

Lokalizacija mobilnega robota s senzorji bližine

Matej Kristjan Mestek

Mentor: Andrej Zdešar

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Tržaška c. 25, 1000 Ljubljana, Slovenija

matejmestek180@gmail.com, andrej.zdesar@fe.uni-lj.si

Localization of a mobile robot using proximity sensors

In this paper we show the implementation of a particle filter for localization. We took a prototype mobile robot with a tricycle kinematics model and upgraded it by adding three VL53L3CX proximity sensors. The VL53L3CX sensor is a Time-of-Flight type that allows detection and measuring the distance to multiple objects. The sensors are used as a feedback information for estimating the pose of the mobile robot. With the particle filter we perform localization based on data gathered by odometry and proximity measurements. For the gathering of the data we constructed a test field with added obstacles and a reference trajectory of the robot, which we used for evaluating the quality of the localization. The results showed that three sensors are enough for localization, which converges to the true robot pose. We also performed an analysis of the influence of the number of particles on convergence and quality of localization.

Kratek pregled prispevka

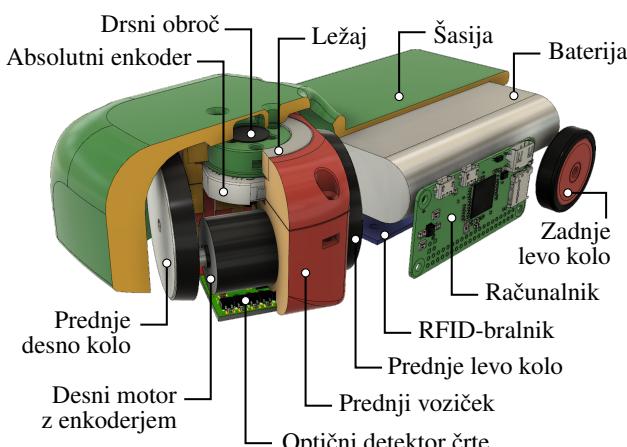
V tem delu predstavljamo implementacijo filtra delcev za namen lokalizacije. Prototipni mobilni robot, s kinematičnim modelom tricikla, smo nadgradili s tremi merilniki razdalje VL53L3CX. Senzorji VL53L3CX temeljijo na tehnologiji merjenja časa preleta in omogočajo merjenje razdalj do več objektov hkrati. Merilniki razdalje služijo kot povratna informacija za ocenjevanje lege mobilnega robota. S filtrom delcev smo izvedli lokalizacijo na podlagi podatkov pridobljenih z odometrijo in meritev razdalj. Za pridobivanje podatkov smo postavili testni poligon in določili referenčno pot gibanja robota, na podlagi katere smo nato lahko ovrednotili uspešnost lokalizacije. Rezultati so potrdili, da trije senzorji na prednjem delu robota zadoščajo za izvedbo lokalizacijo, ki v statičnem okolju konvergira k pravi legi. Izvedli smo še analizo vpliva števila delcev na konvergenco in kvaliteto lokalizacije.

1 Uvod

Lokalizacija predstavlja enega poglavitih problemov, ki zahtevajo rešitev za dobro delovanje autonomnih mobilnih robotov. Mobilni roboti, ki so vedno bolj pogosti v proizvodnjih obratih (npr. za namen interne logistike) in pa tudi širše, za uspešno izvajanje zadanih nalog potrebujejo znanje o svoji legi. V tem delu uporabljamo za lokalizacijo filter delcev, ki spada v skupino stohastičnih metod. Algoritem temelji na naključno izbranih začetnih delcih, ki opisujejo možne lege robota [1]. Zaradi svojih lastnosti je algoritem uporabljen v mnogih aplikacijah [2]. Za implementacijo filtra delcev smo na miniaturnega mobilnega kolesnega robota namestili tri laserske merilnike razdalj VL53L3CX [3]. Pomembno je omeniti, da v našem primeru uporabljamo zelo majhno število senzorjev razdalj — v primeru produkcijske aplikacije mobilnega robota običajno uporabimo laserski merilnik razdalj, ki meri v veliko več smeri. Delo primarno služi kot prikaz implementacije filtra delcev in podaja uporabnost uporabljenih laserskih merilnikov razdalj za lokalizacijo, ki bi jih lahko uporabili tudi za detekcijo prisotnosti ovir.

