

# Kalibracija nizkocenovnega robotskega manipulatorja

Luka Čehovin Zajc, Anže Rezelj, Danijel Skočaj

Univeza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko, Večna pot 113, 1000 Ljubljana, Slovenija  
E-pošta:{luka.cehovin,anze.rezelj,danijel.skocaj}@fri.uni-lj.si

## Calibration of a low-cost robotic manipulator

We present a method for an efficient calibration of a geometric model of a robotic manipulator using a camera. The method is applied to a low-cost manipulator platform that we have built for educational purposes. Our experiments demonstrate that the proposed calibration method indeed improves the accuracy of the manipulators in tasks such as grasping of simple objects.

## 1 Uvod

Z razvojem robotike in sorodnih inženirskih disciplin se veča zahteva po večji dostopnosti robotskih platform, ki bi omogočala širšo uporabo in bolj dosegljivo izobraževanje na tem področju. Na žalost pa so industrijski roboti ter roboti primerljive kvalitete še vedno zelo dragi in kot taki večini nedostopni, kar otežuje množično uporabo in poučevanje tehnologije.

V izogib uporabi simuliranih okolijh [1], ki ne omogočajo prave izkušnje in interakcije, so raziskovalci in robotski zanesenjaki poizkusili razviti dostopnejše rešitve [2, 3, 4, 5, 6, 7]. Se pa s padajočo ceno tako izdelanih robotskih manipulatorjev praviloma niža tudi njihova kvaliteta. Industrijski robotski manipulatorji so zgrajeni iz veliko bolj kvalitetnih sestavnih delov, poleg tega so tudi namensko umerjeni z drago temu namenjeno opremo [8, 9, 10, 11, 12]. Nizkocenovni manipulatorji pa so običajno zasnovani tako, da je proces izdelave dostopen in enosten, kar omogoča širši množični ljudi sestavo takšnih robotov. To pa seveda izključuje uporabo dragih sestavnih delov in zapletenega procesa izdelave, vključno s kompleksnim umerjanjem robota, ki zahteva namensko kalibracijsko opremo.

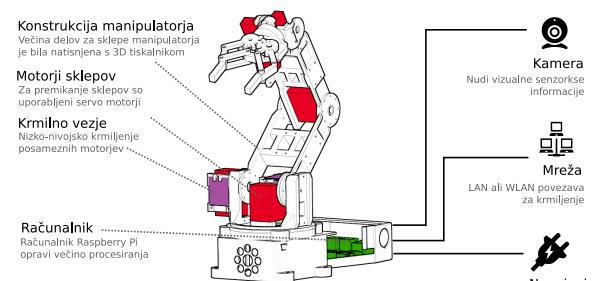
V tem delu bomo predstavili pristop za avtomatsko kalibracijo nizkocenovnega robotskega manipulatorja, ki ne zahteva drage namenske kalibracijske opreme. Zahtevani kalibracijski vzorec, ki ga namestimo na vrh robota, lahko natisnemo kar s 3D tiskalnikom. Predlagani postopek predpostavlja, da je robotski manipulator umeščen v okolje označeno z vizualnimi oznakami, ki jih sistem detektira s kamero. Na ta način lahko s pomočjo kamere izmeri lego kalibracijske predloge v delovnem prostoru. Za razliko od nekaterih pristopov, ki za kalibracijo zahtevajo namestitev kamere na robota [13, 14], je predlagan pristop bolj primeren za uporabo na nizkocenovnih lahkih

manipulatorjih, kjer bi bila takšna namestitev nerodna ali nemogoča. Predlagan postopek nato z minimizacijo odstopanj pozicije kalibracijskega vzorca od pozicije izračunane z upoštevanjem geometrijskega modela robota in rotacij sklepov robota izračuna optimalne parametre robota. Na ta način lahko brez dodatne opreme na preprost in avtomatski način umerimo robota in povečamo natančnost sistema.

V nadaljevanju bomo v poglavju 2 najprej predstavili uporabljeno robotsko-senzorsko platformo, ki smo jo razvili za namene poučevanja robotike in računalniškega zaznavanja in na kateri smo ovrednotili predstavljeno kalibracijo. Sam postopek kalibracije je opisan v poglavju 3. Rezultati evalvacije so predstavljeni v poglavju 4, članek pa bomo zaključili s sklepnnimi ugotovitvami ter smernicami za nadaljnje delo.

