim, moderne proizvodne postavke sve više liče na dinamička okruženja u kojima objekti mogu stići u nasumične orijentacije i položaje, zahtevajući od robota da „razume“ scenu pre nego što deluje. Ova kognitivna sposobnost je najvažnija za aplikacije kao što su fleksibilne montažne linije, inspekcija kvaliteta i prilagodljivo sortiranje.

Sastavljanje (sklapanje) slagalice predstavlja idealan poligon za testiranje ovih mogućnosti. U paradigmi slagalice, robot je izložen nestrukturisanom skupu nasumično razbacanih delova i referentnoj slici koja predstavlja završenu slagalicu. Robot mora da koristi viziju da prepozna, identifikuje i klasifikuje pojedinačne delove, da razmišlja o njihovom postavljanju i da izvrši delikatnu manipulaciju kako bi sastavio punu sliku. Ovaj rad istražuje konceptualno utemeljenje i implementaciju ovakvih sistema u industrijskim kontekstima. Centralna ideja ovog istraživanja je da se razviju algoritmi i metodologija koja može da automatizuje ljudsku veštinu rešavanja slagalice – didaktičke igre, korišćenjem vizuelne percepcije kompletne slike i mapiranja ljudskih kognitivnih i vizuelno-manipulativnih veština na industrijskog robota. Ovaj ilustrativni i edukativni zadatak služi kao prototip za aplikacije u industrijskim okruženjima, gde je cilj sinteza visokog nivoa kognitivne i manipulativne autonomije kod robota. Krajnji cilj je postizanje stepena automatizacije u kojem robot može samostalno da izvršava ne samo jednostavne, unapred definisane operacije, već

i složenije tehnološke zadatke koji zahtevaju naprednu kognitivnu inteligenciju — kao što su percepcija, rasuđivanje i učenje. Rešavanje problema robotske slagalice, stoga, postaje „kapija“ za generalizovanje ovog znanja i veštine na slične zadatke montaže u industrijskim kontekstima.

U pregledu literature pronađen je ograničen broj referenci koje se neposredno bave robotskim sklapanjem slagalice. Jedan posebno interesantan primer uključuje projekat „Robot slagalice“ [1], praćen video demonstracijama i tehničkim izveštajem [5,6], u kojem je za rešavanje slagalice korišćen gantri robot i sistem vizije. Međutim, ovaj metodološki pristup se fokusirao isključivo na analizu oblika konture i mehaničkog uklapanja delića slagalice, zanemarujući vizuelne parametre kao što su boja i tekstura. Komadi slagalice korišćeni u odgovarajućoj studiji bili su monohromatski (beli), što ukazuje da se ni boja ni detalji površine nisu uzimali u obzir. Polihromatski problem je ipak prilično složeniji i razmatra se u ovom radu.

Nasuprot projektu [1], pristup razrađen u ovom radu je inspirisan načinom na koji ljudi, kao biološki sistemi, rešavaju slagalice. Ljudski igrači se oslanjaju na kombinaciju vizuelnih znakova: spektra boja, karakteristika teksture i oblika kontura da bi zaključili ispravno pozicioniranje delova slagalice. Metodologija u ovom radu, dakle, ima za cilj da ponovi (imitira) ovu slojevitou strategiju donošenja odluka koju primenju ljudi. Smatra se da je takav biološki inspirisan, multimodalni pristup sveobuhvatniji i značajniji u kontekstu robotike. Promoviše razvoj kognitivnih i manipulativnih veština koje se mogu generalizovati i koje se mogu preneti na složene industrijske zadatke, kao što je autonomna robotska montaža, gde su prilagodljivost i perceptivna inteligencija od suštinskog značaja.

Namera autora ovog rada nije bila da se stvore performanse ili demonstracija robotske veštine na nivou izložbe, već da se uspostavi strukturirani okvir za razumevanje i inženjering veština koje se mogu generalizovati u autonomnim robotskim sistemima. Ovo istraživanje doprinosi premošćivanju jaza između ljudskog kognitivnog ponašanja i robotske autonomije u industrijskim aplikacijama u stvarnom tehnološkom okruženju.