2 Mobilni robot

Mobilni robot, uporabljen za pridobivanje podatkov, je bil izdelan za namen laboratorijskih vaj pri predmetu Avtonomni mobilni sistemi na drugostopenjskem študijskem programu Avtomatika in informatika, na Fakulteti za elektrotehniko, Univerze v Ljubljani (slika 1). Mobilni robot ima



Slika 1: Sestavni deli mobilnega robota [4]

štiri kolesa. Prednji dve kolesi sta gnani z motorjem, tako da lahko poganjam posamezni kolesi, medtem ko sta zadnja dve kolesi pasivni. Prednji dve kolesi sta nameščeni na poseben voziček, ki omogoča rotacijo koles relativno na ohišje robota.

2.1 Merjenje relativnih premikov

Za implementacijo odometrije robot potrebuje informacijo o relativnem premiku v vsakem časovnem koraku k . V ta namen so na robtu nameščeni trije enkoderji. Vsako izmed prednjih koles je opremljeno z inkrementalnim enkoderjem s 32-bitnim števcem za meritev linearnega premika. Relativno orientacijo prednjega vozička lahko izmerimo s 13-bitnim absolutnim enkoderjem. Vrednosti enkoderjev v trenutku k na levem in desnem kolesu označimo kot $c_L(k)$ in $c_R(k)$, vrednost absolutnega enkoderja pa $c_A(k)$. Linearni premik mobilnega robota določimo kot povprečje premika levega in desnega kolesa

$$\Delta d(k) = \frac{\Delta d_L(k) + \Delta d_R(k)}{2} \quad (1)$$

kjer velja

$$\Delta d_{L/R}(k) = \epsilon_{L/R}(c_{L/R}(k) - c_{L/R}(k-1)) \quad (2)$$

Relativni zasuk prednjega vozička glede na ohišje robota označimo z γ , ki ga lahko določimo kot

$$\gamma(k) = \mu c_A(k) + v \quad (3)$$

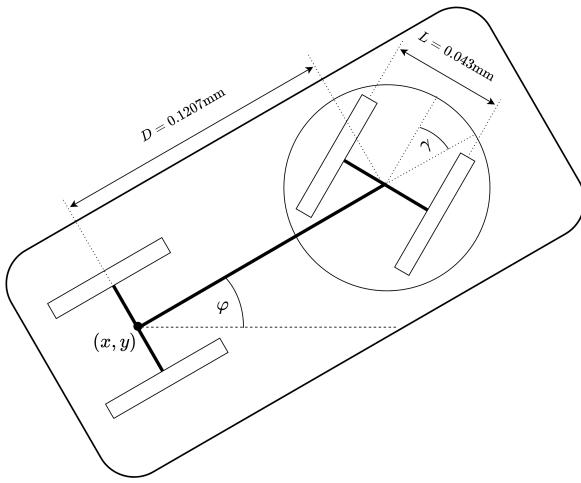
Parametre ϵ_L , ϵ_R , μ in v določimo s postopkom kalibracije.

2.2 Odometrija

Ocene lege robota v trenutku k na podlagi integracije direktnega kinematičnega modela imenujemo odometrija. Lego mobilnega robota lahko zapišemo kot $q(k) = [x(k), y(k), \varphi(k)]$. Direktna kinematika se glasi

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + \Delta d(k) \cos(\varphi(k)) \cos(\gamma(k)) \\ y(k+1) &= y(k) + \Delta d(k) \cos(\varphi(k)) \sin(\gamma(k)) \\ \varphi(k+1) &= \varphi(k) + \frac{\Delta d(k) \sin(\gamma(k))}{D} \end{aligned} \quad (4)$$

kjer je $\Delta d(k)$ relativni premik robota v trenutku k , $\gamma(k)$ relativni zasuk prednjega vozička glede na ogrodje robota v trenutku k in D medosna razdalja (slika 2).



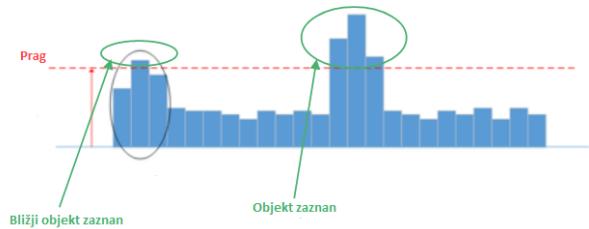
Slika 2: Geometrija mobilnega robota

3 Laserski merilnik razdalje VL53L3CX

Modul VL53L3CX proizvajalca STmicroelectronics meri razdaljo z merjenjem časa preleta (ToF, angl. *Time-of-Flight*). Omogoča zaznavanje več objektov do razdalje 300 cm. Komunikacija med senzorjem in mikrorračunalnikom poteka po protokolu I²C. S strani proizvajalca je podana tudi knjižnica za senzor v programskejem jeziku C.

