

УНИВЕРЗИТЕТ У БЕОГРАДУ
- МАШИНСКИ ФАКУЛТЕТ -
БРОЈ: 2402/2
ДАТУМ: 14.12.2012.

На основу захтева руководиоца пројекта проф.др Бојана Бабића бр. 2402/1 од 13.12.2012. године и чл. 12.5 Статута Машинског факултета, Истраживачко стручно веће на седници од 13.12.2012. године, донело је следећу

ОДЛУКУ

Да се за рецензенте Техничког решења рађеног у оквиру пројекта ТР 35004, под насловом: **„Нови алгоритам за симултано оцењивање положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката базиран на неуронском линеаризованом Калмановом филтру и сензорској информацији добијеној од калибрисане камере“**, чији су аутори: Најдан Вуковић, дипл.инж.маш., проф.др Зоран Миљковић, Марко Миитић, дипл.инж.маш. и асист. Милица Петровић, дипл.инж.маш., именују:

- проф.др Жарко Ћојбашић, Машински факултет у Нишу и
- доц.др Радиша Јовановић.

Одлуку доставити: Министарству просвете, науке и технолошког развоја РС, рецензентима и архиви Факултета ради евиденције.

ПРОДЕКАН
ЗА НАУЧНОИСТРАЖИВАЧКУ ДЕЛАТНОСТ



Проф.др Војкан Лучанин

ТЕХНИЧКО РЕШЕЊЕ: Нова метода (M85)

Нови алгоритам за симултано оцењивање положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката базиран на неуронском линеаризованом Калмановом филтру и сензорској информацији добијеној од калибрисане камере

Најдан Вуковић¹, Зоран Миљковић², Марко Митић³, Милица Петровић⁴

1. ОБЛАСТ НА КОЈУ СЕ ТЕХНИЧКО РЕШЕЊЕ ОДНОСИ

Нова метода припада области производних технологија и решава проблем симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у технолошком окружењу током обављања транспортног задатка у оквиру система унутрашњег транспорта сировина, полуфабриката, материјала и готових делова. Техничко решење – нова метода настало је као резултат дугогодишњег научноистраживачких рада и сарадње са производно оријентисаним пословним системима у току које су опажени основни недостаци досадашњег начина обављања унутрашњег транспорта [1-4]. Метода је базирана на новом алгоритму оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката применом неуронског линеаризованог Калмановог филтра (НЛКФ) уз коришћење система препознавања на бази камере за аквизицију сензорске информације. Неуронски линеаризовани Калманов филтар представља резултат интеграције линеаризованог Калмановог филтра са вештачком неуронском мрежом [5] и омогућава моделирање непознатих недетерминистичких утицаја у реалном времену модификацијом параметара вештачке неуронске мреже.

2. ТЕХНИЧКИ ПРОБЛЕМ

Проблем симултаног оцењивања положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката представља комплексан проблем у домену роботике као научно-техничке дисциплине. Од самог почетка истраживања у овој области [6] па до последњих значајних резултата [7-10] проблем се показао као изразито комплексан, али након 20 година истраживања може се констатовати да је основа проблема у математичком смислу постављена.

Интелигентни унутрашњи транспорт у технолошком окружењу подразумева аутономност у погледу сталног надзора од стране оператера. Уколико би за сваки наредни транспортни план и задатак оператер ручно уносио почетне координате положаја мобилног робота, положаје свих карактеристичних објеката у окружењу, положаје машина алатки и међускладишта, као и планирану путању кретања, неминовно би дошло до грешке приликом уноса. С друге стране, унутрашњи транспорт базиран на оваквом типу мобилних робота се не би значајно разликовао од аутоматски вођених робоколица (у конвенционалном погледу). Концепт интелигентног унутрашњег транспорта, заснован на примени мобилних робота, подразумева да мобилни робот у сваком тренутку током кретања може да одреди свој положај у односу на произвољно изабран спољашњи референтни координатни систем [11-13].

Проблем симултаног оцењивања положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката у окружењу се може представити следећим питањем: „Да ли је могуће поставити мобилни робот у потпуно непознато окружење, на непознату позицију са непознатом оријентацијом, а да робот самостално започне постепено оцењивање положаја карактеристичних објеката у окружењу, на основу чега ће истовремено и вршити одређивање сопственог положаја?” [11]. Већ се у оваквој формулацији полазног проблема назире комплексност основног задатка: развити такав алгоритам оцењивања, који би симултано оцењивао положај мобилног робота на основу непознатог положаја карактеристичних објеката и положај карактеристичних објеката на основу непознатог положаја мобилног робота. Решење овог проблема би допринело подизању нивоа аутономности мобилног робота у погледу потребе за сталним надзором од стране оператера.

3. ПОСТОЈЕЋЕ СТАЊЕ

На самом почетку истраживања и током 1990-тих већина истраживача је била сконцентрисана на примену сензора растојања (ултразвучни сензори или ласери) као спољашњих сензора за аквизицију сензорске информације из окружења [6-9]. Иако је у овом периоду постигнут завидан ниво аутономности мобилних робота у погледу способности самосталног оцењивања положаја, неки сегменти полазног проблема су и даље остали недовољно истражени. Један од разлога споријег напретка представља и употреба сензора растојања због ограничења у виду количине информација и типа расположивих информација. Међутим, у

¹ Истраживач сарадник, Иновациони центар Машинског факултета у Београду, nvukovic@mas.bg.ac.rs

² Редовни професор, Универзитет у Београду-Машински факултет, zmiljkovic@mas.bg.ac.rs

³ Истраживач сарадник, Универзитет у Београду-Машински факултет, mmitic@mas.bg.ac.rs

⁴ Асистент, Универзитет у Београду-Машински факултет, mmmpetrovic@mas.bg.ac.rs

последњих неколико година приметна је тенденција да је све више истраживачких резултата базирано на примени камере као спољашњег сензора. У односу на сензоре растојања, количина и врста сензорских информација које могу да буду употребљене након аквизиције и процесирања већа је код система препознавања базираних на камери [10,12,13]. Примена мобилних робота подразумева интеграцију система препознавања на бази камере са унутрашњим сензорима мобилног робота, односно интеграција камере и енкодера (нпр. као у [10]). Применом концепта интеграције две врсте сензорске информације може се успоставити основни проблем, разматран у овом поглављу.

Грешке које настају услед одометријске оцено значајно утичу на тачност оцењивања. Методе калибрације системских грешака, као што је метод представљен у [14], могу одредити ред величине ових грешака. Међутим, с обзиром на то да је у питању тест који се спроводи у *off-line* режиму, неопходно је за сваку могућу промену конфигурације мобилног робота спровести процедуру калибрације параметара. Транспорт различитих типова радних предмета подразумева калибрисање системских параметара мобилног робота за сваку од могућих конфигурација. У том смислу, да би се мобилни роботи применили за унутрашњи транспорт материјала, сировина, полуфабриката и готових делова неопходно је применити методе које врше оцењивање грешака у реалном времену током кретања. Примери оваквих метода су [15-16] где је основни проблем оцењивања положаја мобилног робота (локализације) моделиран уз примену уобичајене процедуре теорије оцењивања у виду проширивања вектора стања додатним параметрима. Методе су базирани на линеаризованом Калмановом филтру чији вектор стања формирају положај мобилног робота и параметри системских одометријских грешака.

Поред системских грешака потребно је моделирати и несистемске грешке, што ниједна од поменутих метода не омогућава. Један од првих резултата у овом смеру је [16], где је приказан ЛКФ алгоритам који симултано, у реалном времену, оцењује и системске и несистемске грешака. Међутим, поред оцењивања положаја мобилног робота и параметара одометријског модела, неопходно је отићи корак даље, односно увести и положаје карактеристичних објеката у анализу. ЛКФ алгоритам у коме елементи вектора стања чине: положај мобилног робота, положај карактеристичних објеката и параметри одометрије приказан у је [17]. Релевантни истраживачки извори у којима су развијене методе које у реалном времену оцењују грешку одометрије пријављују боље резултате од уобичајених приступа. Претходна анализа стања у области показује да усвојени математички модел кретања мобилног робота може бити побољшан у погледу више тачности када се вектору стања додају одговарајући одометријски параметри. У том смислу, примена вештачких неуронских мрежа за оцену грешака полазног математичког модела у реалном времену представља нови корак у побољшању постојећег стања. Основна идеја примене вештачке неуронске мреже огледа се у чињеници да је могуће успоставити везу између кретања мобилног робота и непознатих утицаја преко функционалне зависности.

Важно је уочити основну разлику између представљених истраживачких резултата и приступа базираног на примени НЛКФ алгоритма за симултано оцењивање положаја мобилног робота и карактеристичних објеката. С обзиром на то да свака усвојена апроксимација неминовно резултира појавом грешке у систему, НЛКФ треба да моделира полазни модел кретања мобилног робота. Остали истраживачки резултати [6-10,14-17] анализирају друге аспекте полазног проблема. Претрагом релевантних литературних извора установљено је да резултати, остварени у оквиру спроведених истраживања, представљају први покушај решавања проблема симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу применом неуронског линеаризованог Калмановог филтра уз аквизицију сензорске информације од камере.