Projekat Jigsaw Puzzle Robot [1] sadrži portalnog robota opremljenog sistemom za mašinski vid dizajniranim za sklapanje slagalice. Robot se fokusira na analizu kontura delova slagalice, koristeći algoritme za podudaranje oblika da bi odredio tačan položaj. Značajno je da sistem ne koristi informacije o boji ili teksturi, a slagalice koje se koriste su monohromatske.

CNC robot za izgradnju slagalice [2] razvijen je na Univerzitetu u Pretoriji. Ovaj projekat uključuje robotski sistem baziran na CNC-u koji je sposoban da sklapa slagalice. Sistem

koristi tehnike kompjuterskog vida da otkrije i klasifikuje delove slagalice, nakon čega sledi algoritam za rešavanje da bi se odredio njihov tačan položaj. Robot zatim fizički sastavlja slagalicu koristeći precizne pokrete.

Projekat robota za rešavanje slagalice sa veštačkom inteligencijom [3] prikazuje robotsku ruku koju pokreće veštačka inteligencija dizajniranu da samostalno rešava slagalice. Sistem integriše kompjuterski vid za prepoznavanje delova i algoritme dubokog učenja za predviđanje tačnih položaja, omogućavajući robotu da sastavi slagalicu bez ljudske intervencije.

Akadska studija [4] predstavlja metod za sklapanje slagalice bez oslanjanja na slikovne informacije. Umesto toga, koristi invarijante integralnih površina za usklađivanje oblika, omogućavajući sistemu da rešava zagonetke zasnovane isključivo na geometriji delova. Dostupno je nekoliko video demonstracija koje prikazuju robotske sisteme koji rešavaju slagalice [5, 6].

Prethodno analizirani projekti ilustruju različite pristupe sklapanju robotske slagalice, u rasponu od metoda zasnovanih na konturama do rešenja vođenih veštačkom inteligencijom. Istraživanja u ovom radu, koja naglašavaju integraciju analize boja, tekstura i oblika inspirisanih ljudskim strategijama, nude holističkiji pristup koji bi mogao poboljšati generalizaciju veština robotskog sklapanja u industrijskim aplikacijama gde su prilagodljivost i perceptivna inteligencija od suštinskog značaja. Ovaj rad se prvenstveno fokusira na razvoj okvira za razumevanje i inženjering veština koje se mogu primeniti u autonomnim robotskim sistemima. Istraživanje doprinosi premošćavanju jaza između ljudskog kognitivnog ponašanja i robotske autonomije, s naglaskom na industrijske aplikacije u realnim tehnološkim uslovima.

Ovi projekti ilustruju različite pristupe sklapanju robotske slagalice, u rasponu od metoda zasnovanih na konturama do rešenja vođenih veštačkom inteligencijom.

II. KONCEPTUALNI OKVIR REŠENJA

Konceptualna osnova za primenu logike sklapanja slagalice na industrijsku robotiku počiva na integraciji nekoliko naprednih domena u okviru veštačke inteligencije i robotike. To uključuje kompjutersku viziju za percepciju, mašinsko učenje za interpretaciju i prilagođavanje, kinematičko modeliranje za kontrolu pokreta, algoritme planiranja za sekvencioniranje zadataka i kognitivne arhitekture za rasuđivanje i donošenje odluka višeg nivoa [7]-[16]. Zajedno, ove komponente omogućavaju robotu da simulira strategije rešavanja problema slične ljudima na struktuiran, autonoman način. Proces sklapanja robotske slagalice može se podeliti na niz međusobno povezanih kognitivnih i fizičkih faza kao u nastavku.

A. Percepcija

Proces počinje percepcijom, gde robot dobija vizuelne podatke iz svog okruženja koristeći kamere ili druge senzore. Ovo uključuje snimanje slika delova slagalice i referentne slike završene slagalice (ako je dostupna). Kroz napredne tehnike obrade slike kao što su detekcija ivica, segmentacija i izdvajanje ključnih tačaka, sistem izoluje pojedinačne delove i izdvaja

relevantne vizuelne karakteristike. To može uključivati konture, distribuciju boja, obrasce teksture i relativnu poziciju u prostoru. Rezultat ove faze je strukturirana digitalna reprezentacija posmatranih elemenata slagalice.