3.1 Detekcija objektov na podlagi histograma

Modul interno gradi histogram glede na pridobljene čase potovanja posameznih fotonov dvakratne dolžine do vsakega objekta, kar omogoča, da modul lahko zazanava več objektov hkrati. Histogram je zgrajen iz 24 košev(slika 3), ki so definirani kot časovna okna časa preleta. V vsakem košu preštejemo število fotonov, ki priletijo na detektor v določenem času. Detektiran objekt pokriva okvirno 3 koše, približno 80 cm, kar pomeni, da mora biti za dobro segmentacijo več objektov med njimi vsaj 80 cm globinske razdalje [5]. Modul glede na zgrajen histogram izračuna tudi ocenjene standardne deviacije izmerjenih razdalj.



Slika 3: Primer grajenja histograma [5]

4 Lokalizacija s filtrom delcev

Lokalizacija s filtrom delcev — poznana tudi kot lokalizacija Monte Carlo, zaradi svoje stohastične narave — je ena izmed metod lokalizacije. Temelji na ocenjevanju lege robota z množico N delcev, kjer vsak predstavlja hipotezo o možni legi robota. Algoritem je v splošnem razdeljen na predikcijski in korekcijski korak. Množico delcev zapišemo z vektorjem $X(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_N(k)]$, vsakemu delcu pripisemo utež na podlagi katere vzorčimo delce v naslednjem koraku $w_i(k)$, premik označimo z $u(k)$, mritev pa z $z(k)$. Osnovno delovanje je predstavljeno v algoritmu 1 [2].

Algoritem 1 Filter delcev

```

1: function MCL( $X(k - 1), u(k), z(k)$ )
2:    $X(k) = \emptyset$ 
3:   for i=1 do N
4:      $x_i(k) = \text{predikcija}(u(k), x_i(k - 1))$ 
5:      $w_i(k) = \text{korekcija}(z(k), x_i(k))$ 
6:      $\bar{X}(k) = \bar{X}(k) + \langle x_i(k), w_i(k) \rangle$ 
7:   end for
8:   for i=1 do N
9:     vzorči  $m$  z verjetnostjo  $p_i(k) \propto w_i(k)$ 
10:    dodaj  $x_m(k)$  v  $X(k)$ 
11:   end for
12:   Return  $X(k)$ 
```

4.1 Predikcijski korak

Znotraj predikcijskega koraka vsak delec ustrezeno premaknemo glede na model premika (4), pri čemer upoštevamo trenutne podatke o linearjem premiku $\Delta d(k)$ in zasuku prednjega vozička $\gamma(k)$. Vsakemu premiku dodamo tudi negotovost.

4.2 Korekcijski korak

Za vsak delec simuliramo meritve, ki bi jo robot izmeril, če bi hipoteza o legi veljala. Simulirane meritve vseh delcev primerjamo z realno meritvijo. Primerjavo simulirane meritve delca in realne meritve imenujemo inovacija in jo izračunamo kot

$$inn_i(k) = z(k) - \hat{z}_i(k) \quad (5)$$

Manjša kot je razlika med simulirano in realno meritvijo, manjša je vrednost inovacije. Inovacije vseh delcev preslikamo v ustreerne uteži po Gaussovi porazdelitvi kot

$$w_i(k) = \det(2\pi R(k))^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(inn_i(k))^T R^{-1}(k) inn_i(k)} \quad (6)$$

kjer $R(k)$ predstavlja kovariančno matriko mertive. Vrednosti kovariančne matrike določimo kot

$$R(k) = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_1^2(k) & 0 & 0 \\ 0 & \hat{\sigma}_2^2(k) & 0 \\ 0 & 0 & \hat{\sigma}_3^2(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

kjer so $\hat{\sigma}_1^2(k)$, $\hat{\sigma}_2^2(k)$, $\hat{\sigma}_3^2(k)$ ocene varianc meritve vsakega uporabljenega senzorja v trenutku k .

