



**IEGULDĪJUMS TAVĀ NĀKOTNĒ**

**Projekts „Daudzāģentū robotizētas intelektuālas sistēmas  
tehnoloģijas izstrāde”  
Vienošanās Nr. 2010/0258/2DP/2.1.1.1.0/10/APIA/VIAA/005  
PVS ID 1528**

---

**Robotu pašlokālizācijas metode  
pielietojumiem iekštelpās**

---

# Saturs

1.	Ievads.....	2
1.1	Dokumenta mērķis.....	2
1.2	Darbības sfēra.....	2
1.3	Dokumenta pārskats .....	2
2.	Robotu pašlokālizācijas metodes izklāsts.....	3
2.1	Metodes būtība .....	3
2.1.1	Ievads un problēmas nostādne.....	3
2.1.2	Sensoru sapludināšana.....	4
2.1.3	Vizuālo marķieru izmantošana .....	5
2.1.4	Robota pozīcijas prognoze .....	6
2.2	Pielietojuma piemērs .....	7
3.	Noslēgums .....	11
3.1	Metode pielietojuma apraksts.....	11
3.2	Metodes aprobācija.....	11
4.	Atzinība .....	11
5.	Izmantotā literatūra.....	11

## **1. Ievads**

### **1.1 Dokumenta mērķis**

Dokumenta mērķis ir aprakstīt ERAF atbalstīta projekta «Daudzaģentu robotizētas sistēmas tehnoloģijas izstrāde un realizācija» projekta numurs: 2010/0258/2DP/2.1.1.1.0/10/APIA/VIAA/005 ietvaros izstrādātu robotu pašlokalizācijas metodi, kā arī aprakstīt konkrētu realizāciju īpatnības.

### **1.2 Darbības sfēra**

Dokuments ir daļa no augstāk minētā projekta nodevumu paketes un paredzēts to personu lietošanai, kas tieši saistīta ar projekta realizāciju un uzraudzību, kā arī visos gadījumos, ko paredz ERAF projektu finansēšanas un rezultātu publiskas pieejamības noteikumi.

### **1.3 Dokumenta pārskats**

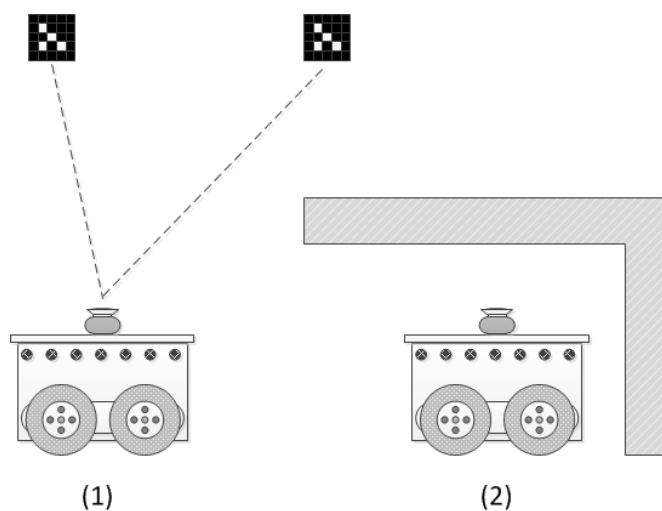
Dokuments organizēts šādi: 2. nodaļa sniedz izstrādātās metodes aprakstu, atdalot metodes būtības aprakstu no konkrēta pielietojuma apraksta. 3. nodaļa apraksta metodes aprobāciju.