B. Tumačenje

U ovoj fazi, robot tumači vizuelne podatke identifikujući i klasifikujući delove slagalice. Deskriptori oblika (npr. Furijeovi deskriptori, potpisi zakrivljenosti) se koriste za karakterizaciju kontura svakog dela. Karakteristike teksture i boje (npr. histogrami, LBP, momenti boja) se analiziraju da bi se uskladili delovi koji verovatno pripadaju zajedno. Modeli mašinskog učenja ili heuristička pravila mogu se primeniti da bi se zaključili tipovi ivica (npr. ugao, ivica ili unutrašnji deo) i predvidela verovatnoća tačnog podudaranja između susednih delova. Ovaj korak imitira ljudsko vizuelno rezonovanje, gde osoba intuitivno procenjuje i lokalne detalje i globalne obrasce prilikom sklapanja zagonetki.

C. Donošenje odluka

Na osnovu interpretiranih podataka, sistem se uključuje u donošenje odluka kako bi odredio sledeći najbolji komad puzle za postavljanje. Ovo uključuje procenu svih delova kandidata u odnosu na trenutno stanje slagalice i procenu gde bi svaki deo mogao da stane (da se uklopi). Funkcije bodovanja zasnovane na kompatibilnosti oblika, kontinuitetu boja i poravnanju teksture vode ovaj izbor. Robot takođe mora da uzme u obzir razvojni kontekst rasporeda slagalice, dinamički ažurirajući svoj interni model kako bi odražavao promene nakon svakog uspešnog postavljanja.

D. Planiranje i izvođenje kretanja

Kada se odaberu deo (komad) slagalice i njegova pozicija, robot planira i izvršava fizičku akciju potrebnu da uhvati i postavi komad. Ovo uključuje izračunavanje putanja bez sudara za njegovu robotsku ruku i krajnji alat, korišćenjem inverzne kinematike i algoritama za planiranje kretanja. Preciznost je ključna, jer neusklađenost može dovesti do pogrešnog postavljanja ili fizičkih smetnji. Kontrola hvataljke takođe mora biti fino podešena kako bi se izbeglo oštećenje delikatih delova slagalice, a istovremeno se obezbedi čvrst hvat.

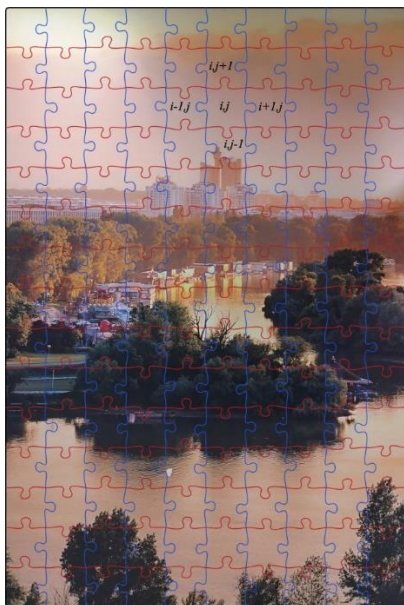
E. Povratne informacije i prilagođavanje

Nakon svake akcije, robot procenjuje rezultat koristeći senzorsku povratnu informaciju. Ovo može uključivati proveru vizuelnog poravnanja komada ili otkrivanje taktilne povratne informacije od strane senzora sile. Ako se otkrije greška, kao što je neusklađenost ili postavljanje u pogrešnoj orijentaciji, robot ažurira svoju strategiju, ili ponovo pokušava akciju sa ispravkama ili ponovo procenjuje svoje prethodno tumačenje i odluke. Ova kontinuirana povratna sprega omogućava učenje i prilagođavanje, odražavajući ljudsko ponašanje pokušaja i grešaka. Na kraju, ovaj strukturirani proces služi ne samo kao osnova za rešavanje zagonetki, već i kao model za generalizovane zadatke autonomnog sklapanja u industrijskim okruženjima, gde su percepcija, interpretacija, planiranje i prilagođavanje podjednako kritični. Ljudske kognitivne sposobnosti su superiornije od robotskih, međutim, ukoliko se slagalica sastoji iz velikog broja delova (>500) onda robot može biti u prednosti i brže rešiti ovaj složen problem.