4. ДЕТАЉАН ОПИС

У наставку је дат детаљан приказ елемената алгоритма. Једначине „стандардног” линеаризованог Калмановог филтра имају следећи облик:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_{k|k} &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})) \\ \mathbf{P}_{k|k} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} ; \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}\end{aligned}\quad (1)$$

$\mathbf{z}_k$ представља мерења извршено у кораку k , $\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})$ је сензорски модел, $\mathbf{H}_k$ је Јакобијан функције мерења, $\mathbf{R}_k$ матрица коваријанси шума мерења, а $\mathbf{K}_k$ је појачање филтра. Да би применили алгоритам неопходно је дефинисати вектор стања $\hat{\mathbf{x}}_k$, функцију која одређује његову промену током времена $\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})$ и сензорски модел $\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})$. На основу ових информација могуће је одредити одговарајуће Јакобијане; вектор стања чине положај мобилног робота ($\mathbf{x}_v$), вектор свих параметара вештачке неуронске мреже ($\mathbf{x}_w$) и позиције карактеристичних објеката ($\mathbf{x}_m$), односно $\mathbf{x} = [(\mathbf{x}_v)^T (\mathbf{x}_w)^T (\mathbf{x}_m)^T]^T$. Основни алгоритам НЛКФ-а дат је табели бр. 1.

Табела 1: Псеудокод неуронског линеаризованог Калмановог филтра уз аквизицију информација од камере.

1. **Алгоритам** **НЛКФ** ($\mathbf{x}_{k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{z}_k$)
2. $\mathbf{P}_{0|0} = \text{diag}(\varepsilon_{\sigma_{xx}}^2, \varepsilon_{\sigma_{ww}}^2, \varepsilon_{\sigma_{mm}}^2); \mathbf{C}_u = \text{diag}(\varepsilon_{\sigma_v}^2, \varepsilon_{\sigma_\theta}^2); \mathbf{R} = \text{diag}(\varepsilon_{\sigma_r}^2, \varepsilon_{\sigma_\phi}^2, \varepsilon_{\sigma_s}^2);$
3.
$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) = \underbrace{\begin{bmatrix} x_{r,k-1} \\ y_{r,k-1} \\ \theta_{r,k-1} \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{\Delta s_d + \Delta s_l}{2} \cos(\theta + \frac{\Delta s_d - \Delta s_l}{2b}) \\ \frac{\Delta s_d + \Delta s_l}{2} \sin(\theta + \frac{\Delta s_d - \Delta s_l}{2b}) \\ \frac{\Delta s_d - \Delta s_l}{b} \end{bmatrix}}_{\substack{\text{теоријски модел кретања мобилног робота } \mathbf{f}_M(\cdot) \\ \text{НЛКФ модел кретања}}} + \mathbf{g}(\mathbf{w}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k)$$
4.
$$\nabla_{\hat{\mathbf{x}}} \mathbf{f}(\cdot) = \begin{bmatrix} \nabla_{\hat{\mathbf{x}}_v} \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \nabla_{\hat{\mathbf{x}}_v} \mathbf{g}(\mathbf{w}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) & \nabla_{\hat{\mathbf{x}}_w} \mathbf{g}(\mathbf{w}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_w & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_m \end{bmatrix}$$
5.
$$\nabla_u \mathbf{f} = \begin{bmatrix} \nabla_u \mathbf{f}(\cdot) + \nabla_u \mathbf{g}(\cdot) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$$
6. $\mathbf{P}_{xx,k|k-1} = \nabla_{\hat{\mathbf{x}}} \mathbf{f} \mathbf{P}_{xx,k|k-1} \nabla_{\hat{\mathbf{x}}} \mathbf{f}^T + \nabla_u \mathbf{f} \mathbf{C}_u \nabla_u \mathbf{f}^T$
7. $\text{image} = \text{take_image}(\cdot); \mathbf{z}_k^i = \text{find_features}(\text{image});$
10. $\text{for all observed features } \mathbf{z}_k^i = [u_k^i \ v_k^i \ s_k^i]^T \text{ do}$
11. $\text{for all features in } \mathbf{x}_m \text{ do}$
12. $[u_p^m \ v_p^m \ s_p^m] = \text{predict_appearance}(\mathbf{x}_m)$
13. end for
14. $[u_p^n \ v_p^n \ s_p^n] = \text{match_predicted_with_seen}([u_p^m \ v_p^m \ s_p^m], \mathbf{z}_k^i)$
15. $\text{if } \rho_{sl} > \rho_{sln}^{gr}$
16. $n - \text{th feature successfully identified}$
17. $\hat{\mathbf{z}}_k^n = \mathbf{h}_p^s = \mathbf{R}_w^s [\rho(\mathbf{p}_n - \mathbf{r}^s) + \mathbf{m}_n(\alpha_n, \beta_n)];$
18.
$$\mathbf{H}_k^n = \nabla_{\mathbf{x}} \hat{\mathbf{z}}_k^n = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial \mathbf{h}_1}{\partial \mathbf{x}} \right)^T & \dots & \left(\frac{\partial \mathbf{h}_m}{\partial \mathbf{x}} \right)^T \end{bmatrix}^T$$
19. $\mathbf{K}_k^n = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^n (\mathbf{H}_k^n \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^n^T + \mathbf{R})^{-1}$
20. $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k^n (\mathbf{z}_k^n - \hat{\mathbf{z}}_k^n); \mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^n \mathbf{H}_k^n) \mathbf{P}_{k|k-1}$
21. end if
22. $\text{if feature never seen before}$
23. $\boldsymbol{\lambda} = [x_i \ y_i \ z_i \ \alpha \ \beta \ \rho]^T$
24.
$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \begin{bmatrix} (\hat{\mathbf{x}}_{k|k})^T & (\boldsymbol{\lambda})^T \end{bmatrix}^T; \mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{J}_{aug} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{k|k-1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \sigma_\rho \end{bmatrix} \mathbf{J}_{aug}^T;$$
25. end if
26. end for
27. **return** $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}$

Оваква формулација вектора стања је уобичајена литератури [11]. Основна разлика између ЛКФ и НЛКФ алгоритама оцењивања положаја је у кораку предикције (табела бр.1, ред бр. 3).

Вештачка неуронска мрежа у кораку предикције генерише оцену грешке између стварног кретања мобилног робота и математичког модела кретања:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{v(k|k-1)} \\ \hat{\mathbf{x}}_{w(k|k-1)} \\ \hat{\mathbf{x}}_{m(k|k-1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_M(\cdot) + \mathbf{x}_{vnet} \\ \hat{\mathbf{x}}_{w(k|k-1)} \\ \hat{\mathbf{x}}_{m(k|k-1)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

где је $\mathbf{f}_M$ теоријски модел кретања задат једначином на основу одометрије (табела бр.1, ред бр. 3). $\mathbf{x}_{vnet} = \mathbf{g}(\cdot)$ је вештачка неуронска мрежа (ВНМ): улазни вектор у ВНМ сачињавају оцена положаја мобилног робота у $k-1$ ($\hat{\mathbf{x}}_{v(k-1|k-1)}$) и вектор управљања $\mathbf{u}_k = [\Delta s_l \ \Delta s_d]^T$, чији елементи су енкодерска читавања на левом и десном точку, а излазни вектор ВНМ је осена грешке модела кретања $\mathbf{x}_{vnet} = \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{v(k-1|k-1)}, \hat{\mathbf{x}}_{w(k-1|k-1)}, \mathbf{u}_k)$ (табела бр.1, ред бр. 3); $\hat{\mathbf{x}}_{w(k-1|k-1)}$ је матрица свих тежинских односа ВНМ. Предикција стања врши се само за положај мобилног робота; параметри вештачке неуронске мреже нису функција кретања робота, па самим тим и њихова предикција је једнака претходној вредност након извршене модификације. Увођењем вештачке неуронске мреже неопходно је проширити Јакобијан модела кретања:

$$\mathbf{G} = \nabla_{\hat{\mathbf{x}}} \mathbf{f}(\cdot) = \begin{bmatrix} \nabla_{\hat{\mathbf{x}}_v} \mathbf{f}_M(\cdot) + \nabla_{\hat{\mathbf{x}}_v} \mathbf{g}(\cdot) & \nabla_{\hat{\mathbf{x}}_w} \mathbf{g}(\cdot) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_w & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_m \end{bmatrix} \quad (3)$$

где први елемент Јакобијана $\nabla_{\hat{\mathbf{x}}_v} \mathbf{f}_M(\cdot) + \nabla_{\hat{\mathbf{x}}_v} \mathbf{g}(\cdot)$ представља извод модела кретања у односу на положај мобилног робота, а $\nabla_{\hat{\mathbf{x}}_w} \mathbf{g}(\cdot)$ је Јакобијан вештачке неуронске мреже у односу на параметре саме мреже. Остали елементи Јакобијана модела кретања мобилног робота су или нула матрица или јединичне матрице одговарајућег типа:

$$\mathbf{M} = \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{f}(\cdot) = \begin{bmatrix} \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{f}_M(\cdot) + \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{g}(\cdot) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (4)$$