## 2. Robotu pašlokalizācijas metodes izklāsts

### 2.1 Metodes būtība

#### 2.1.1 Ievads un problēmas nostādne

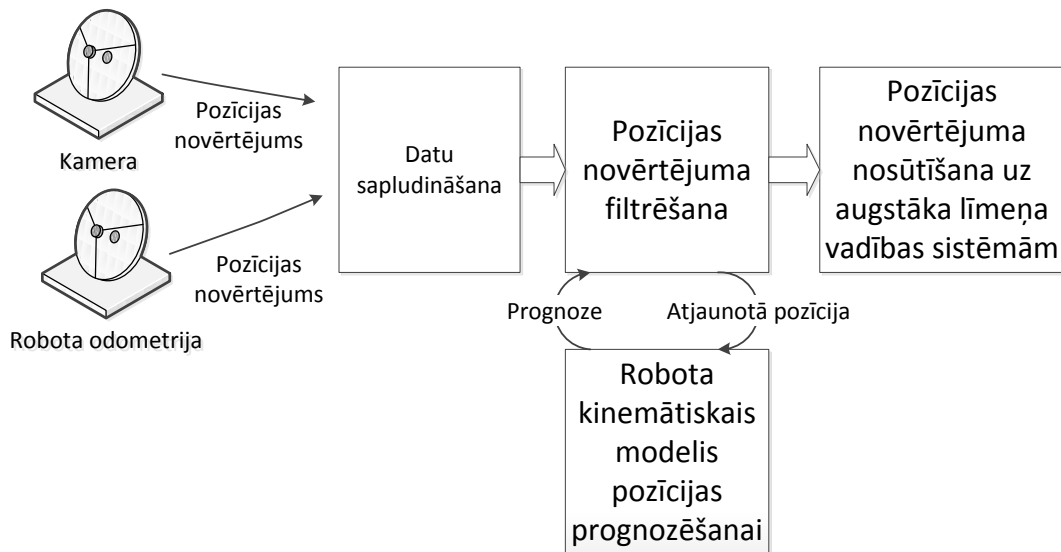
Lai arī kādi būtu robotu sistēmas risināmie uzdevumi, pašlokalizācija jeb spēja noteikt savu atrašanās vietu ir viens no būtiskākajiem jautājumiem, kas ir jāatrisina. Tas nepieciešams, lai nodrošinātu iespēju plānot savu kustības trajektoriju, kā arī izvairītos no sadursmēm ar šķēršļiem vai citiem robotiem. Šajā dokumentā aprakstītā pašlokalizācijas metode ir balstīta uz vizuālu un problēmsfēras ietvaros unikālu marķieru lietošanu, kas novietoti iepriekš zināmās pozīcijās. Kad robota sensori (kamas) atpazīst kādu no tiem, ir iespējams salīdzinoši precīzi aprēķināt paša robota atrašanās vietu globālajā koordinātu sistēmā. Diemžēl ne vienmēr ir iespējams nodrošināt nepārtrauktu marķieru redzamību robotam (skat. attēlu 1). Tādēļ šeit aprakstītā metode integrē uz marķieru atpazīšanu balstītu lokalizāciju ar signāla pārnese funkcijas balstītu lokalizāciju [1,2], šādi nodrošinot lokalizāciju arī tad, kad marķieri nav redzami. Metodes darbības pamatā ir pieņēmums, ka visi neprecīzie mērījumi, kas iegūti no robota sensoriem, atbilst normālam sadalījumam ap kādu patieso vērtību. Šis pieņēmums nodrošina iespēju aprēķināt robota pozīciju globālajās koordinātēs un tās varianci, izmantojot robota kinemātiskā modeļa aprēķinus laikā. Tādējādi galvenie robot sensoru, kas ir jāizmanto metodei veiksmīgai pielietošanai, ir kamera un robota odometrija (minimālā izpildījumā – riteņu pārveidojuma sensori).



1. Attēls. Marķieru redzamība - (1) vizuālie marķieri ir redzami, (2) marķieri nav redzami.

Atbilstoši iepriekš minētajam, katrā laika intervālā ir nepieciešams apvienot dažādu sensoru mērījumus vienotā robota pozīcijas novērtējumā [1,2]. Katrs konkrēts metodes pielietojums ir specifisks, tomēr visiem ir kopīgi sensoru vienlaicīgas pieejamības problēma, t.i. sensoru darbības principu vai fiziskās realizācijas dēļ to mērījumi nav pieejami vienlaicīgi. Tādēļ ir nepieciešamība papildus ieviest sensoru modeļus, kas ļauj laikā modelēt to rādījumus.