III. VIZUELNO ZAKLJUČIVANJE U IGRI SLAGALICE

A. Prepoznavanje boja i teksture

Kada čovek-igrač pristupi zadatku sklapanja slagalice na osnovu referentne slike, proces počinje vizuelnom dekompozicijom integralne (celovite) slike na perceptivno istaknute regione (Sl. 1). Jedna od primarnih strategija uključuje segmentiranje slike u dominantne zone boja - na primer, nebo se obično pojavljuje u plavoj nijansi, iako sa suptilnim gradacijama i varijacijama unutar plavog spektra. Ova hromatska segmentacija pruža početnu heuristiku za sužavanje potencijalne prostorne lokalizacije pojedinačnih delova. Unutar ovih zona boja, igrači identifikuju finije perceptivne znakove, kao što su mali oblaci na nebu, list u zelenoj krošnji ili arhitektonski detalji kao što su krovovi ili obrisi prozora. Ovi elementi odgovaraju teksturi, definisanoj u računarskom vidu i perceptivnoj psihologiji kao prostorna varijacija intenziteta ili boje koja formira prepoznatljive površinske uzorke. Tekstura igra ključnu ulogu u razlikovanju između delova slagalice koji inače mogu imati slične profile boja. Dakle, rane faze sklapanja se u velikoj meri oslanjaju na kombinovanu analizu boje i teksture. Međutim, kada dostupni delovi pripadaju vizuelno homogenom regionu, na primer, velikom delu neba, okeana ili zida gde i boja i tekstura nude ograničene diskriminativne informacije, igrač pomera kognitivnu strategiju ka analizi oblika i geometrije konture. Ovo uključuje procenu spoljašnjih ivica delova slagalice: konveksnosti, udubljenja, jezičaka i praznina. Geometrija svakog dela se zatim mora mentalno ili fizički testirati u odnosu na susede kandidata da bi se pronašlo uklapanje koje ne samo da se povezuje mehanički već i usklađuje sa vizuelnim kontinuitetom na slici.



Sl. 1 Primer sastavljene (celovite) slagalice podeljene na delove (elemente).
Atributi razlika delova – boja, tekstura i oblik konture.

Ovaj slojeviti pristup, prvo koristeći globalnu segmentaciju boja, zatim lokalizovano podudaranje tekstura i konačno geometrijsko rezonovanje kontura, odražava ljudske strategije za perceptivno razdvajanje u nesigurnim vizuelnim kontekstima. Važno je da ovaj višestepeni proces zaključivanja nije striktno sekvencijalan, nego je dinamički prilagodljiv. Na primer, igrač

može istovremeno da uzme u obzir oblik ivice i detalje površine kada je sama oznaka teksture dvosmislena. Integracija ovih perceptivnih modaliteta omogućava ljudskom rešavaocu da efikasno smanji prostor za pretragu i razreši nejasnoće kroz uzastopno prečišćavanje. Ova kognitivna metodologija služi kao moćna metafora za dizajniranje robotskih sistema vida koji imaju zadatak da vizuelno rezonuju pod neizvesnošću. Robotski pandan mora na sličan način kombinovati globalne modele izgleda (npr. histogrami boja), lokalne deskriptore teksture (npr. Gabor filteri, LBP, SIFT) i analizu oblika zasnovanu na ivicama (npr. deskriptore zakrivljenosti, podudaranje kontura) da bi zaključio i semantičku i geometrijsku kompatibilnost između delova unutar nestrukturisanog okruženja.

B. Prepoznavanje i uklapanje kontura

Poređenje kontura delova slagalice uključuje analizu geometrije spoljašnjih ivica svakog dela kako bi se odredila potencijalna uklapanja između njih. Ovaj proces je posebno kritičan u scenarijima u kojima su informacije o boji i teksturi nedovoljne za tačnu identifikaciju, kao što su veliki, hromatski uniformni regioni (npr. nebo ili more). Iz računarske perspektive, poređenju kontura se obično pristupa kroz nekoliko ključnih koraka (Sl. 2).

