

Poređenje metoda ponovnog odabiranja kod partikl filtra

U ovom radu je ispitano kako metode ponovnog odabiranja i broj čestica utiču na uspešnost lokalizacije robota pomoću partikl filtra. Poređenje su vršena u simulaciji, pri čemu se robot nalazio u poznatim okruženjima, bez informacija o svojoj tačnoj lokaciji. Poređene su sledeće metode ponovnog odabiranja: sistematska, slojevita, metoda ostatka u kombinaciji sa sistematskom metodom i metoda ostatka u kombinaciji sa slojevitom metodom. Broj čestica je uvećavan eksponencijalno, gde je početni broj bio 200, a pri svakom sledećem skupu merenja duplo veći, do 12800 čestica. Kao najuspešnija metoda ponovnog odabiranja pokazala se metoda ostatka u kombinaciji sa sistematskom metodom. Iz dobijenih rezultata može se zaključiti da daleko veći uticaj na uspešnost lokalizacije ima broj čestica, nego izabrana metoda. Takođe, robotu u proseku treba više vremena da se lokalizuje na tačnoj lokaciji, nego na netačnoj. Vreme lokalizacije ne može biti iskorišćeno za jednoznačnu odluku o uspešnosti lokalizacije. Dodatno, primjećeno je i da karakteristike okruženja u kome se izvršava lokalizacija utiču na njenu uspešnost, što je neophodno dodatno istražiti.

Uvod

Kod upravljanja robotima postoji više problema. Jedan od najbitnijih je lokalizacija robota. Pri lokalizaciji postoje dva različita pristupa, lokalizacija u poznatom prostoru i lokalizacija sa mapiranjem u nepoznatom prostoru. U ovom radu analiziran je metod lokalizacije pomoću partikl filtra u poznatom prostoru (Thrun 2002).

Algoritam partikl filtra koristi čestice (eng. particle) koje se raspoređuju po prostoru. Čestice predstavljaju potencijalne lokacije robota. Za svaku česticu se računa verovatnoća da se na njenoj poziciji nalazi robot. Zatim se vrši ponovni odabir (eng. resampling) čestica (Rosenthal 2000). U ponovnom odabiranju stare čestice se brišu, a formiraju se nove, na osnovu verovatnoća starih. Posle određenog broja iteracija dolazi do grupisanja čestica. Tada dolazi i do lokalizacije. Partikl filter je metoda lokalizacije koja je veoma otporna na greške koje nastaju usled nepreciznih senzora i kretanja (Hardi 2012). Ova metoda se često koristi u kompleksnim prostorima i uslovima gde su ostale metode lokalizacije neuspešne.

Na uspešnost lokalizacije partikl filtrom veliki uticaj ima broj čestica (Hardi 2012). Ukoliko je broj čestica veći, robot će imati veću šansu da se lokalizuje na tačnoj lokaciji. Takođe, metoda ponovnog odabiranja direktno utiče na kompjutersku kompleksnost algoritma i na kvalitet koraka ponovnog odabiranja (Hol *et al.* 2006). Najpoznatije metode ponovnog odabiranja su multinominalna (eng. multinominal), sistematska (eng. systematic), slojevita (eng. stratified) i metoda ostatka (eng. residual).

U ovom radu je kroz simulaciju istraženo na koji način uspešnost lokalizacije zavisi od broja čestica, okruženja, kao i izabrane metode ponovnog odabiranja. Metode ponovnog odabiranja koje su primenjene u radu su sistematska metoda (SIS), slojevita metoda (STF), metoda ostatka u kombinaciji sa sistematskom metodom (RSIS) i

Svetislav Gajić (1999), Kragujevac, Sutjeska 3/23, učenik 3. razreda Prve kragujevačke gimnazije

Pavle Šoškić (1997), Kraljevo, Trg srpskih ratnika 3/23, učenik 4. razreda Gimnazije Kraljevo

MENTORI:

Vladimir Ranković, Microsoft Development Center Serbia

Damjan Dakić, student Elektrotehničkog fakulteta Univerziteta u Beogradu

metoda ostatka u kombinaciji sa slojevitom metodom (RSTF). Takođe je ispitano kako broj čestica utiče na broj koraka pri lokalizaciji i istražena je relacija između broja koraka i uspešnosti lokalizacije.