Atbilstoši 2. attēlā redzamajai shēmai, kopumā robotam ir vairāki datu avoti, kas var tikt izmantoti pozīcijas noteikšanai, tos sapludinot [4].



2. Attēls Pozīcijas noteikšanas process.

Pozīcijas novērtējuma filtrēšana nav aprakstītās metodes daļa, ļaujot izvēles brīvību metodes konkrētiem pielietojumiem.

### 2.1.2 Sensoru sapludināšana

Sensoru sapludināšana ir balstīta uz augstāk minēto normālā sadalījuma pieņēmumu. Šis pieņēmums ļauj būtiski vienkāršot sensoru sapludināšanas procesu.

#### Vienas dimensijas sensoru sapludināšana

Vienas dimensijas sensori nodrošina vienas konkrētas parādības mērījumu vienā dimensijā, piemēram ātrumu. Lai sapludinātu šādu sensoru mērījumus, metodes ietvaros tiek izmantota Gausa funkciju reizinājuma īpašība, kas nosaka, ka divu Gausa funkciju reizinājums ir cita Gausa funkcija.

Pieņemot, ka mērījums ir sadalīts ap kādu vidējo vērtību atbilstoši Gausa sadalījuma jeb normālā sadalījuma funkcijai [5]:

$$G(y, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

to reizinājums ir:

$$\prod_i G(y, \mu_i, \sigma_i^2) \propto G(y, \mu, \sigma^2) \quad (2)$$

, kur

$$\frac{1}{\sigma^2} = \sum_i \frac{1}{\sigma_i^2}; \quad \mu = \sum_i \frac{\mu_i}{\sigma_i^2} \quad (3)$$

Tādējādi jebkurus vienu fenomenu mērošu vienas dimensijas sensorus sapludina, izmantojot Gausa reizinājumu, kura pielietojuma efektivitāte ir izmantota PGM algoritmā [5].

#### Vairāku dimensiju sensoru sapludināšana

Vairāku dimensiju sensoru datu izkļedes ap patieso vērtību aprakstīšanai tiek izmantota kovariācijas matrica [6]:

$$C = \begin{bmatrix} \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & \sigma_x^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

, kur  $\sigma_y^2$  atbilstošās dimensijas mērījuma standartnovirzes kvadrāts jeb variance.

Galīgais novērtējums (vidējās vērtības un kovariācijas) tiek aprēķinātas atbilstoši [6] piedāvātajai metodei:

$$C = C_1 - C_1[C_1 + C_2]^{-1}C_1 \quad (5)$$

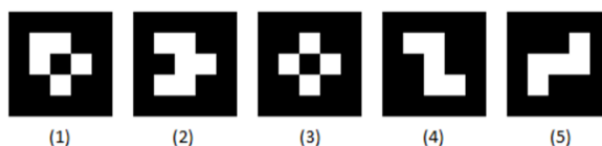
$$\hat{X} = \hat{X}_1 + C_1[C_1 + C_2]^{-1}(\hat{X}_2 - \hat{X}_1) \quad (6)$$

, kur  $\hat{X}_i$  i- tā mērījuma vidējā vērtība, bet  $C_i$  attiecīgā mērījuma kovariācijas matrica. Šeit aprakstītās metodes ietvaros mērījums ir robota pozīcija x,y koordinātēs, t.i. katrs mērījums ir vektors. Ja robota lokālā koordinātu plakne ir kādā leņķī  $\theta$  attiecībā pret globālo koordinātu plakni, tad nepieciešams piemērot atbilstošu rotāciju  $R(\theta)$  galīgā novērtējuma iegūšanai [6]:

$$C_f = R(\theta)^T C R(\theta) \quad (7)$$

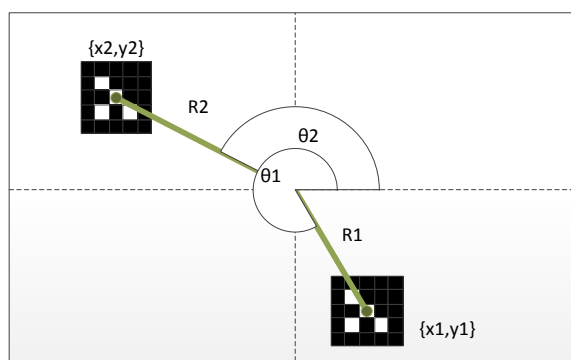
### 2.1.3 Vizuālo marķieru izmantošana

Lai nodrošinātu efektīvu robota pozīcijas noteikšanu globālajās koordinātēs, metodes ietvaros tiek izmantoti viena uzdevuma robežās unikāli vizuāli marķieri, kuru attēls atbilst rotācijas variantu prasībām – neatkarīgi no marķiera rotācijas, vienmēr var viennozīmīgi pateikt kāds ir rotācijas leņķis. Marķieru piemēri doti 3. attēlā [7]:



3. Attēls Marķieru piemēri: (1) un (2) – rotācijas varianti, bet (3),(4) un (5) rotācijas invarianti.

Atbilstoši avotā [7] aprakstītajai metodei, katrs atpazītais marķieris sniedz mērījumu polārajās koordinātēs attiecībā pret robota kameras kadra centru:



4. Attēls Marķieru koordinātes

Izmantojot katra marķiera zināmās globālās koordinātes un sensora sniegtās lokālās, attiecībā pret katru atpazīto marķieri tiek aprēķināta robota pozīcija  $[x,y,\theta]^T$ . Ņemot vērā avotā [8]

norādītās iespējamās kameras kļūdas, katru no pozīcijas novērtējumiem  $i$  apraksta ar pašu mērījumu un atbilstošu kovariācijas matricu:

$$C_i = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$\hat{X}_i = [x_i \quad y_i \quad \theta_i]^T \quad (9)$$

Galīgā novērtējuma iegūšanai, tiek izmantota iepriekš sniegtā vairāku dimensiju mērījumu sapludināšanas metode.

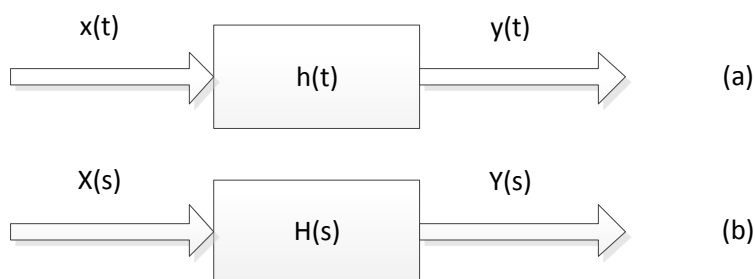
#### 2.1.4 Robota pozīcijas prognoze

Tradicionāli prognozēšanai tiek izmantoti precīzi kinemātiski modeļi, kas ļauj aprēķināt robota pozīcijas izmaiņas laikā. Tomēr šajos modeļos ir grūti ieviest kļūdas aprēķinus, kas raksturo robota mehānismu neprecizitātes, vai citu nevēlamus efektus, kā piemēram riteņu slīdēšanu.

Lai ņemtu vērā minētās novirzes no ideāla, metodes ietvaros tiek izmantota signāla atbildes funkcija, kuru piedāvā lineāru laika invariantu sistēmu teorija [9]. Atbildes funkcijas būtība slēpjas tās Laplasa transformācijā, kas transformē funkciju no laika telpas Laplasa telpā. Atbilstoši definīcijai funkcijas  $f(t)$  transformācija Laplasa telpā  $F(s)$  tik izteikta ar:

$$\mathcal{L}[f(t)] = F(s) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-st} dt, \quad (10)$$

, kur  $\mathcal{L}[f(t)]$  apzīmē no laika atkarīgas funkcijas  $f(t)$  Laplasa transformāciju,  $s$  – komplekss Laplasa mainīgais ar formu  $s = \sigma + j\omega$ ,  $F(s)$  – transformētā funkcija. Shematiski transformāciju var attēlot šādi:



5. Attēls funkcijas Laplasa transformācijas shēma

Signāla atbilde tiek definēta ar ieeju laika telpā  $x(t)$  un  $X(s)$  Laplasa telpā, signāla pārnese funkciju  $h(t)$  laika telpā un  $H(s)$  Laplasa telpā, kā arī izejas signālu  $y(t)$  laika telpā un  $Y(s)$  Laplasa telpā. Laplasa telpā signāla atbilde tiek definēta ar attiecību starp  $Y(s)$  un  $X(s)$ , bet laika telpā reizinājums tiek aizstāts ar konvolūciju [9]:

$$y(t) = h(t) * x(t) \Rightarrow Y(s) = H(s)X(s) \quad (11)$$

Konvolūcija tiek definēta ar šādu vienādojumu:

$$y(t) = x(t) * h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(t - \tau) d\tau \quad (12)$$

Ieejas signāla modelēšanai tiek izmantota sliekšņa funkcija, kas ir impulsa funkcijas integrālis:

$$u(t) = \int_{-\infty}^t \delta(\tau) d\tau, \quad u'(t) = \delta(t) \quad (13)$$

Ņemot vērā (13), ir iespējams pārveidot (12):

$$y(t) = x(t) * h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \delta(\tau)h(t - \tau)d\tau \quad (14)$$

Tādējādi, zinot ieejas (vadības) signālu iepriekšējos laika momentos, ir iespējams prognozēt izejas signālu nākošajos laika momentos.

Metode ietvaros par ieejas signālu tiek izmantoti vadības signāli robota dzinējiem, bet izejas signāls ir konkrēts riteņu griešanās ātrums, kas ļauj efektīvi modelēt sagaidāmos riteņu ātrumus.

Aplūkojot metodes pielietojumu diferencētas piedziņas robota pozīcijas prognozēšanai, uzdevums ir jāprecizē:

**Ieejas f-ja:**  $[v_l(t), v_r(t)]$ , kas norāda uz labā un kreisā riteņa ātrumu.

**Izejas f-ja:**  $[v(t), \omega(t)]$ , kur  $v(t)$  – robota lineārais ātrums, bet  $\omega(t)$  – leņķiskais ātrums.

Šāda problēmas nostādne ļauj mazināt nepieciešamo aprēķinu apjomu, šādi mazinot arī kopējo pozīcijas novērtējuma kļūdu.

Balstoties uz (11):

$$X(s) = \begin{bmatrix} v(s) \\ \omega(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{Lv}(s) & H_{Rv}(s) \\ H_{L\omega}(s) & H_{R\omega}(s) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} L(s) \\ R(s) \end{bmatrix} \quad (15)$$

, kur ieejas vektors ir pārrakstīts:  $[L(t), R(t)]$ .

Zinot, ka Laplasa transformācija matricai (16) ir matrica (17), kā arī ņemot vērā (11) un (12), sakarību (15) iespējams pārrakstīt laika telpā (18):

$$x(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathcal{L}[x(t)] = \begin{bmatrix} \mathcal{L}[x_1(t)] \\ \mathcal{L}[x_2(t)] \end{bmatrix} = X(s) \quad (17)$$

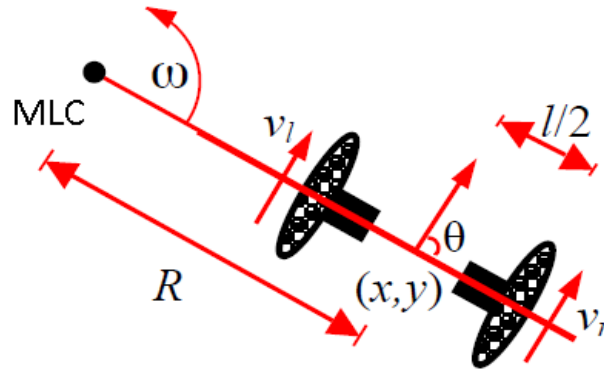
$$\begin{bmatrix} v(t) \\ \omega(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{d}{dt} u_{Lv}(t) * L(t) + \frac{d}{dt} u_{Rv}(t) * R(t) \\ \frac{d}{dt} u_{L\omega}(t) * L(t) + \frac{d}{dt} u_{R\omega}(t) * R(t) \end{bmatrix} \quad (18)$$