Ekstrakcija konture. Prvo, ivice svakog dela slagalice se otkrivaju i izvlače pomoću tehnika obrade slike. Algoritmi kao što je *Canni ivica* ili morfološko praćenje kontura mogu se primeniti da bi se dobila čista reprezentacija spoljnih granica svakog dela.

Segmentacija na rubne sekcije. Svaki deo je podeljen na pojedinačne ivične elemente - obično četiri u klasičnoj slagalici (gore, dole, levo, desno). Svaki segment se karakteriše ili kao unutrašnji (konkavni) ili spoljašnji (konveksni) oblik, ili kao ravna ivica u slučaju rubnih delova.

Predstavljanje oblika. Oblik svake ivice je kodiran pomoću matematičkih deskriptora. Uobičajeni prikazi uključuju:

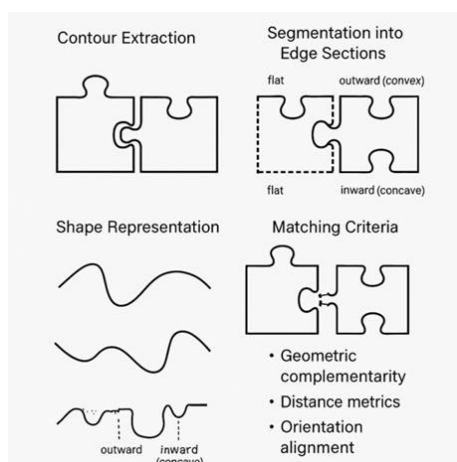
- Deskriptori zakrivljenosti: Snimate savijanje linije konture u različitim tačkama.
- Furijeovi deskriptori: Transformišite konturu u frekventni domen radi poređenja.
- Lančani kodovi: Kodiranje smeru konturnih tačaka za kompaktno predstavljanje.
- Deskriptori konteksta oblika: Obezbedite prikaz prostorne distribucije konturnih tačaka zasnovan na histogramu.

Kriterijumi podudaranja. Cilj je uskladiti konveksnu ivicu sa odgovarajućom konkavnom ivicom tako da:

- Geometrijska komplementarnost bude maksimizirana (npr. dve konture „pristaju“ kada su poravnate).
- Metrika udaljenosti kao što je Hausdorfova udaljenost ili zbir kvadrata razlika između konturnih tačaka je minimizirana.
- Orijentaciono poravnanje je očuvano, obezbeđujući konzistentnost rotacije (naročito važno u robotskim sistemima).

- Kontinuitet i glatkoća se procenjuju, potvrđujući da je spoj između dva dela vizuelno i fizički besprekoran.

Fit bodovanje i rangiranje. Svakom paru kandidata se dodeljuje odgovarajući rezultat na osnovu sličnosti njihovih kontura. Niži rezultat (ili veća sličnost) ukazuje na bolje podudaranje. Parovi se rangiraju, a najbolji kandidat se bira za dalju vizuelnu ili mehaničku validaciju. U ljudskoj spoznaji, ovaj proces je intuitivan i uglavnom podsvestan. Ljudi vizuelno pregledaju „muške“ (tab) i „ženske“ (prazne) oblike delova slagalice, rotiraju ih mentalno ili fizički i procenjuju potencijalna podudaranja na osnovu toga koliko su njihovi profili međusobno povezani. Ova sposobnost se zasniva na iskustvu i usavršava se kroz pokušaje i greške. U robotskim sistemima, ovaj proces usklađivanja kontura mora biti implementiran kroz algoritamske tokove obrade koji integrišu ekstrakciju konture zasnovanu na viziji, analizu oblika i modele verovatnog podudaranja. To je posebno važno u nestrukturisanim okruženjima gde tradicionalno indeksiranje (npr. ID-ovi delova ili oznake) nije dostupan.



Sl. 2 Faze prepoznavanja kontura slagalice.