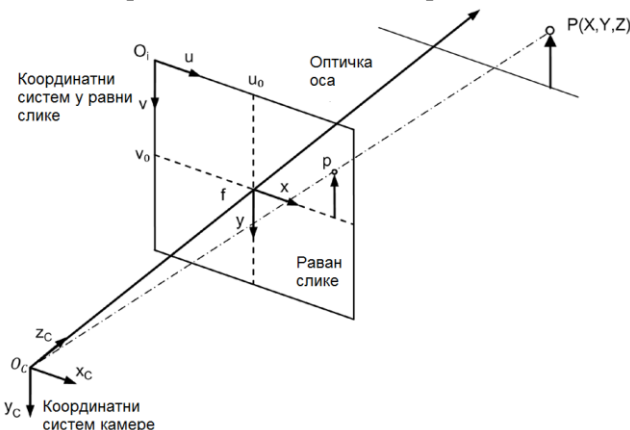
Корак предикције НЛКФ алгоритма завршава се предикцијом матрице коваријанси:

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{G} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{G}^T + \mathbf{M} \mathbf{C}_u \mathbf{M}^T \quad (5)$$

где $\mathbf{C}_u$ представља матрицу коваријанси управљања.

Модел камере

Модел који је коришћен за дефинисање прикупљања информација од камере је *модел инфинитезимално малог отвора бленде*. За детаљан приказ овог модела (као и осталих) погледати [18].



Слика 1 Модел инфинитезимално малог отвора бленде камере.

На слици 1 је дат графички приказ модела инфинитезимално малог отвора бленде кога чине:

- **оптичка оса** – замишљена оса која се поклапа са X осом локалног координатног система камере. Оптичка оса представља Z осу сензорског координатног система камере S;
- **раван слике** – раван на којој је кодирана информација о тродимензионалном простору. Паралелна је равни која је одређена са друге две координатне осе X и Y сензорског координатног система камере. Тачка пресека оптичке осе и равни слике назива се оптички центар камере (u_0, v_0);

- **фокална дужина f** – раздаљина од сензорског координатног система до равни слике [pxl].

Нека је дата произвољна тачка P испред камере, која је једнозначно дефинисана координатама (X, Y, Z) у S. Тачка продора праве која спаја координатни почетак S и тачку P и равни слике одређује тачку p. Тачка p представља пројекцију P која се налази у тродимензионалном простору испред камере на раван слике. Уобичајена конвенција је да се координатне осе равни слике усвајају у горњем левом углу, тако да је

јединични вектор хоризонталне осе усмерен са леве на десну страну, док је јединични вектор вертикалне осе усмерен на доле (u и v осе).

Координате тачке P су $\mathbf{h}_P = [h_{Px} \ h_{Py} \ h_{Pz}]^T$, а координате тачке $\mathbf{p} = [x_c \ y_c \ f]^T$ продора праве p кроз раван слике се једноставно одређује на основу Талесове теореме: $\frac{h_{Px}}{h_{Pz}} = \frac{x_c}{f}$; $\frac{h_{Py}}{h_{Pz}} = \frac{y_c}{f}$. Односно, вектор $\mathbf{p}$ је смањен за фактор $\frac{f}{h_{Pz}}$, па су координате вектора $\mathbf{p}$ у равни слике дате у координатном систему слике:

$$u = u_0 - k_u x_c ; v = v_0 - k_v y_c \quad (6)$$

где k_u и k_v означавају број пиксела по јединици дужине [pxl/m]. Претходна једнакост може бити написана и у матричној форми:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -f k_u & 0 & u_0 \\ 0 & -f k_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{Px} \\ h_{Py} \\ h_{Pz} \end{bmatrix} = \mathbf{C} \begin{bmatrix} h_{Px} \\ h_{Py} \\ h_{Pz} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Матрица $\mathbf{C}$ представља **калибрациону матрицу** чији параметри су:

- фокална дужина f ,
- број пиксела по јединици дужине k_u и k_v
- позиција оптичког центра камере (u_0, v_0).

Ови параметри се називају **унутрашњи параметри камере** и представљају јединствен скуп за сваку појединачну камеру. Примена модела инфинитезимално малог отвора бленде омогућава успостављање зависности између параметара камере и произвољне тачке испред камере.

Модел реципрочне удаљености карактеристичних објеката

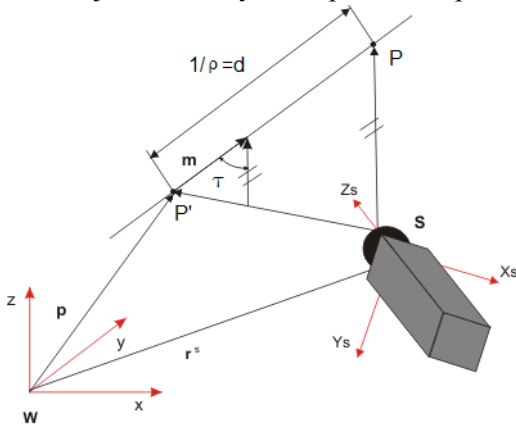
Нека је дата тачка P у тродимензионалном простору и нека се налази у видном пољу камере. На слици 2 је приказана основна идеја модела реципрочне удаљености. Применом модела реципрочне удаљености позиција тачке P у сензорском координатном систему $\mathbf{S}$ је:

$$\mathbf{h}_P^S = \mathbf{R}_W^S (\rho(\mathbf{p} - \mathbf{r}^S) + \mathbf{m}) \quad (8)$$

Где су:

- $\mathbf{h}_P^S$ вектор позиције тачке дефинисан у сензорском координатном систему $\mathbf{S}$,
- $\mathbf{R}_W^S$ представља матрицу ротације из спољашњег апсолутног координатног система $\mathbf{W}$ у сензорски координатни систем $\mathbf{S}$,
- $\mathbf{r}^S$ представља позицију сензорског координатног система у односу на спољашњи координатни систем $\mathbf{W}$,
- $\mathbf{p}$ је вектор позиције P' сензорског координатног система одакле је карактеристични објекат идентификован по први пут,
- ρ је реципрочна удаљеност; $\rho = 1/d$ где је d удаљеност;

Слика 2 Дефинисање модела реципрочне удаљености карактеристичног објекта.



- $\mathbf{m}$ јединични вектор осе одређен у спољашњем координатном систему $\mathbf{W}$ који једнозначно дефинише правац и смер вектора позиције идентификованог карактеристичног објекта у тренутном положају сензорског координатног система $\mathbf{S}$.

Иницијализација нових карактеристичних објеката

Алгоритам који је коришћен за препознавања карактеристичних објеката на слици је тзв. препознавање карактеристичних објеката применом убрзаног теста сегментације – (FAST - Features from Accelerated Segment Test [19]). Након идентификације новог карактеристичног објекта потребно је компензовати његову стварну позицију на слици применом модела радијалне дисторзије [11], одакле се одређују координате карактеристичног објекта у равни слике исказане у сензорском координатном систему $\mathbf{S}$:

$$\mathbf{h}^S = \begin{bmatrix} \frac{(u - u_0)k_u}{f} & \frac{(v - v_0)k_v}{f} & 1 \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

Промена репрезентације у апсолутни спољашњи координатни систем $\mathbf{W}$, односно $\mathbf{h}^W = \mathbf{R}_S^W \mathbf{h}^S$, омогућава одређивање параметара модела реципрочне удаљености:

$$\boldsymbol{\lambda} = [x_i \ y_i \ z_i \ \alpha \ \beta \ \rho]^T = [\mathbf{p}_i \ \alpha \ \beta \ \rho]^T; \alpha = a \tan 2 \left(\frac{h_y^W}{h_x^W} \right); \beta = a \tan 2 \left(\frac{h_z^W}{\sqrt{(h_x^W)^2 + (h_y^W)^2}} \right) \quad (10)$$

α и β су углови елевације и азимута који једнозначно дефинишу правац вектора јединичног вектора $\mathbf{m}$ који одређује положај мобилног робота одакле је објекат идентификован први пут:

$$\mathbf{m} = [\cos(\alpha)\cos(\beta) \ \sin(\alpha)\cos(\beta) \ \sin(\beta)]^T \quad (11)$$

Као што се види слици 2, јединични вектор $\mathbf{m}$ је дефинисан у спољашњем координатном систему $\mathbf{W}$. Након успешне идентификације карактеристичног објекта, главном вектору стања додају се нови параметри реципрочне удаљености посматраног карактеристичног објекта: $\mathbf{x}_{posle} = [\mathbf{x}_{pre}^T \ \boldsymbol{\lambda}^T]^T$, где $\mathbf{x}_{pre}$ и $\mathbf{x}_{posle}$ означавају вектор стања непосредно пре идентификације објекта и после придруживања вектора $\boldsymbol{\lambda}$.