Partikl filter

Partikl filter je skup algoritama iz porodice Monte Karlo (Liu *et al.* 2016), koji se može koristiti za lokalizaciju robota u poznatom okruženju. Pri inicijalizaciji, algoritam nasumično rasporedi sve čestice po okruženju, sa uniformnom raspodelom. Svaka čestica predstavlja potencijalnu lokaciju robota. Zatim se za svaku česticu računa njena težina, koja predstavlja verovatnoću da se čestica nalazi na lokaciji robota. Težina čestice se računa poređenjem stanja robota i čestice. Zatim se vrši normalizacija. Težine pojedinačnih čestica se dele sumom težina svih čestica, tako da je zbir svih težina ukupno 1. Nakon toga se vrši ponovno odabiranje čestica. Nove čestice se biraju nad težinama starih. Ukoliko je stara čestica imala veću težinu, utoliko je veća verovatnoća da se nova čestica generiše u okolini te čestice. Kada se nova čestica generiše u okolini neke stare čestice, ona uzima njene pozicije na koje se dodaje mutacija. Nakon stvaranja novih čestica vrši se translacija, odnosno rotacija robota i čestica. Čestice vrše isto pomeranje kao robot, što podrazumeva i isto rastojanje pri translaciji i rotaciji za isti ugao. Posle odre-

đenog broja ponavljanja, brisanja starih, pravljenja novih čestica i pomeranja čestica, čestice se grupišu. Kada dođe do grupisanja svih čestica, dolazi do lokalizacije robota, gde aritmetička sredina svih čestica predstavlja poziciju robota. Na slici 1 prikazan je šematski prikaz jedne iteracije partikl filtra.

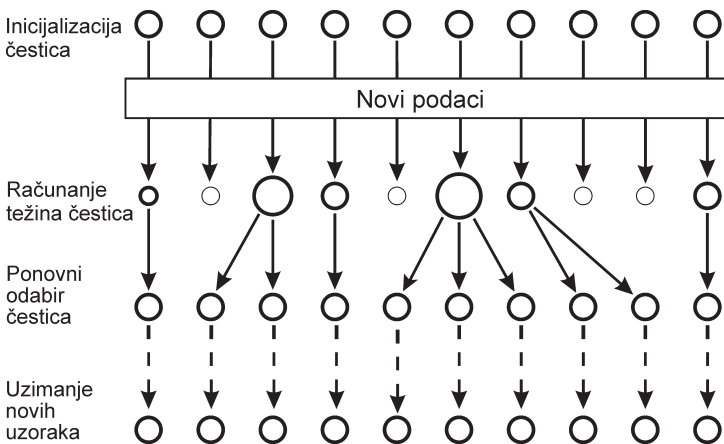
Ponovno odabiranje (eng. resampling) je u statistici bilo koja metoda koja radi jednu od sledećih stvari:

1. Procenu preciznosti uzoraka statistike pomoću podskupa raspoloživih podataka ili slučajno biranje novih podataka koristeći raspoložive podatke.
2. Potvrđivanje modela koristeći slučajne podgrupe.

Svaka čestica ima svoju težinu koja predstavlja verovatnoću da se ona nalazi gde i robot. Ponovno odabiranje kod partikl filtra se zasniva na pravljenju novih čestica nad nizom težina starih (Hol *et al.* 2006). Sve metode ponovnog odabiranja implementirane u simulaciji imale su istu računarsku složenost $o(N)$, gde je N broj čestica.

Sistematska metoda ponovnog odabiranja (eng. systematic resampling). Pri ovoj metodi se na samom početku rasporede sve težine čestica ω_i od 0 do 1, tako da svaka čestica ima svoj interval. Dužina intervala odgovara težini čestice (slika 2).