IV. EKSPERIMENTALNA POSTAVKA

Kolaborativni robot Techman TM7S [17] predstavlja eksperimentalnu platformu za implementaciju zadataka viziomotornog upravljanja i kognitivne montaže, kombinujući robotsku ruku s 6 stepeni slobode, integrisani vizuelni sistem i korisnički prilagođeno programersko okruženje. Za potrebe eksperimenta rešavanja slagalice korišćenjem ovog robota, konfigurisano je eksperimentalno okruženje (Sl. 3) koje uključuje dve visokorezolucione IDS uEye kamere modela UI-5240CP-P-HQ koje snimaju scenu, gde se procesiranjem slike identifikuju elementi puzzle, njihove ivice i potencijalni susedi, a klasifikator baziran na dubokom učenju procenjuje najverovatniji položaj za svaku puzzle. Robot zatim planira svoje kretanje kako bi preuzeo izabrani element slagalice i postavio ga na identifikovanu lokaciju uz pomoć vizuelno vođene manipulacije. Kontroler robota prima koordinate početne tačke A (x_1, y_1) i krajnje tačke B (x_2, y_2) od odgovarajućih kamera (leve i desne), a orijentacija izvršnog organa – pneumatske hvataljke – treba da ostane upravna na radnu površinu robota. Kontroler robota vrši transformaciju ovih koordinata u sopstveni koordinatni sistem koji je vezan za bazu robota. S obzirom da kontroler robota Techman TM7S ne poseduje mogućnost

planiranja putanje niti generisanja trajektorije izvršnog organa, ovaj zadatak je delegiran na eksterni računar na kojem su instalirani MATLAB i Robotics Toolbox for MATLAB/Simulink Pitera Corkea [18]. Koncept istraživanja uključuje primenu kamera za detekciju lokacije puzzle u tzv. *Zoni pripreme* (eng. Staging Area) i ciljne pozicije u tzv. *Zoni slaganja* (engl. Solution Area), pri čemu kamere CAM-1 (leva) i CAM-2 (desna) šalju te koordinate eksternom računaru, gde se u MATLAB-u planira kretanje hvataljke unutar operativnog radnog prostora robota. U MATLAB-u se zatim na osnovu algoritama inverzne kinematike izračunava trajektorija kretanja između tačaka A i B, a u ovom eksperimentu za brže računanje unutrašnjih koordinata zglobova (uglova) korišćene su veštačke neuronske mreže koje su prethodno obučene offline na velikom broju uzoraka iz radnog prostora zadatka, uključujući pozicije hvataljke u *Zoni pripreme* i *Zoni slaganja*. Komunikacija između MATLAB-a i kontrolera robota ostvaruje se putem TCP/IP protokola. Robot izvršava zadatak sklapanja slike deo po deo, redosledno počevši od donjeg levog ugla slagalice, prateći unapred definisani redosled prepoznavanja sledećeg dela puzzle sleva nadesno, red po red do vrha slike, slanja koordinata centra mase prepoznate puzzle iz Zone pripreme i ciljne tačke u *Zoni slaganja*, računanja nominalne trajektorije u MATLAB-u, njenog eksportovanja u kontroler robota i konačno izvršenja kretanja uz aktivaciju vakuuma u tački A radi preuzimanja puzzle i njegovo deaktiviranje u tački B radi preciznog postavljanja puzzle na odgovarajuću poziciju.