Ова трансформација мења број димензија вектора стања $\mathbf{x}_{posle} \in \mathbb{R}^{\dim(\mathbf{x}_{pre})+6}$, па је поред проширења вектора стања $\mathbf{x}$ потребно проширити и матрицу коваријанси вектора стања $\mathbf{P}$; трансформација је дата у табели бр.1 ред бр.24 где је са $\mathbf{E}$ обележена јединична матрица одговарајућих димензија, $\mathbf{R}$ усвојена матрица коваријанси шума слике, σ_ρ коваријанса реципрочне удаљености ρ , а $\mathbf{J}_{aug}$ је Јакобијан трансформације. На основу усвојеног модела реципрочне удаљености, који у исто време представља и сензорски модел $\mathbf{h}(\cdot)$ одређује се Јакобијан сензорског модела за сваки од карактеристичних објеката:

$$\mathbf{H} = \left[\left(\frac{\partial \mathbf{h}_1}{\partial \mathbf{x}} \right)^T \ \dots \ \left(\frac{\partial \mathbf{h}_m}{\partial \mathbf{x}} \right)^T \right]^T, \frac{\partial \mathbf{h}_i}{\partial \mathbf{x}} = \left[\left(\frac{\partial \mathbf{h}_i}{\partial \mathbf{x}_v} \right)^T \ \left(\frac{\partial \mathbf{h}_i}{\partial \mathbf{x}_w} \right)^T \ \left(\frac{\partial \mathbf{h}_i}{\partial \mathbf{x}_m} \right)^T \right]^T, i = 1 \dots n_m \quad (12)$$

где је n_m укупан број карактеристичних објеката. Детаљан приказ извођења алгоритма НЛКФ-а погледати у [11].

5. ПРИКАЗ РЕЗУЛТАТА ПРИМЕНЕ НОВОГ АЛГОРИТМА

Нови алгоритам симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу (НЛКФ алгоритам) примењен је у MATLAB® програмском окружењу, уз развој посебног софтверског кода и коришћењем *Khepera II* мобилног робота (техничке карактеристике су дате у табели 2) и *WEB* камере (техничке карактеристике су дате у табели 3). На слици 3 се могу видети мобилни робот и камера. Десктоп рачунар (2,20 GHz; 1 GB RAM) коришћен је као централна управљачка јединица. Комуникација између рачунара и робота извршава се путем RS232 кабла, док је USB кабл употребљен за комуникацију између рачунара и камере. Резолуција слике је 320 x 240 пиксела. Калибрација камере је урађена коришћењем софтверског решења развијеног у MATLAB® програмском окружењу [20].

Табела 2: Техничке карактеристике – основна конфигурација <i>Khepera II</i> (<i>KheIIBase</i>)	
Назив	Опис
Процесор	Motorola 68331, 25 [MHz]
Оперативна меморија	512 Kbytes
Погонски систем	2 DC серво мотора са уграђеним инкременталним енкодерима (око 12 пулсева по [mm] кретања робота)
Максимална и минимална брзина кретања робота	Максимална брзина кретања: 0.5 [m/s], Минимална брзина кретања: 0.02 [m/s]
Основни сензори	Осам infra-red сензора растојања. Домет сензора: 0,08 [m].
Напајање	Адаптер за директно напајање из мреже или батерије.
Димензије робота	Пречник: 70 [mm]; Висина: 30 [mm]
Управљачки софтвер	MATLAB® преко RS232 порта

Табела 3: Техничке карактеристике WEB камере Prestigio PWC2.	
Назив	Опис
Резолуција сензора	2 Мрх1
Димензија сензора	1/4“ CMOS
Фокус	0,03 [m] - ∞
Максимална резолуција	1600x1200
Фреквенција прикупљања информација	30 fps (30[Hz]) са 640x480 резолуцијом
Улаз/излаз (I/O)	USB 2.0
Напајање	Директно напајање преко рачунара.
Комуникациони протокол	USB 2.0



Слика 3 Мобилни робот Khepera II са WEB камером у лабораторијском моделу технолошког окружења.

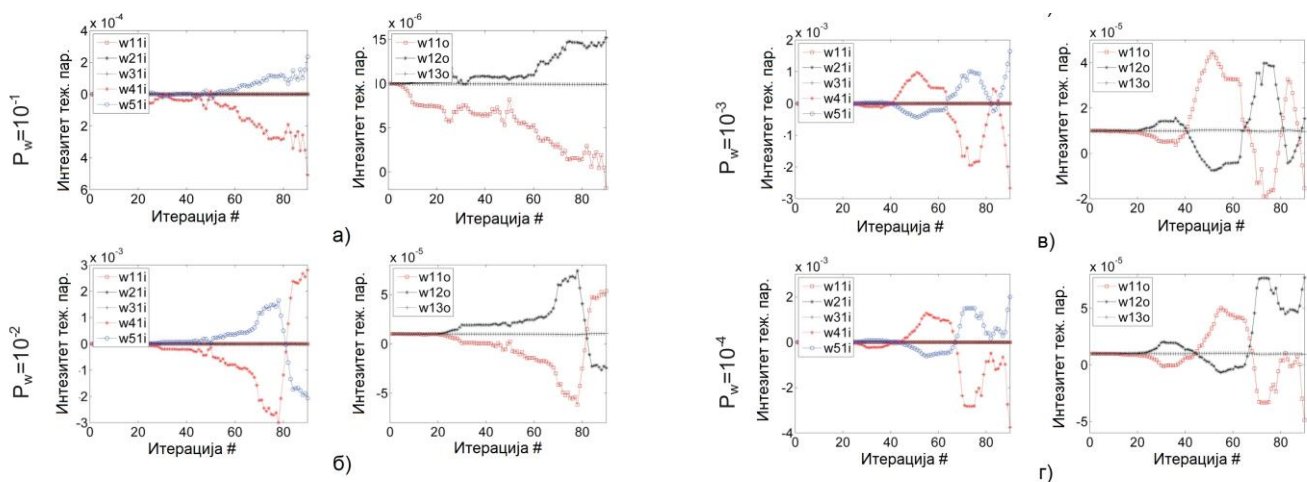
У наставку су приказани експериментални резултати остварени у лабораторијском моделу технолошког окружења. Током експерименталног процеса акценат је дат на утицајима почетне коваријансе параметара вештачке неуронске мреже и броја неурона у скривеном слоју, а поред ових, приказани су и упоредни експериментални резултати остварени применом НЛКФ-а, ЛКФ-а и једноставног модела кретања мобилног робота на основу одометрије који не врши аквизицију сензорске информације из окружења. У сваком тренутку здружени вектор стања $\mathbf{x}$ има ~ 303 параметра ($\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{303}$, $N=3+6\cdot 50$), што значи да је идентификовано ~ 50 карактеристичних објеката. У свакој итерацији филтар препознаје и додаје вектору стања три нова карактеристична објекта. Ово је хеуристички податак који за различите примене у различитим програмским окружењима може да варира. Неконтролисани пораст димензија вектора стања контролише се једноставним хеуристичким приступом: ако робот предвиди карактеристични објекат n пута, а применом камере га идентификује $n/2$ пута, посматрани карактеристични објекат и све његове корелације са осталим елементима вектора стања се бришу из меморије филтра.

Анализа утицаја почетне матрице коваријанси параметара вештачке неуронске мреже

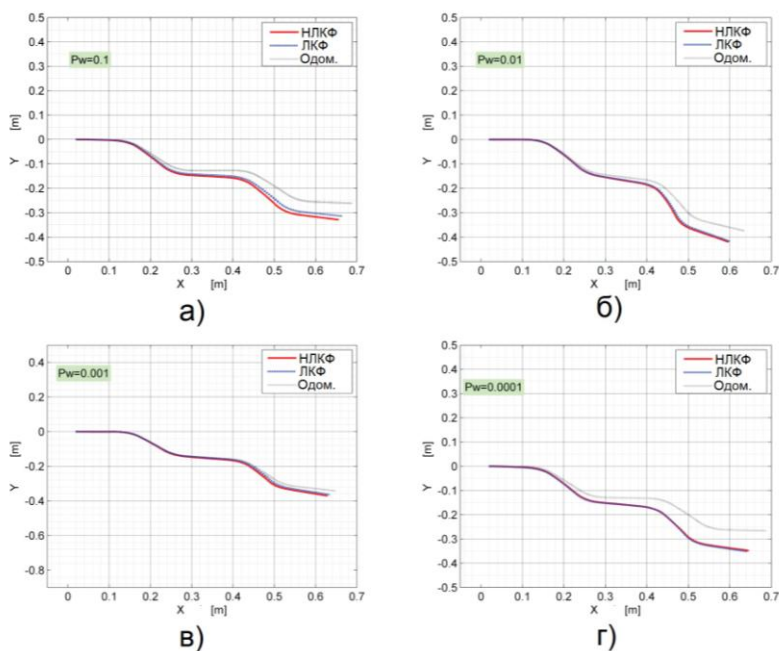
За свако понављање експеримента роботу су прослеђиване идентичне управљачке команде. Скуп управљачких команди је унапред дефинисан низом датим у табели 4:

Табела 4: Низ управљачких команди. Т – транслација за 0,01 [m]; НР – ротација у месту у негативном математичком смеру за 5°; ПР – ротација у месту у позитивном математичком смеру за 5°.									
РБ	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.
Врста управљачке команде	Т	НР	Т	ПР	Т	НР	Т	ПР	Т

Експерименти су спроведени за следеће вредности промена коваријансе тежинских односа: $\mathbf{P}_w = 10^{-1}$; $\mathbf{P}_w = 10^{-2}$; $\mathbf{P}_w = 10^{-3}$; $\mathbf{P}_w = 10^{-4}$. Експериментални резултати су приказани на сликама 4 и 5.