Nakon toga se generišu nove čestice, nova k -ta čestica se generiše u okolini stare čestice, či-



Slika 1. Šematski prikaz partikl filtra

Figure 1. Particle filter schematic



Slika 2. Šematski prikaz rasporeda težina

Figure 2. Weight distribution schematic

jem intervalu u_k pripada. Za svaku česticu u_k se računa na sledeći način:

$$u_k = \frac{(k-1) + r}{N} r \sim U[0, 1)$$

gde je r nasumičan broj između 0 i 1, za svako računanje u_k , r je isto. Primećujemo da je razlika:

$$u_k - u_{k-1} = \frac{1}{N}$$

Zaključujemo da kod sistematske metode ponovnog odabiranja oko čestica koje imaju težinu manju od $1/N$ može da se generiše najviše jedna nova čestica, a oko čestica koje imaju veću težinu od $1/N$ mora da se generiše najmanje jedna čestica.

Slojevita metoda ponovnog odabiranja (eng. stratified resampling). Na samom početku čestice se rasporede kao kod sistematske metode ponovnog odabiranja, tako svaka čestica ima interval od 0 do 1, koji odgovara njenoj težini. Zatim se za svaku k -tu česticu računa u_k i u okolini čestice, čijem intervalu pripada u_k , generiše nova čestica. u_k se računa na sledeći način:

$$u_k = \frac{(k-1) + r_k}{N} r_k \sim U[0, 1)$$

Za razliku od sistematske metode, u slojevitoj metodi ponovnog odabiranja pri svakom računanju u_k računa se novo r_k , tako da razlika između u_k i u_{k-1} nije fiksna, već varira u opsegu od 0 do $2/N$. Iz toga zaključujemo da oko čestica koje imaju manju težinu od $1/N$ može da se generiše više od jedne nove čestice, kao i da samo oko čestica koje imaju težinu veću od $2/N$ mora da se generiše barem jedna čestica.

Metoda ponovnog odabiranja ostatka (eng. residual resampling). Ova metoda ponovnog odabiranja se sastoji iz dva dela:

1. Metoda ostatka daje prednost česticama velikih težina, tako da svaka čestica koja ima težinu veću od $1/N$ dobija identičnu novu česticu, a težina takvih čestica se smanjuje za $1/N$ (gde je N broj čestica).
2. Nad ostalim česticama i težinama se vrši bilo koja druga metoda ponovnog odabiranja. Tako da metoda ostatka mora da se kombinuje sa drugim metodama ponovnog odabiranja.

Hipoteze

H1. Uspešnost lokalizacije sistematskom metodom ponovnog odabiranja će biti veća nego pri upotrebi slojevite metode ponovnog odabiranja.

H2. Kombinovanjem metode ostatka sa ostalim tipovima odabiranja povećaće uspešnost lokalizacije.

H3. Uspešnost lokalizacije zavisi od broja čestica, za svako okruženje i za svaku metodu ponovnog odabiranja. Sa porastom broja čestica, uspešnost lokalizacije će biti veća.

Hipoteza je zasnovana na referentnom radu (Hardi 2012). U ovom radu uspešnost lokalizacije sa 500 čestica se nalazila u opsegu od 10 do 20%, dok je na 10 000 čestica uspešnost lokalizacije bila veća od 90%.

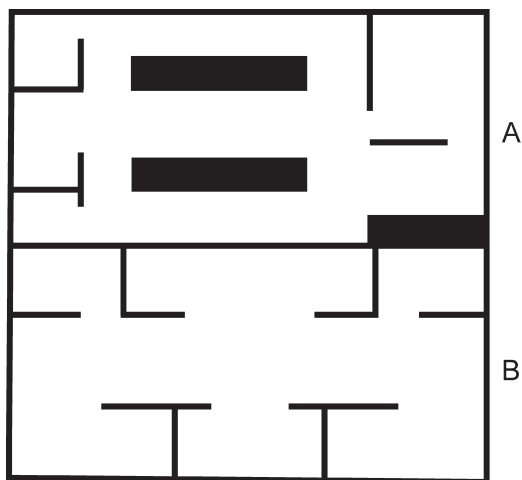
H4. Pri uspešnim lokalizacijama broj iteracija je veći u odnosu na broj iteracija pri neuspešnim lokalizacijama.