Sakarībā lietotās funkcijas  $u_{Lv}(t)$ ,  $u_{Rv}(t)$ ,  $u_{L\omega}(t)$  un  $u_{R\omega}(t)$ , tiek iegūtas empīriskā ceļā, ieslēdzot katru no robota motoriem ar pilnu jaudu un ievācot  $v(t)$  un  $\omega(t)$  vērtības līdz brīdim, kad beidzas pārejas procesi, t.i. minētās vērtības vairs nemainās laikā.

## 2.2 Pielietojuma piemērs

Lai ilustrētu metodes pielietojumu, tiks izmantots diferencētas piedziņas robots iRobot Roomba putekļusūcējs, kas shematiski attēlots šādā attēlā:





6. Attēls. Diferencētas piedziņas robota iRobot Roowmba shēma.

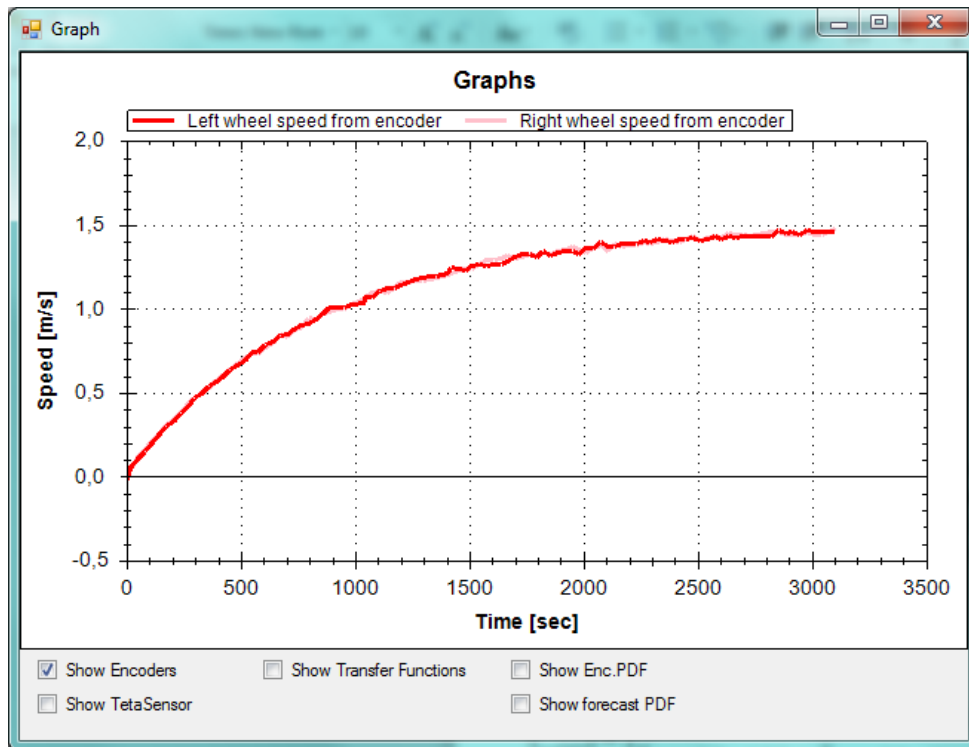
Galvenie robota kustības parametri ir robota lineārai un leņķiskais ātrums,  $\hat{X} = [v(s), \omega(s)]^T$ , kas to mērījumu kļūdas dēļ ir aprakstāmi kā normāli sadalīti nejauši mainīgie:  $\sim N(\mu_\omega, \sigma_\omega^2)$  un  $\sim N(\mu_v, \sigma_v^2)$ .