Слика 4 Промена тежинских односа на улазу (колона са леве стране) и излазу из вештачке неуронске мреже (колона са десне стране) за различите вредности почетне матрице коваријанси.



Слика 5 Утицај коваријансе тежинских односа на оцену путање мобилног робота и упоредни приказ оцењених путања за НЛКФ, ЛКФ и одометрију.

Већа коваријанса подразумева и већи раст тежинских односа, што на крају резултира успостављањем веће разлике између ЛКФ-а и НЛКФ-а оцена положаја робота. Мања коваријанса има супротан резултат, с обзиром на то да мања коваријанса резултира мањим растом вредности тежинских односа чиме се омогућава уједначено „прављење корака” оцењивања. Међутим, као што се може видети са слике 5, чак и најмања усвојена коваријанса тежинских односа показује разлику у оценама ЛКФ-а и НЛКФ-а.

Утицај броја неурона у скривеном слоју вештачке неуронске мреже

Исти скуп управљачких команди је коришћен и за оцену утицаја броја неурона у скривеном слоју. Сваки од експеримената је поновљен пет пута, а резултати су приказани у табели 5.

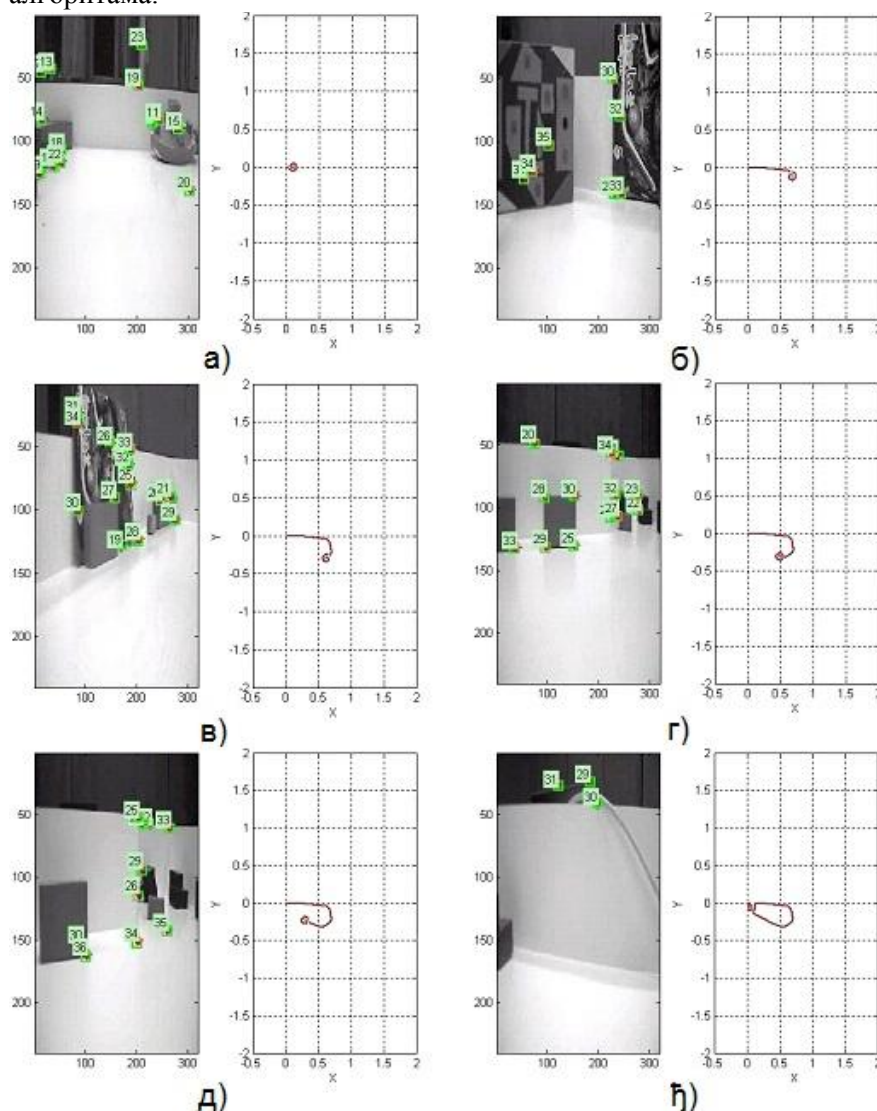
Табела 5: Релативна грешка, средња апсолутна грешка (САГ) и квадратни корен средње квадратне грешке (ККСКГ) за пет понављања.						
Филтар		Рел. грешка %			САГ	ККСКГ
НЛКФ	# неурона	x_r	y_r	θ_r		
	1	11.2573	9.4889	4.8293	0.0511	0.0548
	3	2.7644	7.9649	22.5919	0.0500	0.0721
	5	3.3432	1.777	7.4776	0.0333	0.0736
ЛКФ		8.7757	7.2888	8.4170	0.0470	0.0530
		4.0774	8.3209	21.4608	0.0469	0.0700
		4.0476	3.4420	11.5690	0.0474	0.0824

Експериментални резултати приказани у табели 5 указују на то да са повећањем броја неурона у скривеном слоју НЛКФ има боље резултате (боље у смислу релативне грешке) од ЛКФ-а. Средња апсолутна грешка НЛКФ-а се смањује са повећањем броја неурона, док квадратни корен средње квадратне грешке (ККСКГ) има исти ред величине за оба филтра. За други скуп експерименталних података оба филтра имају високу вредност за релативну грешку оријентације (НЛКФ ~22.5% ; ЛКФ ~21.5%).

Оваква висока вредност се појавила током експерименталног процеса када је мањи број карактеристичних објеката био идентификован, а самим тим и иницијализован као елемент вектора стања. Овакве аномалије су честе због промене интензитета осветљења у просторији. Експериментални резултати указују да је грешка позиције мања код НЛКФ оцене, а најбољи резултати су постигнути са пет неурона у скривеном слоју. У директном поређењу са ЛКФ оценама положаја, може се закључити да повећање броја неурона у скривеном слоју резултира и већом тачношћу НЛКФ-а.

Анализа перформанси неуронског линеаризованог Калмановог филтра током кретања мобилног робота по дужиој путањи

Експериментални поступак је спроведен тако што је мобилном роботу за сваки од понављања експеримента прослеђен одговарајући скуп управљачких команди. Експеримент је поновљен три пута. Завршна путања и завршни положај робота зависе од грешака управљачког система, па због тог разлога путање нису идентичне (као што би се очекивало). Укупна дужина путање је приближно 1,9 [m]. Тренутни положаји мобилног робота су бележени ручно током кретања. Све обележене позиције робота формирају путању, а прикупљени скуп података је коришћен за оцену квалитета оцењивања НЛКФ и ЛКФ алгоритама.



Слика 6 Резултати једног понављања експеримента.

аквизицију слике, идентификацију карактеристичних објеката и оцењивање положаја у реалном времену коришћењем НЛКФ-а. Изабрани су следећи фрејмови: а) #10 – НЛКФ иницијализује ~25 карактеристичних објеката; б) #73 – током прве секвенце управљачких команди за ротацију. Број препознатих карактеристичних објеката је мањи од десет; в) #97 – након завршетка треће секвенце трансляторног кретања и на почетку четврте секвенце ротационог кретања. Број препознатих објеката се повећава на ~15; г) #114 – почетак четврте translације; д) #134 – током четврте translације; ђ) #160 – крај експеримента.

За оцену перформанси изабрана је НЛКФ архитектура са три неурона у скривеном слоју. Почетни положај мобилног робота је усвојен за спољашњи координатни систем тако да је $\mathbf{x}_0 = [0 \ 0 \ 0]^T$. Усвојене су следеће коваријансе: почетна коваријанса положаја мобилног робота

$$\mathbf{P}_0 = \text{diag}(10^{-16}, 10^{-16}, 10^{-10});$$

почетна коваријанса тежинских параметара вештачке неуронске мреже $\mathbf{P}_w = 10^{-4}$; почетна вредност тежинских параметара за улазни слој је $\mathbf{w}_{0in} = 10^{-16}$, а за излазни $\mathbf{w}_{0out} = 10^{-5}$. На слици 6

је приказан један од спроведених експеримената, а може се видети како број карактеристичних објеката варира током експеримента, као и оцењену путању робота током кретања.