Kako se robot više kreće, imaće više informacija o relaciji između svoje pozicije i okruženja. Stoga je pretpostavljeno da ukoliko je broj koraka veći, verovatnoća da će lokalizacija biti uspešna će takođe biti veća.

Metod

Simulirana su dva različita okruženja prikazana na slici 3. Okruženje A sa slike 3 predstavlja uprošćenu laboratoriju za fiziku iz Istraživačke stanice Petnica. Okruženje B sa slike 3 predstavlja okruženje iz referentnog rada (Hardi 2012). Simulirana okruženja su bile veličine 800×400 jedinica.

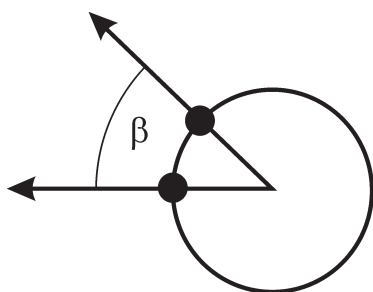
Na početku simulacije vrši se inicijalizacija čestica i robota. Za stvarnu poziciju robota birana je nasumična pozicija i nasumična orijentacija robota unutar simuliranog okruženja. Orijehtacija robota predstavlja pravac i smer u kom je



Slika 3. Simulirana okruženja

Figure 3. Simulated environments

robot okrenut. Predstavlja se kao ugao koji robot zaklapa sa pozitivnom x osom u opsegu od 0 do 2π . Robot se kreće nasumično po simuliranom okruženju. Kretanje robota se sastoji od rotacija i translacija. Pri svakom pokretu određuje se da li će se robot rotirati ili translirati. Ukoliko robot vrši rotaciju, određuje se smer rotacije. Robot na sebi ima dva virtuelna daljinomera (senzora), koji mere rastojanje do prve prepreke (slika 4). Levi daljinomer ima pravac i i smer koji odgovara orijentaciji robota. Desni daljinomer zaklapa konstantan ugao β sa levim daljinomerom.



Slika 4. Izgled robota sa dva daljinomera u simulaciji

Figure 4. Appearance of robot with two range finders during simulation

Sem robota, po okruženju se nasumično raspoređuje N čestica. Svaka čestica predstavlja potencijalnu lokaciju robota. Čestice imaju svoje pozicije, orijentacije i svoje daljinomere raspoređene kao i na robotu.

Računanje težine svake čestice $T(i)$ vrši se poređenjem merenja daljinomera robota i daljinomera svake čestice. Težina i -te čestice predstavljena je formulom:

$$T(i) = \frac{1}{|\mathbf{R}_1 - \mathbf{P}_1(i)|} \times \frac{1}{|\mathbf{R}_2 - \mathbf{P}_2(i)|}$$

gde $T(i)$ predstavlja težinu i -te čestice, \mathbf{R}_1 merenje robota sa prvog daljinomera, \mathbf{R}_2 merenje robota sa drugog daljinomera, $\mathbf{P}_1(i)$ predstavlja merenje i -te čestice sa prvog daljinomera, a $\mathbf{P}_2(i)$ predstavlja merenje i -te čestice sa drugog daljinomera.

Nakon računanja težine svake čestice, izvršava se normalizacija težina čestica. Svaka težina je podeljena sa zbirom težina svih čestica, tako da je zbir težina svih čestica posle normalizacije jednak 1.