4.3 Vzorčenje po pomembnosti

Pomemben korak lokalizacije z uporabo filtra delcev je vzorčenje po pomembnosti (angl. *importance sampling*). Vzorčenje po pomembnosti predstavlja proceduro naključne izbire novih delcev za korak $k + 1$, kjer je potrebno zagotoviti, da je verjetnost izbire delca $x_i(k)$ sorazmerna njegovi uteži $w_i(k)$. Primer procedure vzorčenja po pomembnosti je nizko-variančno vzorčenje (angl. *low variance sampling*). Nizko-variančno vzorčenje opisuje algoritem 2. Dobra lastnost take procedure vzorčenja je v zmanjševanju vzorčne napake, izboljšana pa je tudi računska kompleksnost. Nizko-variančno vzorčenje ima kompleksnost $O(N)$, medtem ko imajo standardne metode, ki vključujejo posamezno vzorčenje kompleksnost $O(N \log N)$.

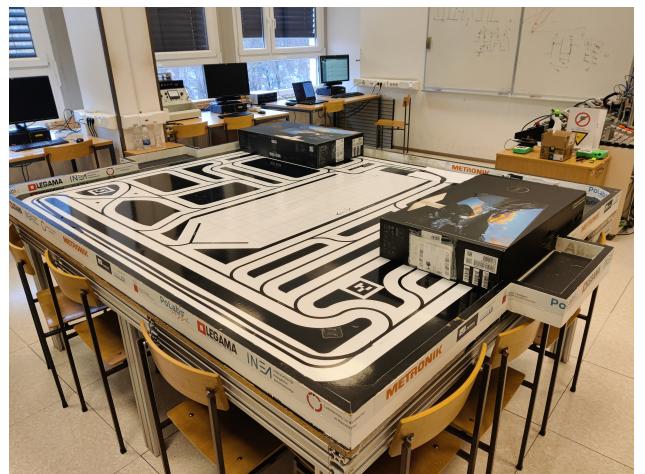
Algoritem 2 Nizko-variančno vzorčenje

```

1: function LVS( $X(k), W(k)$ )
2:    $\bar{X}(k) = \emptyset$ 
3:    $r = \text{rand}(0, N^{-1})$ 
4:    $c = w_1(k)$ 
5:    $i = 1$ 
6:   for  $m=1$  do N
7:      $u = r + (m - 1)N^{-1}$ 
8:     while  $u > c$  do
9:        $i = i + 1$ 
10:       $c = c + w_i(k)$ 
11:    end while
12:    Dodaj  $x_i(k)$  v  $\bar{X}(k)$ 
13:  end for
14:  Return  $\bar{X}(k)$ 

```

čjima ovirama, da smo dosegli nesimetričnost poligona. Nato smo robotu znotraj poligona definirali trajektorijo. Na sliki 4 lahko vidimo testni poligon in postavitev dveh škatel, ki sta služili kot oviri. Robotu smo dodali 3 merilnike razdalj VL53L3CX, za katere smo skonstruirali poseben nosilec, ki se enostavno nataknje na robota. Merilniki se nahajajo na prednjem delu robota, kjer srednji senzor meri naravnost pred robota, stranska senzorja pa sta zamaknjena glede na srednjega za $\pm 45^\circ$. Čas vzorčenja je $T_v = 20$ ms.

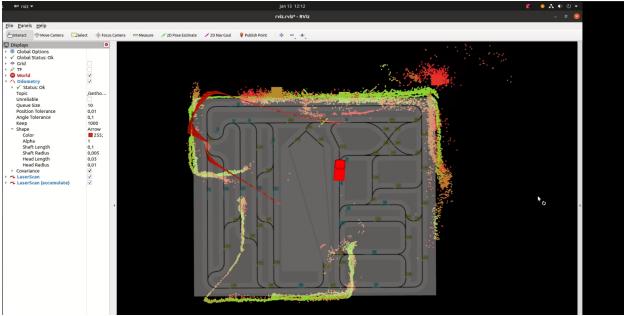


Slika 4: Postavitev poligona

5 Eksperimentalno delo

Za namen pridobivanja podatkov smo v laboratoriju postavili referenčni poligon z dvema ve-