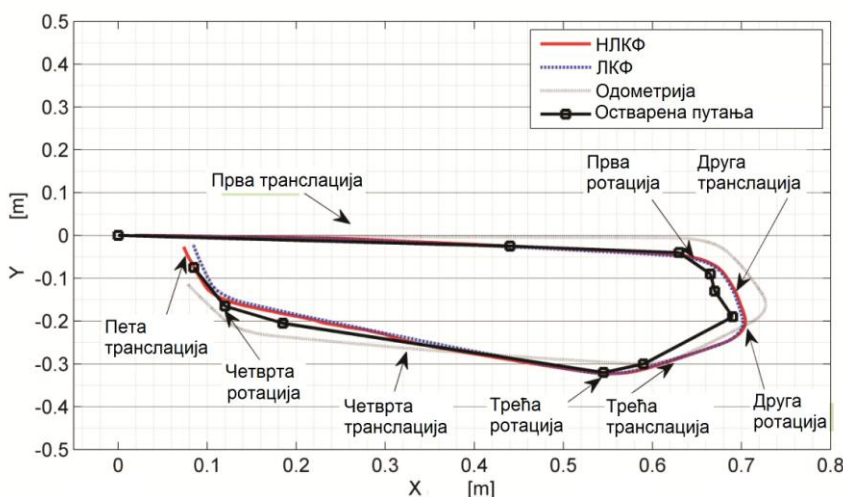
Са леве стране сваког дела слике 6 (а-ђ) дата је тренутна слика са камере на којој се могу видети препознати карактеристични објекти; са десне стране је НЛКФ оцена положаја мобилног робота (може се видети и оцена путање). Обе поменуте слике представљају резултат рада развијене MATLAB® апликације за управљање роботом,

Експерименти су потврдили да интензитет осветљења значајно утиче на број карактеристичних објеката. Током ротације укупан број карактеристичних објеката опада. Ова дегенерација је донекле успешно контролисана постављањем додатних објеката који се разликују од окружења у погледу карактеристичне боје, што се може видети на слици 6 б) и в).

Грешка дуж путање је дата као Еуклидска норма: $e = \sqrt{(\mathbf{r}_{filt} - \mathbf{r}_{stv})^T (\mathbf{r}_{filt} - \mathbf{r}_{stv})}$; $\mathbf{r}_{filt}$ представља оцењену путању посматраног естиматора (НЛКФ, ЛКФ или одометрија), а $\mathbf{r}_{stv}$ је „стварна” путања мобилног робота одређена обележавањем положаја мобилног робота током експерименталног процеса. Обе путање су дефинисане у спољашњем координатном систему $\mathbf{W}$. Резултати су представљени у табели 6.

Табела 6: Грешке срачунате за оцењене путање НЛКФ-а, ЛКФ-а и одометрије.			
	НЛКФ	ЛКФ	Одометрија
Грешка дуж путање [m]	0.4002	0.4258	0.800
САГ [m]	0.0155	0.0166	0.0369
Максимална грешка [m]	0.0636	0.0675	0.1044

НЛКФ оцене имају мању грешку у поређењу са осталим алгоритмима. НЛКФ и ЛКФ грешке имају исти ред величине, док су грешке одометрије веће. Упоредни приказ остварене путање и оцењених путања дат је на слици 7 на којој се могу видети оцењене путање НЛКФ-а, ЛКФ-а, одометрије и путање формиране ручним обележавањем положаја мобилног робота током кретања. НЛКФ и ЛКФ оцене знатно „одскачу” од одометријске оцене. На крају експеримента, НЛКФ оцена положаја је ближа стварном положају (измерен на крају кретања). У току првог сегмента кретања, НЛКФ и ЛКФ су „препознали” да робот скреће услед несавршености управљачког подсистема. Одометријска оцена путање показује праволинијско кретање иако је робот континуално мењао оријентацију.



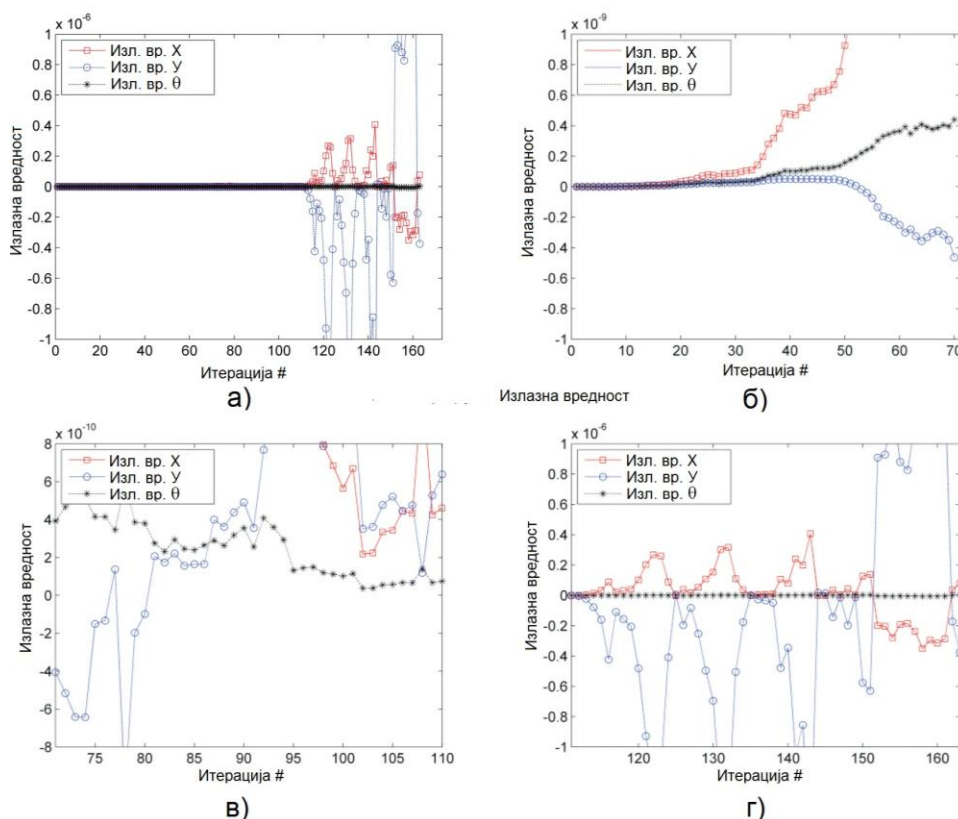
Слика 7 Упоредни приказ оцена путање кретања мобилног робота.

крају транслаторног сегмента и почетку последње ротације. ЛКФ оцена почиње значајно да одступа од стварне путање, док НЛКФ има знатно мање одступање. На самом крају експеримента приметно је да је завршна позиција робота оцењена НЛКФ алгоритмом боља од ЛКФ оцене. Термин боља се односи на грешку између оцене путање одговарајућим алгоритмом и стварне путање – погледати табелу 6. Као што се на основу експерименталних резултата може видети, потребан је већи број корака (условно говорећи већи) да би се НЛКФ прилагодио условима. Наравно, ова чињеница је директна последица усвојене матрице коваријанси параметара вештачке неуронске мреже. Међутим, коначан исход примене НЛКФ алгоритма представља „боља” оцена положаја мобилног робота (у смислу усвојеног критеријма оптималности) од осталих тестираних алгоритама.

Да би се разумела НЛКФ оцена положаја мобилног робота требало би анализирати промену излазних вредности вештачке неуронске мреже током кретања робота. Типична промена је приказана на слици 8: а) промена излаза током целокупног експеримента; б) излазне вредности од првог до 70-тог корака кретања; в) 71-110; г) 111- до краја експеримента. Приметно је да се интензитет излазних вредности вештачке неуронске мреже повећава током кретања да би се компензовала грешка. Са слике 8 се може видети да вештачка неуронска мрежа „препознаје” скретање током првог транслаторног сегмента (упоредити са сликама 6 и 7, као и са анализом НЛКФ оцене у поређењу са ЛКФ). У том смислу, вештачка неуронска мрежа повећава x_r координату позиције робота док смањује y_r .

Грешка одометрије на самом почетку се увећава у наставку кретања. Прва разлика између НЛКФ/ЛКФ оцене путање је уочљива након секвенци команди за ротацију. Недовољан број објеката је препознат услед смањеног укупног броја карактеристичних објеката, што резултира смањењем димензија вектора иновације, односно мањи број објеката учествује у кораку модификације вектора стања. Са повећањем броја карактеристичних објеката током транслације и оцене положаја оба алгоритма ближи су стварној путањи.

Значајнија разлика између НЛКФ и ЛКФ оцена видљива је на самом



Слика 8 Промена излазних вредности вештачке неуронске мреже током експеримента.

6. ЗАКЉУЧАК

Математички модели кретања мобилног робота показују недостатак у реалним условима. Инжењерски приступ решавања овог проблема базира се на *off line* калибрацији параметара модела на основу серије спроведених експеримената. Међутим, у реалним условима експлоатације робота у технолошком окружењу не може се очекивати успешна предикција свих параметара на основу серије експеримената. Свака промена карактеристика окружења повлачи и промену одометријских параметара.