Pilns robota kinemātiskais modelis aprakstāms šādi:

$$\hat{X}_{t+1} = \begin{cases} \begin{bmatrix} x_t + v \cdot \Delta t \cdot \cos(\theta_t) \\ y_t + v \cdot \Delta t \cdot \sin(\theta_t) \\ \theta_t \end{bmatrix}, & \omega = 0 \\ \begin{bmatrix} x_t - R \cdot \sin(\theta_t) + R \cdot \sin(\theta_t + \omega \cdot \Delta t) \\ y_t + R \cdot \cos(\theta_t) - R \cdot \cos(\theta_t + \omega \cdot \Delta t) \\ \theta_t + \omega \cdot \Delta t \end{bmatrix}, & \omega \neq 0 \end{cases} \quad (19)$$

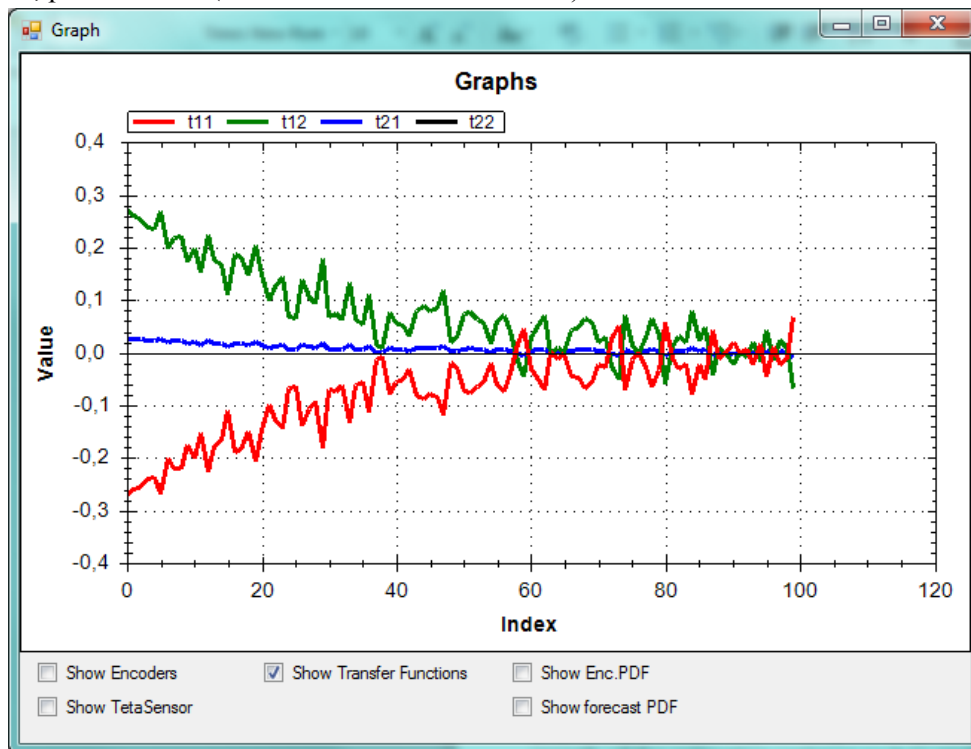
, kur  $R = v/\omega$ .

Lai iegūtu signāla pārnese funkcijas, nepieciešams katru no motoriem ieslēgt uz pilnu jaudu un mērīt riteņu griešanās ātrumus, līdz beidzas pārejas procesi, t.i. riteņu griešanās ātrums sasniedz maksimālo vērtību. Zemāk norādītajā grafikā var redzēt konkrēta robota riteņu ātrumu izmaiņu grafikus:



7. Attēls. Robota riteņu griešanās ātrumu izmaiņu grafiki (iegūts no eksperimentu veikšanas programmatūras)

Vienlaicīgi tiek iegūtas signālu pārnese funkcijas, kas ir 7. attēlā redzamo funkciju atvasinājumi lineārajam ātrumam, kā arī aprēķināti leņķiskajam ātrumam, izmantojot sakarību  $R = v/\omega$ , pie zināma R (konstante konkrētam robotam):



8. Attēls. Signāla pārnese funkcijas (iegūts no eksperimentu veikšanas programmatūras)

8. attēlā: t11 attēlo  $u_{Lv}(t)$ , t12 attēlo  $u_{Rv}(t)$ , t21 attēlo  $u_{L\varphi}(t)$  un t22 attēlo  $u_{R\varphi}(t)$ , kas tiek izmantoti sakarībā (18), lai iegūtu attiecīgos ātrumus.