## 2 Robotsko-senzorska platforma

Nizko-cenovna robotska platforma [15] je sestavljena iz robotskega manipulatorja, kamere in računalnika na osnovi sistema Raspberry Pi, ki služi kot centralna točka med manipulatorjem, kamero in uporabnikom platforme. Shema platforme je prikazana na Sliki 1.



Slika 1: Robotsko-senzorska platforma.

### 2.1 Robotski manipulator

Naši cilji pri izdelavi robotskega manipulatorja so bile naslednje lastnosti: enostavnost izdelave, cenovna dostopnost, enostavnost in varnost uporabe ter dovoljšna robustnost. Izdelava je bolj podrobno opisana v [16]. V osnovi gre za antropomorfni manipulator s petimi prostostnimi stopnjami. Sklepi so realizirani s servo motorji z namenskim krmilnim vezjem. Segmenti so natisnjeni s

3D tiskalnikom. Cena komponent takega manipulatorja je okrog 250 €.

## 2.2 Geometrijski model

Da lahko robotski manipulator uporabimo v naprednih načinih krmiljenja z inverzno kinematiko, je potrebno definirati njegov *geometrijski model*, ki nam pove, kje v prostoru se nahaja določen sklep ob podanem stanju posameznih sklepov. Klasičen pristop pri opisu geometrijskega modela je uporaba Denavit-Hartenbergerjevih (DH) parametrov [17]. Za posamezni sklep  $i$  so DH parametri

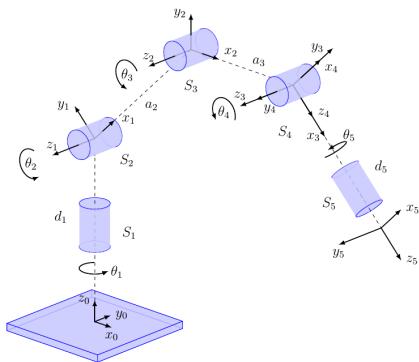
$$dh_i = (a_i, d_i, \alpha_i, \theta_i), \quad (1)$$

kjer  $a_i$  in  $d_i$  definirata odmika po oseh  $x_i$  in  $z_{i-1}$ ,  $\alpha_i$  in  $\theta_i$  pa definirata rotacijo okoli osi  $x_i$  in  $z_{i-1}$ . Celoten geometrijski model je potem množica DH parametrov za posamezne sklepe, za naš manipulator je model torej  $DH = \cup_{i=1}^5 dh_i$ . Ker je eden od parametrov posameznega sklepa spremenljiv, bomo stanje DH parametrov definirali z oznako  $DH(q)$ , kjer  $q$  označuje vektor spremenljivih parametrov. Shematično je geometrijski model na podlagi DH parametrov prikazan na Sliki 2. Transformacijo lege vrha manipulatorja lahko določimo kot produkt transformacij posameznih sklepov, ki so odvisne od DH parametrov

$$\mathbf{A}_5^0(DH(q)) = \prod_{i=1}^5 \mathbf{A}_i^{i-1}(dh_i(q_i)), \quad (2)$$

$$\mathbf{A}_i^{i-1}(dh_i(q_i)) = \mathbf{T}_{z_{i-1}}(d_i) \cdot \mathbf{R}_{z_{i-1}}(\theta_i) \cdot \mathbf{T}_{x_i}(a_i) \cdot \mathbf{R}_{x_i}(\alpha_i),$$

kjer  $\mathbf{T}_o(t)$  označuje homogeno transformacijo translacije vzdolž osi  $o$  za razdaljo  $t$ ,  $\mathbf{R}_o(r)$  pa rotacijo okrog osi  $o$  za kot  $r$ .



Slika 2: Shematičen prikaz geometrijskega modela robota.