Истраживачи су покушали да у *on line* режиму током кретања мобилног робота одреде оптималне вредности одометријских параметара. Овај поступак имплицира проширивање вектора стања одометријским параметрима модела. Међутим, адекватно моделирање подразумева оцењивање великог броја параметара модела, што у неким случајевима није могуће. Инжењерски начин размишљања јасно повлачи границу између теоријски применљивог модела и модела који генерише оптималне резултате у пракси (оптимално у смислу усвојеног критеријума оптималности).

Неуронски линеаризовани Калманов филтар омогућава *on line* модификацију параметара вештачке неуронске мреже (машинско учење) током експлоатације мобилног робота. Претпоставља се да вештачка неуронска мрежа може да научи (оцени) нелинеарну везу која постоји између стања мобилног робота и управљачких величина. Информације о овој функционалној зависности се „налазе” у параметрима вештачке неуронске мреже, а експериментални резултати потврђују да неуронски линеаризовани Калманов филтар у идентичним контролисаним условима генерише оцену положаја мобилног робота више тачности.

Обучавање вештачке неуронске мреже се спроводи током кретања мобилног робота, што значи да се процес модификације параметара вештачке неуронске мреже одвија у реалном времену, као и да се сам процес никада не прекида. Ова чињеница представља посебну предност с обзиром на то да се карактеристике радног окружења стално мењају: нпр. подлога по којој се мобилни робот креће се може променити (прелазак са једне врсте подлоге на другу) што утиче и на промену контактне силе и коефицијента трења између точкова мобилног робота и подлоге по којој се креће. Уколико се овај утицај не узме у обзир приликом анализе, појавиће се грешка у оцењивању положаја мобилног робота, што може да резултира катастрофалним последицама: уверењем мобилног робота да се налази у једном положају, а да се у стварности он налази у потпуно другом положају. Као што су спроведени експерименти показали, примена новог алгорита неуронског линеаризованог Калмановог филтра успешно решава овај проблем.

7. ЛИТЕРАТУРА

- [1] Бабић Б., Миљковић З., Бојовић Б., Вуковић Н., Снимање рада и одговарајућих технолошких времена линија за производњу лименки у компанији АД ФМП – Београд, Београд 2008.

Тренд „препознавања” се наставља и касније: прва секвенца ротационих команди (слика 8 в)); translација и завршна ротација (слика 8 г)). Може се видети да је највећа промена оцене грешке на самом крају експеримента, када је приметан тренд повећавања y_r координата позиције, а смањења x_r координате позиције робота. Оцена оријентације је углавном константна, услед усвојених почетних вредности НЛКФ-а које не дозвољавају скоковите (нагле) промене оријентације мобилног робота током кретања.

- [2] Бабић Б., Миљковић З., Нешић Н., Управљање технолошким информацијама у предузећу „BUCK“ – Београд, Београд 2007.
- [3] Миљковић З., Милановић Д., Нешић Н., Стошић Д., Милановић С., Пројектовање производних процеса у предузећу „Монтпројект“, Београд 2004.
- [4] Миљковић,З., Бабић,Б., Вуковић,Н., Бојовић,Б., Терминирање производње и утврђивање временских норматива у структури пројектованог технолошког процеса коришћењем методе снимања (*нова метода*: системско решење терминирања производње у оквиру интегрисаног дигиталног пословања; метода развијана у технолошким пројектима за предузећа „Монтпројект“ - Београд, „Buck“ - Београд и „ФМП д.о.о.“ - Београд, као и кроз активности пројекта технолошког развоја TP-14031 МНТР Владе Републике Србије).
- [5] Миљковић З., Александрић Д., Вештачке неуронске мреже – Збирка решених задатака са изводима из теорије, Универзитет у Београду – Машински факултет, 2009.
- [6] Leonard, J.J., DurrantWhyte, H. F., Cox. I. J. Dynamic map building for an autonomous mobile robot, IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems IROS '90, pp. 89 -96, 1990.
- [7] Castellanos, J.A., Martinez-Cantin, R., Tardos, J.D., Neira, J., Robocentric map joining: Improving the consistency of EKF-SLAM. Robotics and Autonomous Systems, Vol. 55, No. 1, pp. 21–29, 2007.
- [8] Dissanayake, M.W.M.G., Newman P., Clark S., Durrant-Whyte H.F., Csorba M., A Solution to the Simultaneous Localization and Map Building (SLAM) Problem, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol.17, No.3, pp. 229-241, 2001.
- [9] Tardós, J.D., Neira, J., Newman, P., Leonard, J., Robust Mapping and Localization in Indoor Environments using Sonar Data. International Journal of Robotics Research, Vol. 21, No. 4, pp 311 –330, 2002.
- [10] Civera, J., Grasa, O.G., Davison, A.J., 1-Point RANSAC for EKF Filtering. Application to Real-Time Structure from Motion and Visual Odometry. Journal of Field Robotics - Visual Mapping and Navigation Outdoors. Vol. 27, No. 5, pp. 609–631, 2010.
- [11] Вуковић, Н., Развој машинског учења интелигентног мобилног робота базиран на систему вештачких неуронских мрежа, докторска дисертација, Универзитет у Београду – Машински факултет, 2012.
- [12] Babić,B., Miljković,Z., Vuković,N., Antić,V., Towards Implementation and Autonomous Navigation of an Intelligent Automated Guided Vehicle in Material Handling Systems, Iranian Journal of Science and Technology (IJST) – Transactions of Mechanical Engineering (ISSN 1028-6284), Vol. 36, No. M1, pp. 25-40, Printed in The Islamic Republic of Iran, © Shiraz University, April 2012. http://www.shirazu.ac.ir/en/index.php?page_id=2613 (Science Citation Index-Web of Science® – IF=0,375 (2011)→M23; извор KoBSON)
- [13] Miljković,Z., Vuković,N., Mitić,M., Babić,B., New Hybrid Vision-Based Control Approach for Automated Guided Vehicles, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (ISSN 0268-3768 Print), Article in press_DOI: 10.1007/s00170-012-4321-y (ISSN 1433-3015 Online) (Online First™ Articles - 6 July 2012), Springer-Verlag London Ltd., (Science Citation Index-Web of Science® – IF = 1,103 (2011) → M22; извор KoBSON)
- [14] Borenstein, J., Everett, H.R., Feng, L., Where am I? Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning, Ann Arbor, University of Michigan, 1996, <http://www-personal.engin.unimch.edu/~johannb/position.htm>.
- [15] Larsen, T., Bak, M., Andersen, N., Ravn, O. Location estimation for autonomously guided vehicle using an augmented Kalman filter to autocalibrate the odometry. In FUSION98 Spie Conference, Las Vegas, USA, July 1998.
- [16] Martinelli, A., Tomatis, N., Siegwart, R., Simultaneous localization and odometry self calibration for mobile robot, Autonomous Robots, Vol. 22, No. 1, pp. 75-85, 2007.
- [17] Kang, J.G., An, S.Y., Oh, S.Y. Modified Neural Network Aided EKF based SLAM for Improving an accuracy of the Feature Map. In International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Barcelona, Spain, 18-23 July 2010, IEEE, paper 978-1-4244-6916-1, pp. 1-7.
- [18] Szeliski, R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer; 2011.
- [19] Rosten, E. Source code for feature detection with FAST algorithm. Available from: <http://www.edwardrosten.com/work/fast.html>
- [20] Bouquet, J.Y., Camera Calibration Toolkit for MATLAB. Available from: http://www.vision.caltech.edu/bouquetj/calib_doc/

Одлуком Истраживачко-стручног већа Машинског факултета у Београду бр. 2402/2 од 14.12.2012. године именовани смо за рецензенте нове методе под називом „Нови алгоритам за симултано оцењивање положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката базиран на неуронском линеаризованом Калмановом филтру и сензорској информацији добијеној од калибрисане камере” аутора: др Најдан Вуковић дипл.инж.маш., проф. др Зоран Миљковић, Марко Митић дипл.инж.маш., асистент Милица Петровић, дипл.инж.маш.-мастер. На основу предлога и након анализе методе подносимо следећи:

ИЗВЕШТАЈ

Нова метода (M85) „Нови алгоритам за симултано оцењивање положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката базиран на неуронском линеаризованом Калмановом филтру и сензорској информацији добијеној од калибрисане камере” представљена је на 12 страница А4 формата, коришћењем Times New Roman фонта величине 11 pt, једноструког прореда. Опис методе садржи 12 једначина, осам слика и шест табеларних приказа резултата примене нове методе представљених у пет тематских целина, уз закључак и списак коришћене литературе:

1. Област на коју се техничко решење односи
2. Технички проблем
3. Постојеће стање
4. Детаљан опис техничког решења
5. Приказ резултата примене
6. Закључак

Нова метода припада области производних технологија и директно се односи на унутрашњи транспорт сировина, полуфабриката, материјала и готових делова применом мобилних робота. Метода претпоставља да се унутрашњи транспорт обавља применом мобилних робота и омогућава решавање проблема оцено положаја мобилног робота уз примену система препознавања базираног на калибрисаној камери. Метода решава проблем оцењивања положаја мобилног робота током извршавања транспортног задатка у оквиру подсистема унутрашњег транспорта технолошког система. Аутори наводе да је нова метода настала као један од резултата дугогодишње сарадње са производно оријентисаним компанијама.