Pēc tam, tiek izmantota sakarība (19), lai precīzi prognozētu robota pozīciju pēc konkrēta lika momenta.

## 3. Noslēgums

### 3.1 Metode pielietojuma apraksts

Lai metodi pielietotu praktisku uzdevumu risināšanai ir jāņem vērā šādas īpatnības:

- 1) Ne visiem robotiem ir pieejami kinemātiskie modeļi, kas ļauj aprēķināt konkrētu pozīciju. Piemēram, kāpurķēžu robotiem šādā izpildījumā metode nav pielietojama;
- 2) Metodes ietvaros tiek pieņemts, ka visi nejausās dabas mainīgie var tikt aprakstīti ar Gausa jeb normālā sadalījuma palīdzību. Tas nodrošina ērtu sakarības (19) izmantošana, lai iegūtu vienu konkrētu pozīciju. Tomēr praktiskie eksperimenti (skat. aprobāciju) ar daļiņu mākoņiem skaidri parāda, ka kopumā pozīcijas izkliede neatbilst normāli sadalītam nejausam mainīgam. Tādēļ metodes autori iesaka to izmantot konkrētas pozīcijas noteikšanai tikai tad, ja daļiņu mākoņa pielietošana nav ērta aprēķinu apjoma vai citu iemeslu dēļ. Paši metodes autori to izmanto tikai daļiņu mākoņa modelēšanas mērķiem, kas ļauj daudz precīzāk novērtēt konkrētu robota pozīciju.

### 3.2 Metodes aprobācija

Metode aprobēta:

Agris Nikitenko, Aleksis Liekna, Martins Ekmanis, Guntis Kulikovskis, Ilze Andersone, “Integrated robot localization approach for indoor robotic systems”, (accepted for publication)

## 4. Atzinība

Metodes izstrādi finansē ERAF projekta «Daudzaģentu robotizētas sistēmas tehnoloģijas izstrāde un realizācija» projekta numurs: 2010/0258/2DP/2.1.1.1.0/10/APIA/VIAA/005 ietvaros.

## 5. Izmantotā literatūra

- [1] J.R.Raol Multi-Sensor Data fusion with MATLAB, CRC Press 2010, 534 pages.
- [2] D.L.Hall, J.Llinas Handbook of multisensory data fusion, CRC Press, 2001, 537 pages.
- [3] <http://www.irobot.com/us/robots/home/roomba.aspx> cited: 16.08.2012.
- [4] H.B. Mitchell Data Fusion: Concepts and Ideas, Springer – Verlag, 2010, 348 pages.
- [5] C.Chen and company A Pairwise-Gaussian-Merging Approach towards Genome Segmentation for Copy Number Analysis, World Academy of Science, Engineering and Technology, 2009, 54p.
- [6] A.W.Stroupe, M.C.Martin, T.Balch Distributed Sensor Fusion for Object Position Estimation by Multi-Robot Systems, Proceedings of ICRA IEEE vol.2., 2001, pp 1092 - 1098
- [7] A.Bradski, A.Kaehler Learning OpenCV: Computer vision with the OPenCV Library, O'Reilly Media, 2008, 555 pages.
- [8] C.L.Phillips, J.M.Parr Signals, Systems and Transforms: 4th edition, Pearson Education, 2008, 795 pages
- [9] G. Dudek and M. Jenkin *Computational Principles of Mobile Robotics*, Cambridge: Cambridge University Press, 2000