Natančen geometrijski model je pomemben za planiranje premikov z inverzno kinematiko, predvsem za operacije, ki zahtevajo natančnost. V našem sistemu je predvsem pomembna povezava s podatki iz kamere, na primer z lokacijo zaznanih predmetov, ki jih mora manipulator prijeti. Zaradi nizke cene materialov in s tem omejene natančnosti pri konstrukciji se pri našem manipulatorju pojavljajo določena odstopanja od geometrijskega modela, ki v praksi privedejo do slabe natančnosti. Ta odstopanja se lahko tudi razlikujejo od manipulatorja do manipulatorja. Cilj naše kalibracije je torej določiti popravke za

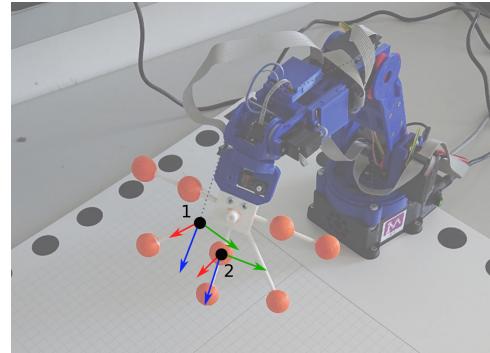
DH parametre, ki so specifični za posamezni manipulator, kar bomo v naslednjem poglavju označili z  $\Delta DH$ .

## 3 Metodologija kalibracije

Pri zasnovi kalibracijskega postopka smo želeli, da je celoten proces čim bolj samodejen. Obenem postopek ne sme zahtevati posebne dodatne strojne opreme in se mora izvajati na računalniku, ki se uporablja za krmiljenje platforme. Postopek je razdeljen na samodejni zajem meritev lege vrha manipulatorja ter minimizacijo funkcije napake.

### 3.1 Samodejen zajem meritev

V prvem koraku zajamemo več meritev lege vrha manipulatorja, ki jo določimo preko kamere z detekcijo kalibracijske predloge pritrjene na manipulator. Kalibracijska predloga je natisnena s 3D tiskalnikom, na njej pa so z barvo pobarvane krogle s poznanim relativnim odmikom. Take krogle zaznamo z algoritmom računalniškegavida ter njihove centre v sliki uporabimo pri izračunu lege predloge v prostoru. Prilagojen manipulator za zajem meritev je prikazan na Sliki 3.



Slika 3: Zajem meritev s kalibracijsko predlogo. Teoretična lega vrha manipulatorja (1) je izračunana na podlagi geometrijskega modela robota. Oranžne krogle so zaznane s kamero, na podlagi njihovega položaja v sliki in znane relativne lega je izračunana lega vrha manipulatorja v prostoru (2).

S kalibracijsko predlogo lahko določimo relativno lego predloge glede na kamero, ker pa sistem s pomočjo oznak na delovni površini pozna tudi lego kamere glede na izhodišče robota, lahko izmerjeno lego vrha manipulatorja v njegovem delovnem prostoru (koordinatnem sistemu robota) dobimo kot

$$\mathbf{M} = \mathbf{W}^{-1} \cdot \mathbf{G}, \quad (3)$$

kjer  $\mathbf{W}$  označuje transformacijo iz koordinatnega sistema kamere v koordinatni sistem robota,  $\mathbf{G}$  pa transformacijo iz koordinatnega sistema kamere v koordinatni sistem kalibracijske predloge.

Celoten postopek zajema poteka tako, da se manipulator premika v različna stanja v katerih se poskusi določiti lego njegovega vrha. To zaradi omejenega vidnega polja kamere in narave kalibracijske predloge ne bo mogoče v vseh primerih ali pa meritev ne bo dovolj zanesljiva, zato take slike zavrzemo. Še vedno je postopek dovolj hiter, da dobimo približno 10 meritev na minuto.