Nad normalizovanim težinama radi se ponovni odabir. Za svaku novu česticu se pomoću jedne od metoda ponovnog odabiranja odredi u okolini koje čestice treba da se generiše. Ukoliko nova čestica sa indeksom i treba da se generiše u okolini čestice koja je imala koordinate $x(j)$, $y(j)$ i orijentaciju $\alpha(j)$, nova čestica će imati koordinate $x_n(i)$, $y_n(i)$ i orijentaciju $\alpha_n(i)$:

$$x_n(i) = x(j) + \Delta x(i), \text{ gde je } \Delta x(i) \sim U(-\Delta m, \Delta m)$$

$$y_n(i) = y(j) + \Delta y(i), \text{ gde je } \Delta y(i) \sim U(-\Delta m, \Delta m)$$

$$\alpha_n(i) = \alpha(j) + \Delta \alpha(i), \text{ gde je } \Delta \alpha(i) \sim U(-\Delta m_u, \Delta m_u)$$

pri čemu je Δm maksimalna mutacija koordinate nove čestice u odnosu na česticu oko koje se generiše, a Δm_u je maksimalna mutacija orijentacije nove čestice u odnosu na česticu oko koje se generiše.

Pošto su generisane nove čestice robot se pomera, tj. translira ili rotira. Svaka nova čestica vrši identično pomerenje kao robot. Ukoliko bi se robot rotirao udesno, svaka čestica bi se rotirala udesno za isti ugao. Zatim bi se ponovo računale težine čestica i ponavljao identičan postupak.

Simulacija se vrši do trenutka lokalizacije robota. Smatra se da je robot lokalizovan ukoliko je standardna devijacija po koordinatama i po orijentaciji svih čestica manja od Δm , odnosno

manja od Δm_u , respektivno. Lokalizacija se smatra uspešnom ukoliko je rastojanje robota i srednje vrednosti svih čestica po x i y osi manje od Δm i ako je razlika srednje vrednosti svih orijentacija i stvarne orijentacije manja od Δm_u .

Parametri koji variraju tokom merenja su: broj čestica, metoda ponovnog odabiranja i okruženje. Broj čestica varira logaritamski, gde je početni broj čestica 200, a pri svakom sledećem skupu merenja duplo veći. Najveći broj čestica za koji su vršena merenja je 12800. Merenja su vršena u dva okruženja (slika 3). Metode ponovnog odabiranja su:

1. Sistematska metoda (SIS),
2. Slojevita metoda (STR),
3. Metoda ostatka u kombinaciji sa sistematskom metodom (RSIS),
4. Metoda ostatka u kombinaciji sa slojevitom metodom (RSTR).

Za svaki skup parametara simulacija se izvršava 500 puta. Takođe, za svaki skup parametara računa se uspešnost lokalizacije, pri čemu se ona računa kao broj uspešnih lokalizacija kroz broj ukupnih lokalizacija tj. $U = P_u/500$, gde je P_u broj uspešnih lokalizacija, a U uspešnost lokalizacije. Uspešnost lokalizacije se izražava u procentima.

Fiksni parametri

Fiksni parametri simulacije koji opisuju sistem su:

- Ugao β između daljinomera na robotu i na česticama
Ovaj ugao je $\pi/3$.
- Pomeraj pri svakoj translaciji
Robot se pomera za 10 jedinica u pravcu i smeru svoje orijentacije. Ukoliko nije moguće izvršiti to pomeranje zbog prepreka, robot se rotira za π , odnosno menja smer svoje orijentacije.
- Ugao pri rotaciji
Robot pri svakoj rotaciji menja svoju orijentaciju za $\pi/6$ u već odabranom smeru.
- Maksimalna mutacija koordinate Δm
Pri svakom ponovnom odabiranju maksimalna mutacija koordinate je 10 jedinica.
- Maksimalna mutacija orijentacije Δm_u
Pri svakom ponovnom odabiranju maksimalna mutacija orijentacije je $\pi/10$.
- Verovatnoća odabira translacije ili rotacije

Rotacija i translacija imaju istu verovatnoću odabira, 50%.

- Verovatnoća odabira smera rotacije
Rotacija u levom smeru i rotacija u desnom smeru imaju istu verovatnoću odabira, 50%.

Rezultati

U tabeli 1 prikazani su rezultati istraživanja za okruženje A, a u tabeli 2 rezultati za okruženje B. Iz obe tabele, odnosno za oba okruženja, može da se zaključi da kod svakog metoda ponovnog odabiranja uspešnost lokalizacije raste sa rastom broja čestica.