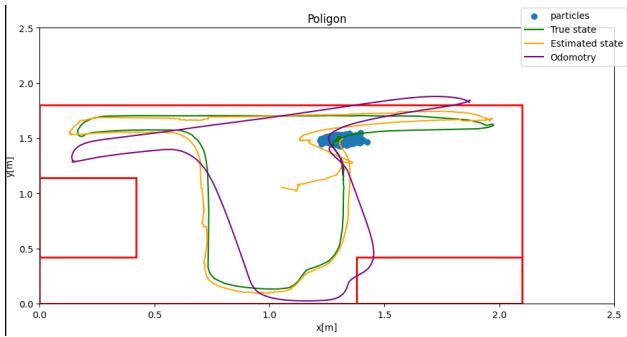
Zbrane podatke smo med zajemom prikazovali tudi v okolju RViz. Na sliki 5 lahko vidimo izris RViz ekrana med zbiranjem podatkov. Lega robota je bila določena s kamero nad testnim poligonom, kar je omogočilo, da smo lahko meritve prenesli iz lokalnega koordinatnega sistema robot v globalni koordinatni sistem.



Slika 5: Prikaz meritov znotraj okolja RViz

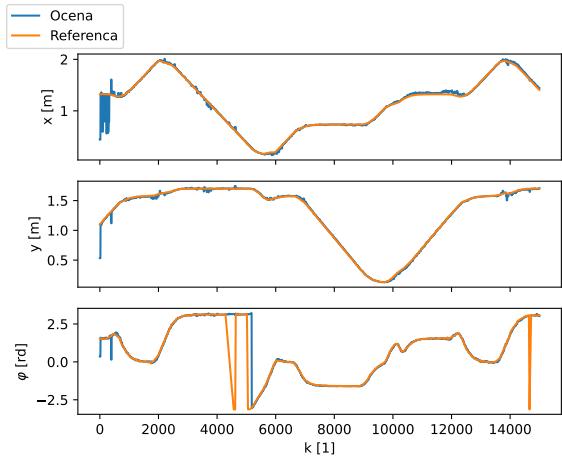
5.1 Rezultati

Po opravljenem zbiranju meritov smo preverili delovanje filtra delcev, glede na izmerjeno odometrijo in meritve razdalj. Na sliki 6 lahko vidimo referenčno trajektorijo (zelena krivulja), pot robota, če bi uporabljali le odometrijo (vijolična krivulja) in pot robota z uporabo filtra delcev (rumeni krivulji). Delec z največjo vrednostjo uteži $w_i(k)$, definira oceno lege v naslednjem koraku (modre točke). Vidimo lahko, da pot robota hi-



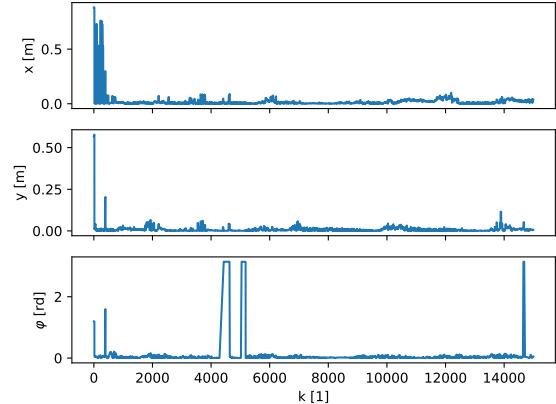
Slika 6: Ocenjene poti robota

tro začne odstopati od referenčne trajektorije v primeru, da upoštevamo le odometrijo, medtem ko pot glede na filter delcev konvergira proti referenčni trajektoriji. Izrisano je tudi sledenje filtra delcev referenčni trajektoriji po komponentah (slika 7). Na sliki 8 je prikazana absolutna napaka



Slika 7: Sledenje referenčni trajektoriji po komponentah

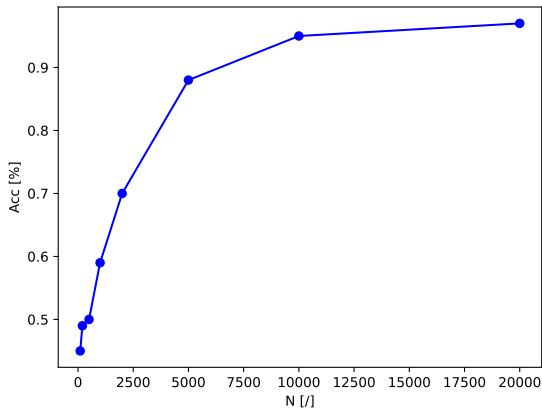
med referenčno trajektorijo in potjo robota oce- nljeno s filtrom delcev po komponentah, kar nam da boljši vpogled v kvaliteto sledenja.