### 3.2 Postopek optimizacije

Naš poglavitni cilj je izboljšava pozicije vrha manipulatorja, zato je glavni člen v funkciji napake razdalja med napovedjo geometrijskega modela in izmerjeno pozicijo vrha robota. Zaradi izenačevalnega vpliva določenih DH parametrov moramo v napako dodati tudi regularizacijski člen. Končna funkcija napake je torej

$$L(\Delta DH | DH, \mathcal{Q}, \mathcal{M}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N l(\Delta DH | DH, q_j, \mathbf{M}_j) + \lambda \sum_{d \in \Delta DH} \|d\|, \quad (4)$$

kjer  $\mathcal{Q}$  in  $\mathcal{M}$  označujeta množici parov stanj manipulatorja  $q_j$  in izmerjenih leg vrha manipulatorja  $\mathbf{M}_j$ ,  $\lambda$  pa vpliv regularizacije. Razdalja za posamezno meritev  $j$  je definirana kot Evklidska razdalja med točko vrha manipulatorja glede na geometrijski model in meritvijo pozicije vrha robota glede na kamero

$$l(\Delta DH | DH, q_j, \mathbf{M}_j) = \|\mathbf{A}_5^0(DH(q_j) + \Delta DH)\mathbf{u} - \mathbf{M}_j\mathbf{u}\|, \quad (5)$$

kjer  $\mathbf{u}$  označuje vektor izhodiča  $[0, 0, 0, 1]$ .

Optimizacijo smo implementirali z uporabo knjižnice za strojno učenje Tensorflow [18], ki je znana predvsem kot osnova za implementacijo umetnih nevronskih mrež, vendar lahko v njej rešujemo tudi druge optimizacijske probleme. Uporabili smo iterativni algoritem gradientnega spusta s stopnjo učenja 0.1. Parameter vpliva regularizacije je bil nastavljen na  $\lambda = 0.05$ .

## 4 Eksperimentalna analiza

V eksperimentih smo uspešnost postopka kalibracije ovrednotili na dva načina. Najprej smo ovrednotili sam postopek optimizacije z zajemom novih testnih meritev z istim postopkom. V drugi fazi smo izboljšan geometrijski model preizkusili še v praksi v scenariju premikanja kock. V analizi smo uporabili štiri manipulatorje, vsakega s svojo kamero (uporabili smo navadne spletne kamere). Vse kamere smo pred začetkom skalirirali s standardnim postopkom kalibracije.

### 4.1 Analiza kalibracije

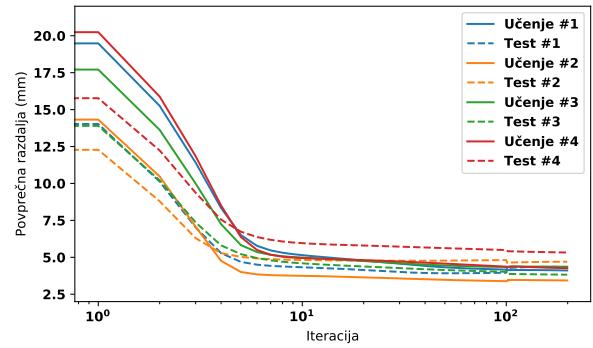
Za boljšo analizo postopka minimizacije funkcije napake smo za vsak manipulator zajeli dve množici s 500 meritvami lege vrha manipulatorja. Prva množica je učna, na podlagi nje smo izvedli optimizacijo. Druga množica je testna, uporabili smo jo za preverjanje smiselnosti izbranih popravkov DH parametrov.

Na Sliki 4 je prikazana vrednost povprečne razdalje med meritvami in geometrijskim modelom za vse manipulatorje na učni in testni množici med optimizacijskim postopkom. Vidimo lahko, da napaka zelo hitro pada, prav tako vidimo, da napake padejo s podobno hitrostjo za učno in testno množico. Vse to nakazuje, da je model popravkov DH parametrov dovolj kompleksen, obenem pa se verjetno ni pretirano prilagodil na učno množico in je uporaben v praksi. Natančnost na obeh množicah za vse manipulatorje je povzeta v Tabeli 1, v njej

ID	Nekalibriran		Kalibriran	
	učna	testna	učna	testna
1	$24.1 \pm 5.1$	$23.0 \pm 4.9$	$4.3 \pm 3.7$	$5.3 \pm 3.9$
2	$18.5 \pm 3.7$	$20.5 \pm 4.9$	$3.5 \pm 2.8$	$4.7 \pm 3.6$
3	$22.1 \pm 4.7$	$22.5 \pm 3.9$	$4.4 \pm 4.7$	$3.6 \pm 4.0$
4	$24.9 \pm 5.6$	$24.0 \pm 6.2$	$4.4 \pm 4.2$	$5.3 \pm 5.3$