A. Planiranje kretanja i generisanje trajektorije robota

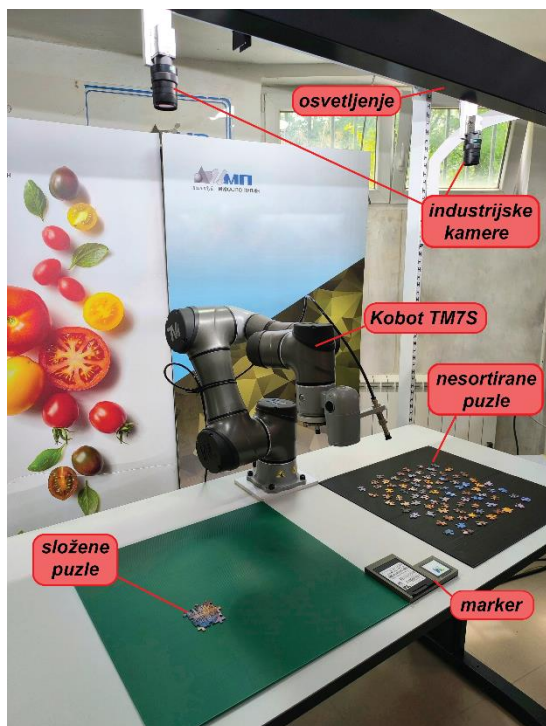
Planiranje trajektorije za robota Techman TM7S podrazumeva izračunavanje glatke i izvodljive putanje izvršnog organa od početne do ciljne pozicije u prostoru, pri čemu su obe definisane u Kartezijanskim koordinatama sa odgovarajućim orijentacijama. Prvo se ove pozicije transformišu u zglobovi prostor robota pomoću inverzne kinematike, čime se dobijaju potrebne konfiguracije zglobova na početku i na kraju kretanja. Zatim se generiše trajektorija interpolacijom između ovih konfiguracija, uz poštovanje ograničenja zglobova, brzina i ubrzanja, kao i izbegavanje sudara sa okolinom i sopstvenom strukturom robota. Trajektorija se optimizuje po pitanju efikasnosti, preciznosti i bezbednosti, a izvršava je robotski kontroler u realnom vremenu.

Primena veštačkih neuronskih mreža (ANN) u rešavanju inverzne kinematike kod robota kao što je TM7S omogućava brzo pronalaženje zglobovni konfiguracija za zadatu poziciju i orijentaciju izvršnog organa. Mreža se trenira na velikom skupu podataka generisanih pomoću direktne kinematike, gde su ulazne vrednosti Kartezijanske pozicije, a izlazne pripadajuće vrednosti uglova zglobova. Kada se jednom obučila, mreža omogućava brzu aproksimaciju potrebnih zglobovni vrednosti, izbegavajući spore iterativne metode. Ovaj pristup je naročito koristan u realnom vremenu i kod problema sa viškom stepena slobode ili singularnostima, ali je važno da mreža dobro generalizuje i da izlazi ostanu u okviru fizičkih ograničenja robota.

B. Povezivanje robota i pomoćnog računara

Za povezivanje robota Techman TM7S sa računarom na kome se izvršava MATLAB, korišćena je TCP/IP socket komunikacija. Kontroler robota je podešen da prihvata dolazne konekcije putem „Socket Listen“ čvora u TMflow okruženju, sa definisanim portom (npr. 5890) i formatom poruke „String“.

Primljene poruke se zatim prosleđuju čvoru „String to Command“ koji ih tumači kao komande robota (npr. *MoveJ*, *MoveL*). Na strani računara, MATLAB koristi funkciju *TCPclient* za uspostavljanje veze sa IP adresom robota i odabranim portom. Komande generisane u MATLAB-u (npr. tačke trajektorije iz Corke-ovog Robotics Toolbox-a) formatiraju se kao stringovi u skladu sa sintaksom koju robot očekuje i šalju se putem TCP veze. Na ovaj način omogućeno je realno-vremensko slanje zglobnih ili kartezijanskih komandi, čime robot TM7S izvršava zadatu trajektoriju, na primer od tačke „A“ na tzv. Pripremnoj zoni do tačke „B“ na Radnoj zoni, prikazane na Sl. 3.



Sl. 3 Eksperimentalna postavka robotske ćelije. 6 DOF Techman Cobot TM7S (u sredini). Pripremna površ (desno, crni podmetač) i Radna površ (levo, zeleni podmetač). Dve industrijske kamere iza radnog prostora robota.

ZAHVALNICA

Rezultati prikazani u ovom radu su rezultati istraživanja koje je podržalo Ministarstvo za nauku, tehnološki razvoj i inovacije Republike Srbije, po ugovoru br. 51-03-136/2025-03/200034 od 04.02.2025. Ovaj projekat je realizovan u saradnji sa kompanijom Renex u okviru Ugovora o naučno-tehničkoj saradnji.