Slika 8: Absolutna napaka po komponentah

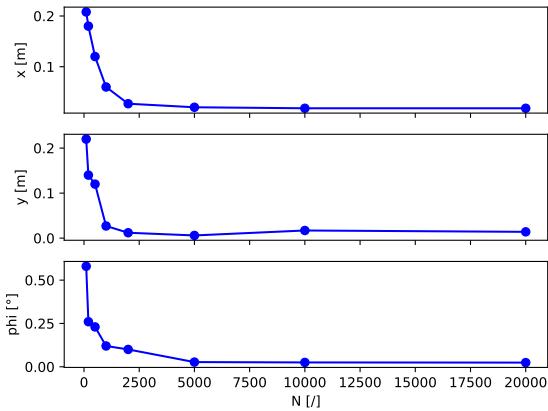
5.2 Vpliv števila delcev na konvergenco in kva- liteto sledenja

Eden izmed parametrov, ki so pomembni za kvaliteto sledenja in konvergenco je število delcev N . V tem podoglavlju pregledamo vpliv para- metra N na uspešnost konvergenco in kvaliteto sledenja. Na sliki 9 lahko vidimo uspešnost konvergenco glede na število delcev. Za vsak N smo eksperiment ponovili stokrat. Vidimo lahko, da je vpliv N pri nizkih vrednostih zelo velik na uspe- šnost konvergenco, pri velikih vrednosti pa po-



Slika 9: Uspešnost konvergencije delcev glede na število N

stane manj izrazit (slika 9. Na sliki 10 predstavljamo še povprečno napako po komponentah v odvisnosti od N , kjer lahko vidimo, da se napaka manjša z večanjem števila delcev.



Slika 10: Napaka po komponentah glede na število N

6 Zaključek

V delu je obravnavana implementacija laserskih merilnikov VL53L3CX na prototipnem mobilnem robotu za namen lokalizacije. Teoretično je obravnavana lokalizacija z uporabo filtra delcev. Predstavljeni so rezultati lokalizacije, kjer smo pokazali uspešnost osnovnega algoritma. Ugotovili smo, da trije senzorji na sprednjem delu robota zadoščajo za izvedbo lokalizacije v statičnem okružju.

Obravnavali smo tudi vpliv števila delcev na uspešnost konvergencije filtra delcev in prikazali povprečno napako rešitve v odvisnosti od števila delcev. Vidimo lahko, da ima število uporabljenih delcev vpliv na delovanje filtra delcev, vendar ta vpliv eksponencialno pada z večanjem števila delcev.

Zahvala

Zahvaljujem se mentorju Andreju Zdešarju za vso pomoč in usmerjanje med izdelavo pričujočega dela.

Literatura

- [1] K. Hsiao, J. Miller in H. de Plinval-Salgues. Particle filters and their applications. *Cognitive Robotics*, zv. 4, 2005.
- [2] S. Thrun. Probabilistic robotics. *Communications of the ACM*, zv. 45, št. 3, str. 52–57, 2002.
- [3] STMicroelectronics. *Time-of-Flight ranging sensor with multitarget detection*, 2022. Rev. 6.
- [4] A. Zdešar, M. Bošnak in G. Klančar. Poligon z miniaturnimi avtomatsko vodenimi vozički za učenje in razvoj avtonomnih mobilnih sistemov. V A. Žemva in A. Trost (Uredniki), *Zbornik devetindvajsete mednarodne Elektrotehniške in računalniške konference ERK 2020*, Zbornik devetindvajsete mednarodne Elektrotehniške in računalniške konference ERK 2020, str. 196–199. Slovenska sekcija IEEE, 2020.
- [5] STMicroelectronics. Going further with flight-sense™. <https://www.st.com/content/dam/sensor-and-test/presentations/stmicroelectronics-sensortest2020-going-further-with-flightsense.pdf>, 2020. [Dostopano: 2022-03-13].
- [6] F. Dellaert, D. Fox in sod. Monte Carlo localization for mobile robots. V *Proceedings 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.99CH36288C)*, zv. 2, str. 1322–1328. IEEE, Detroit, MI, USA, 1999.
- [7] G. Klančar, A. Zdešar in sod. *Wheeled mobile robotics: from fundamentals towards autonomous systems*. Butterworth-Heinemann, 2017.
- [8] STMicroelectronics. *Time-of-Flight ranging sensor with multitarget detection - User manual*, 2022. "Rev. 3".