Tabela 1. Uspešnost lokalizacije (u procentima) za okruženje A

Broj čestica	Metod			
	SIS	STF	RSIS	RSTF
200	12.0	9.8	13.0	10.0
400	19.0	21.0	22.0	20.2
800	32.8	30.6	42.6	38.6
1600	49.0	48.6	54.0	54.0
3200	70.0	64.2	74.2	70.6
6400	84.8	80.6	84.0	83.8
12800	91.4	85.0	95.2	92.4

Tabela 2. Uspešnost lokalizacije (u procentima) za okruženje B

Broj čestica	Metod			
	SIS	STF	RSIS	RSTF
200	13.0	10.0	10.8	10.4
400	22.0	20.2	21.8	17.0
800	42.6	38.6	37.2	33.2
1600	54.0	54.0	54.2	56.8
3200	74.2	70.6	77.4	74.6
6400	84.0	83.8	87.8	89.2
12800	95.2	92.4	96.4	95.0

Iz tabele 1 (okruženje A) se vidi da je uspešnost lokalizacije SIS metodom bolja od STF metode. Iz tabele 2 (okruženje B) se vidi da je uspešnost lokalizacije metodom SIS bolja od STF za sve razmatrane brojeve čestica. Iz tabele 1 (okruženje A) se vidi da je po pitanju uspešnosti lokalizacije metoda RSIS uspešnija od RSTF. Iz tabele 2 se vidi da ovo isto važi za okruženje B. Na ovaj način utvrđeno je da je metoda SIS bila bolja od metode STF u 93% slučajeva.

U okruženju A uspešnost lokalizacije metodom RSIS bolja je od uspešnosti lokalizacije metodom SIS. U okruženju B uspešnost lokalizacije metodom RSIS nije dala znatno bolje rezultate nego metoda SIS.

U okruženju A uspešnost lokalizacije metodom RSTF bolja je od metode STF. U okruženju B uspešnost lokalizacije metodom RSTF bolja je od metode STF, kada je broj čestica veći ili jednak 1600.

Na ovaj način je utvrđeno da kombinacija metode ostatka sa nekom drugom metodom u 75% slučajeva daje veću uspešnost nego sama ta metoda.

U tabeli 3 prikazane su aritmetičke sredine i standardne devijacije broja iteracija potrebnih da bi se došlo do uspešne ili neuspešne lokalizacije u zavisnosti od broja čestica, pri čemu su uzeta u obzir oba okruženja i sve četiri metode ponovnog odabiranja.

Tabela 3. Prosečan broj iteracija potreban za lokalizaciju

Broj čestica	Uspešna lokalizacija	Neuspešna lokalizacija
200	15±10	12± 8
400	18±12	14±8
800	22±14	16±10
1600	24±16	17±12
3200	24±17	18±12
6400	29±19	19±12
12800	25±16	19±13

Iz tabele 3 se vidi da su prosečne vrednosti broja iteracija potrebnih da bi se došlo do uspešne lokalizacije veće od broja iteracija kada dolazi do neuspešne lokalizacije, za sve vrednosti broja čestica.

Diskusija

Iz merenja je zaključeno da povećanje broja čestica dovodi do povećanja uspešnosti lokalizacije bez obzira na okruženje i na primenjenu metodu ponovnog odabiranja, povećani broj čestica dovodi do većeg procenta uspešnosti lokalizacije. Iz tabela 1 i 2 može se videti zavisnost uspešnosti lokalizacije od broja čestica za različita okruženja. Tabele pokazuju da je metoda SIS bolja od metode STF kada je broj čestica veći ili jednak 3200. Ove tabele takođe pokazuju da je metoda RSIS bolja od metode RSTF.

Pokazano je da je metoda ostatka u kombinaciji sa drugom metodom ponovnog odabiranja bolja no sama ta metoda ponovnog odabiranja kada je broj čestica veliki (12800). Međutim, za manji broj čestica ne postoji statistički značajno povećanje uspešnosti usled korišćenja metode ponovnog odabiranja ostatka.