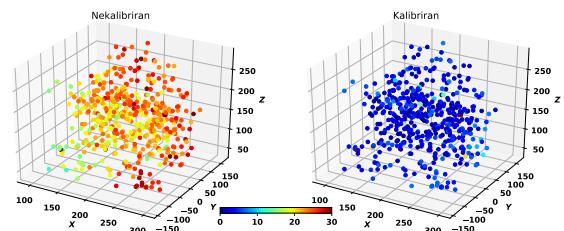
Tabela 1: Povprečna razdalja (v mm) med modelom in meritvijo s standardnim odklonom. Prikazane so vrednosti za nekalibrirane in kalibrirane modele manipulatorjev na učni in testni množici.

je razvidno, da se povprečna napaka za vse manipulatorje zmanjša z več kot okoli 20mm na manj kot 6mm. Standardni odklon se po kalibraciji ne zmanjša opazno, a si ga lahko razložimo kot mešanico interne ponovljivosti manipulatorja, ki je bila v [16] ocenjena na  $\pm 3$ mm in majhnega dela napačnih optičnih meritev lege vrha manipulatorja.



Slika 4: Prikaz postopka optimizacije za vse štiri manipulatorje na učni in testni množici za prvih 200 korakov.

Vpliv kalibracije na napako si lahko prikažemo tudi individualno glede na posamezno meritev. Na Sliki 5 je razvidno, da so napake pred kalibracijo še zelo velike, po kalibraciji pa se napake opazno zmanjšajo.



Slika 5: Vizualizacija napak (v mm) pred in po kalibraciji na testni množici meritev za manipulator 3.

### 4.2 Uspešnost prijemanja

V drugem eksperimentu smo preverili praktično uporabnost kalibracije. Implementirali smo postopek v katerem je vsak manipulator poskusil 100-krat premakniti plastično kvadratno kocko črne barve z velikostjo stranice 20mm. Kocka je bila zaznana z uporabo algoritma računalniškegavida, kar je pogost scenarij v naših primerih uporabe v pedagoške namene. Eksperiment je potekal v delno-samodejnem

ID	Nekalibriran	Kalibriran
1	69	99
2	97	100
3	18	88
4	27	99

Tabela 2: Rezultati eksperimenta uspešnosti prijemanja kocke. Za vsak manipulator je navedeno število uspešnih premikov.

načinu; vsi manipulatorji so začeli s kocko na istem mestu in so jo potem premikali po vnaprej določenih lokacijah na delovni površini robota. Posredovanje operaterja je bilo potrebno samo, če je manipulator kocko izrinil iz delovnega območja ali pa jo je neuspešno poskusil prijeti 10-krat zapored.

Rezultati eksperimenta so predstavljeni v Tabeli 2. Vidimo, da so imeli nekalibrirani manipulatorji zelo različno uspešnost pri izvrševanju naloge, kar nakazuje na raznolikost izgradnje. Po zajemu meritev, kalibraciji in uporabi spremenjenih parametrov se je uspešnost manipulatorjev bistveno izboljšala. Edina izjema je manipulator 2, ki je imel tudi nekalibriran dobro uspešnost. Dejstvo, da tudi po kalibraciji manipulatorji večinoma niso popolnoma uspešni pa lahko pripisemo še drugim faktorjem kot so slaba strategija planiranja premikov (uporabljamo delno stohastični pristop) ter problemi s prijemali na določenih manipulatorjih.

## 5 Zaključek

Predstavili smo učinkovit postopek za samodejno kalibracijo nizkocenovnih robotskih manipulatorjev. Sam algoritmom temelji na računalniškem vidu za zajem meritev, ki se nato uporablja v postopku optimizacije geometrijskega modela robota. Prednost samega pristopa je, da je poceni in ne zahteva nove namenske strojne opreme. Pristop smo preizkusili na naši robotsko-senzorski platformi, ki je zaredi načina izdelave in omejitve poceni materiala zelo dovolj dobro natančnost za preproste scenarije prijemanja, kar je bil tudi naš cilj. V nadalnjem delu bomo metodo razširili na več manipulatorjev in preučili tudi možnost uporabe bolj zapletenega kalibracijskega modela, ki bi vključeval tudi globalno lego manipulatorja v prostoru in odvisnosti med posameznimi DH parametri.