REFERENCE/LITERATURA

- [1] Jigsaw Puzzle Robot. Last retrieved April 11th, 2025. <https://github.com/JPStrydom/Jigsaw-Puzzle-Building-Robot>
- [2] CNC Jigsaw Puzzle Building Robot. Last retrieved April 11th, 2025. <https://github.com/JPStrydom/Jigsaw-Puzzle-Building-Robot>
- [3] AI-Powered Jigsaw Puzzle Solving Robot. Last retrieved April 11th, 2025. <https://techmasterevent.com/project/ai-powered-jigsaw-puzzle-solving-robot>
- [4] P. Illig, R. Thompson, Q. Yu. Application of integral invariants to apictorial jigsaw puzzle assembly, Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2023, Springer.
- [5] Robotic Jigsaw Puzzle Solver Videos I. Last retrieved April 11th, 2025. https://www.youtube.com/watch?v=uDXAX4Dyg_4
- [6] Robotic Jigsaw Puzzle Solver Videos II. Last retrieved April 11th, 2025. <https://www.youtube.com/watch?v=gco7LGHw9Yg>
- [7] A. Zeng et al., “Learning Synergies Between Pushing and Grasping with Self-supervised Deep Reinforcement Learning,” IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2018, pp. 4238–4245. DOI: 10.1109/IROS.2018.8594448
- [8] M. Toussaint et al., “Differentiable physics and stable modes for tool-use and manipulation planning,” Robotics: Science and Systems (RSS), 2018. DOI: 10.15607/RSS.2018.XIV.057
- [9] C. Finn, T. Yu, T. Zhang, P. Abbeel and S. Levine, “One-Shot Visual Imitation Learning via Meta-Learning,” Conference on Robot Learning (CoRL), 2017.
- [10] J. Mahler et al., “Dex-Net 2.0: Deep Learning to Plan Robust Grasps with Synthetic Point Clouds and Analytic Grasp Metrics,” Robotics: Science and Systems (RSS), 2017. DOI: 10.15607/RSS.2017.XIII.034
- [11] D. Kragic and H. I. Christensen, “Survey on Visual Servoing for Manipulation,” Computational Vision and Active Perception Laboratory, CVAP/CAS, 2002.
- [12] D. Silver et al., “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search,” Nature, vol. 529, no. 7587, pp. 484–489, 2016. DOI: 10.1038/nature16961
- [13] F. Ebert, C. Finn, S. Dasari, A. Xie, A. Lee, and S. Levine, “Visual Foresight: Model-Based Deep Reinforcement Learning for Vision-Based Robotic Control,” arXiv preprint arXiv:1812.00568, 2018.
- [14] H. Van Hoof et al., “Learning Robot In-Hand Manipulation with Tactile Features,” IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2015, pp. 121–127. DOI: 10.1109/HUMANOIDS.2015.7363540
- [15] A. Eitel, J. T. Springenberg, L. Spinello, M. Riedmiller, and W. Burgard, “Multimodal Deep Learning for Robust RGB-D Object Recognition,” IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2015, pp. 681–687. DOI: 10.1109/IROS.2015.7353447
- [16] D. Katz, Y. Pyuro, and O. Brock, “Learning to Manipulate Articulated Objects in Unstructured Environments Using a Grounded Relational Representation,” Robotics: Science and Systems (RSS), 2008.
- [17] Techman Cobot TM7S. Last retrieved April 25th, 2025. <https://www.techman-robot.com/en/tm7s/>
- [18] Corke, P. I. (2017). Robotics, Vision & Control: Fundamental Algorithms in MATLAB (2nd ed.). Springer. ISBN: 978-3-319-54413-7.

ABSTRACT

The growing complexity of modern industrial operations, along with the trend toward greater automation, calls for robotic systems that are not only intelligent but also adaptive—capable of executing visuomotor and cognitive tasks in ever-changing environments. This study uses the puzzle assembly task as a representative framework to demonstrate how such advanced robotic systems can be applied in industrial contexts. Although puzzle assembly is typically seen as a cognitive exercise, it shares key features with many industrial applications, including high task variability, unstructured settings, reliance on visual input, real-time decision-making, precise object handling, and the need for accurate motion planning. The paper examines how technologies such as artificial intelligence, computer vision, machine learning, inference mechanisms, and robot trajectory planning can be integrated to develop systems that effectively address similar manipulative and cognitive demands in industrial environments.

HOW TEACH ROBOT TO SOLVE PUZZLE GAMES

Jelena Ilić, Natalija Dimitrijević and Aleksandar Rodić