Iz tabele 3 se vidi da kada broj čestica raste od 200 do 3200, raste i broj iteracija potrebnih da se dođe do lokalizacije. Kada broj čestica raste od 3200 do 12800 broj iteracija se ne povećava. Za sve brojeve čestica od 200 do 12800 srednja vrednost broja iteracija potrebnih da se dođe do neuspešne lokalizacije je manja od srednje vrednosti broja iteracija kod uspešnih lokalizacija. Robotu, uglavnom, manje vremena treba da se pogrešno lokalizuje nego da se tačno lokalizuje. Treba napomenuti da su standardne devijacije broja iteracija dosta velike.

Zaključak

Za svaki skup parametara, metode ponovnog odabiranja i okruženja u kome se lokalizacija izvršavala, uspešnost lokalizacije kod partikl filtra raste povećanjem broja čestica – povećani broj čestica direktno utiče na kompjutersku složenost partikl filtra. Veća uspešnost pri lokalizaciji zahteva bolje resurse. Od svih tesitiranih metoda ponovnog odabiranja (SIS, STF, RSIS i RSTF) metoda koja ima veću uspešnost lokalizacije od ostalih je RSIS. Metoda ostatka u kombinaciji sa nekom drugom metodom ponovnog odabiranja ne garantuje veću uspešnost lokalizacije. Iz dobijenih rezultata utvrđeno je da na uspešnost lokalizacije znatno veći uticaj ima broj čestica, nego izabrana metoda ponovnog odabiranja.

Utvrđeno je da je robotu u proseku potrebno više iteracija da se uspešno lokalizuje nego neuspešno. U radu je takođe utvrđeno da uspešnost lokalizacije zavisi od karakteristika okruženja u kome se izvršava lokalizacija. Relaciju između uspešnosti lokalizacije i karakteristika okruženja neophodno je dodatno ispitati.

Literatura

Hardi N. 2012. Lokalizacija robota u poznatom okruženju korišćenjem partikl filtra. *Petničke sveske*, 70: 142.

Hol J. D., Schon T. B., Gustafsson F. 2006. On resampling algorithms for particle filters. Department of electrical engineering Linköping university, SE-581 83, Linköping, Sweden

Fox D., Thrun S., Burgard W., Frank Dellaert B. 2001. Particle filters for mobile robot localization. U *Sequential Monte Carlo method in practice. Statistics for engineering and information science* (ur. A. Doucet *et al.*). Springer, str. 401-428.

Liu W., Yu J., Xu J. 2016. Study on the Adaptive Partial Systematic Resampling Algorithm of Particle Filter. U *Proceedings of the Third International Symposium on Computer Science and Computational Technology (ISCST '10) Jiaozuo, P. R. China*, str. 322-325.

Rosenthal J. S. 2000. Parallel computing and Monte Carlo algorithms. *Far East Journal of Theoretical Statistics*, 4: 207.

Thrun S. 2002. *Particle Filters in Robotics*. Pittsburgh: Carnegie Mellon University

formation about its location in the environment. The robot is moving around the environment using a random walk algorithm until an estimation about its location is made. The estimation is validated by measuring the distance between the estimation and the actual location. The following resampling methods were compared: systematic resampling, stratified resampling, residual resampling in combination with systematic resampling and residual resampling in combination with stratified resampling. Seven different amounts of particles were analyzed, starting at 200 particles and doubling up until 12800 particles. For each set of parameters the simulation was repeated 500 times. The success of localization represents the percentage of simulations in which the robot was successfully located. The most successful method of resampling is shown to be residual resampling in combination with systematic resampling. It is also shown that the quality of the localization depends on the number of particles present in the filter. If the number of particles is higher, the success of localization is higher in any environment and with any method of resampling. It was observed that the characteristics of the environment have an impact on the success of localization, and this finding should be further investigated.



Svetislav Gajić and Pavle Šoškić

Analysis of Resampling Algorithms Used in Particle Filters on the Example of Robot Localization

This paper covers the analysis of the effect that different resampling methods and particle count have on the success of localization of a robot using the particle filter. Comparisons were performed in a simulation, in which the robot was in a known environment and did not have in-