## Literatura

- [1] Mohammed Abu Qassem, Iyad Abuhadrous, and Hatem Elaydi. Modeling and simulation of 5 dof educational robot arm. In *Advanced Computer Control (ICACC), 2010 2nd International Conference on*, volume 5, pages 569–574. IEEE, 2010.
- [2] Morgan Quigley, Alan Asbeck, and Andrew Ng. A Low-cost Compliant 7-DOF Robotic Manipulator. *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages pp. 6051 – 6058, 2011.
- [3] S. O. Adebola, O. A. Odejobi, and O. A. Koya. Design and implementation of a locally-sourced robotic arm. *2013 AFRICON*, 2013.
- [4] B Pronadeep and N Vishwajit. Low cost shadow function based articulated robotic arm. *2015 International Conference on Energy, Power and Environment: Towards Sustainable Growth (ICEPE)*, 2015.
- [5] Mr. Rahul S Pol, Mr. Sagar Giri, Mr. Aditya Ravishankar, and Ms. Varsha Ghode. LabVIEW based four DoF robotic ARM. *2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, pages pp. 1791 – 1798, 2016.
- [6] Subrata Karmoker, Md. Mobarak Hossain Polash, and K M Zakir Hossan. Design of a low cost PC interface Six DOF robotic arm utilizing recycled materials. *2014 International Conference on Electrical Engineering and Information and Communication Technology*, 2014.
- [7] José Alberto Naves Cocota, Hideo Silva Fujita, and Itamar Jorge da Silva. A low-cost robot manipulator for education. *2012 Technologies Applied to Electronics Teaching (TAEE)*, 2012.
- [8] Y. Zhang and F. Gao. A calibration test of stewart platform. In *2007 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control*, pages 297–301, April 2007.
- [9] Albert Nubiola and Ilia A. Bonev. Absolute calibration of an abb irb 1600 robot using a laser tracker. *Robot. Comput.-Integr. Manuf.*, 29(1):236–245, February 2013.
- [10] Hoai-Nhan Nguyen, Jian Zhou, and Hee-Jun Kang. A new full pose measurement method for robot calibration. *Sensors*, 13(7):9132–9147, Jul 2013.
- [11] Albert Nubiola, Mohamed Slamani, Ahmed Joubair, and Ilia A. Bonev. Comparison of two calibration methods for a small industrial robot based on an optical cmm and a laser tracker. *Robotica*, 32(3):447–466, 2014.
- [12] Gang Zhao, Pengfei Zhang, Guocai Ma, and Wenlei Xiao. System identification of the nonlinear residual errors of an industrial robot using massive measurements. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 59:104 – 114, 2019.
- [13] G. Dick van Albada, Jose M. Lagerberg, Arnoud Visser, and Louis O. Hertzberger. A low-cost pose-measuring system for robot calibration. *Robotics and Autonomous Systems*, 15:207–227, 1995.
- [14] Jose Mauricio S.T. Motta, Guilherme C. de Carvalho, and R.S. McMaster. Robot calibration using a 3d vision-based measurement system with a single camera. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 17(6):487 – 497, 2001.
- [15] Luka Čehovin Zajc, Anže Rezelj, and Danijel Skočaj. Open-source robotic manipulator and sensory platform. In *International Conference on Robotics and Education RiE 2017*, pages 250–256. Springer, 2017.
- [16] Anže Rezelj. Izdelava nizkocenovnega lahkega robotskega manipulatorja. Master's thesis, Univerza v Ljubljani, Ljubljana, Slovenija, 2017.
- [17] J. Denavit and R. S. Hartenberg. A kinematic notation for lower-pair mechanisms based on matrices. *Trans. ASME E, Journal of Applied Mechanics*, 22:215–221, June 1955.
- [18] Martín Abadi et al. TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems, 2015. Software available from tensorflow.org.