У другом и трећем поглављу уведен је технички проблем који се директно решава применом нове методе. Нова метода је базирана на интеграцији линеаризованог Калмановог филтра и вештачких неуронских мрежа и користи се за оцењивање положаја мобилног робота и оцено грешке усвојеног модела кретања мобилног робота. Указано је на то да интелигентни унутрашњи транспорт применом мобилних робота подразумева аутономност у погледу сталног надзора од стране оператера. Да би се овај висок ниво аутономности остварио неопходно је омогућити мобилном роботу да самостално оцењује сопствени положај у технолошком окружењу. У том смислу, аутори наводе да примена система препознавања на бази калибрисане камере за аквизицију сензорске информације из окружења представља искорак у напред, с обзиром на то да су количина и врста сензорских информација које могу да буду употребљене након аквизиције и процесирања већи од сензорских система базираних на сензорима растојања. У трећем поглављу је дата анализа садашњег стања у погледу моделирања системских и несистемских грешака и указано је на то да развијена нова метода омогућава моделирање и системских и несистемских грешака применом вештачких неуронских мрежа и машинског учења.

Четврто поглавље приказује суштину техничког решења, уводи нови алгоритам интеграције линеаризованог Калмановог филтра и вештачких неуронских мрежа и приказује начин на који се обавља оцена положаја мобилног робота. У поглављу се уводе и појашњавају следећи појмови: модел камере, модел реципрочне удаљености карактеристичних објеката и иницијализација карактеристичних објеката. Поменути појмови представљају основу за идентификацију, иницијализацију карактеристичних објеката и њихово увођење у рекурзивну форму оцењивања неуронског линеаризованог Калмановог филтра. У поглављу је представљена основна идеја и начин функционисања нове методе.

У оквиру петог поглавља представљени су експериментални резултати остварени током примене нове методе на мобилном роботу *Khepera II* уз коришћење *WEB* камере. У првом делу су дата појашњења у вези хардверско-софтверске имплементације нове методе. Након тога, детаљно је описан експериментални поступак у коме је оцењена употребна вредност развијеног техничког решења-нове

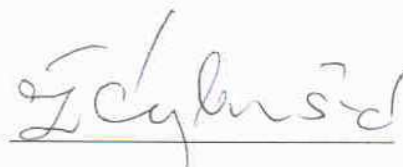
методе. Приказ резултата примене састоји се од анализе утицаја почетне вредности матрице коваријанси параметара вештачке неуронске мреже на процес оцењивања, анализе утицаја броја неурона у скривеном слоју вештачке неуронске мреже на тачност генерисаних оцена филтра и анализе перформанси неуронског линеаризованог Калмановог филтра током кретања мобилног робота по дужој путањи. У првом случају аутори закључују да већа вредност почетне матрице коваријанси највише утиче на интезитет промене тежинских односа вештачке неуронске мреже, као и да је потребно емпиријски утврдити оптималну вредност. У другом случају је експериментално показано да већи број неурона у скривеном слоју вештачке неуронске мреже повећава тачност генерисаних оцена. Анализа која је показана у трећем кораку недвосмислено потврђује да неуронски линеаризовани Калманов филтар генерише боље оцене положаја мобилног робота (боље у смислу усвојеног критеријума оптималности) током кретања по дужој путањи од линеаризованог Калмановог филтра и модела кретања мобилног робота базираног на одометрији.

У закључку је констатовано да математички модели показују значајан недостатак у реалним условима, као и да је потребно омогућити прилагођавање полазних математичких модела у реалном времену током обављања транспортног задатка у циљу квантификовања утицаја непознатих величина. Аутори наводе да се карактеристике радног окружења стално мењају, па је стога неопходно омогућити обучавање вештачке неуронске мреже се спроводи током кретања мобилног робота. Процес модификације параметара вештачке неуронске мреже одвија се у реалном времену, а сам процес се никада не прекида. Закључује се да примена вештачких неуронских мрежа у интеграцији са Калмановим филтром омогућеје оцену непознатих величина у реалном времену, уз узимање у обзир непознатих спољашњих утицаја.

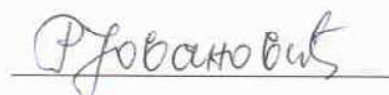
Посебно је важно истаћи да примена нове методе није базирана на вештачким маркерима у циљу одређивања положаја мобилног робота и да нова метода не захтева додатну транспортну инфраструктуру за решавање проблема унутрашњег транспорта базираног на коришћењу мобилних робота, што значи да шири круг потенцијалних корисника - производно оријентисаних компанија може да има евидентне користи. У том смислу, након анализе предлога нове методе и остварених резултата дајемо следеће

МИШЉЕЊЕ

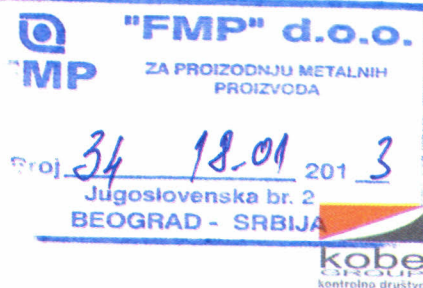
Аутори нове методе (М85) „Нови алгоритам за симултано оцењивање положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката базиран на неуронском линеаризованом Калмановом филтру и сензорској информацији добијеној од калибрисане камере” су на јасан начин описали предности примене развијеног решења за оцену положаја мобилног робота током обављања унутрашњег транспорта у технолошком окружењу. Резултати остварени применом нове методе указују на то да постоји евидентан допринос у анализи и синтези постојећег стања и да нова метода омогућава једноставан и ефикасан начин оцењивања положаја мобилног робота коришћењем система препознавања на бази калибрисане камере. На основу увида у предлог нове методе и остварене резултате предлажемо Истраживачко-стручном већу Машинског факултета у Београду да се нова метода (М85) под називом „Нови алгоритам за симултано оцењивање положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката базиран на неуронском линеаризованом Калмановом филтру и сензорској информацији добијеној од калибрисане камере” прихвати као ново техничко решење.



Проф. др Жарко Ћобашећ
Машински факултет у Нишу



Доц. др Радиша Јовановић
Универзитет у Београду-Машински факултет



Fabrika Metalnih Proizvoda

Београд, 18. 01. 2013. године

Предмет: Мишљење о реализацији пројекта „Иновативни приступ у примени интелигентних технолошких система за производњу делова од лима заснован на еколошким принципима“ (TP-35004) у периоду 01.01.2012.-31.12.2012. (друга година финансирања)

Пројектом су обухваћена два основна циља истраживања: одређивање параметара производње делова од лима и управљање унутрашњим транспортом материјала са акцентом на примени еколошких принципа који подразумевају уштеду енергије, материјала и средстава за подмазивање.

Као резултат првог циља истраживања настала је нова методологија која обухвата аквизицију фрикционог сигнала микроскопијом сила трења и утврђивање одступања услед топографије инжењерске површине. Ова метода обезбеђује поступак за квалитативну и квантитативну карактеризацију инжењерске површине, а посебно се истичу два поступка којима се генеришу фрактална димензија као мера храпавости и дијаграм лагунарности као показатељ распореда удубљења и испупчења на обрађеној површини. Применом овог поступка омогућава се процена потребне запремине лубриканта, чиме се смањује употреба средства за подмазивање у индустрији металних производа.

Резултати остварени у другом истраживачком правцу, који су од важности за компанију ФМП д.о.о., су две нове методе. У првој методи је приказано решење проблема естимације (оцењивања) положаја мобилног робота за време извршавања транспортног задатка у оквиру система унутрашњег транспорта сировина, полуфабриката, материјала и готових делова, уз увођење повратних информација од камере. У оквиру друге методе приказан је управљачки систем мобилног робота који обухвата интеграцију интелигентног система базираног на емпиријски прикупљеним сензорским информацијама и машинском учењу демонстрацијом, и управљачког подсистема заснованог на елементима хомографске матрице добијене од камере.

Након увида у примењивост нових техничких решења, која су проистекла као резултати истраживања у оквиру пројекта, и на основу досадашње сарадње са реализаторима, компанија ФМП д.о.о. изражава задовољство спроведеним истраживањима и оствареним резултатима.



Генерални директор ФМП д.о.о.

Небојша Стојановић, дипл. маш. инж.

УНИВЕРЗИТЕТ У БЕОГРАДУ
- МАШИНСКИ ФАКУЛТЕТ -
БРОЈ: 2402/3
ДАТУМ: 27.12.2012.

На основу захтева руководиоца пројекта проф.др Бојана Бабића бр. 2402/1 од 13.12.2012. године, одлуке о именовању рецензента и чл. 12.5 Статута Машинског факултета, Истраживачко стручно веће на седници од 27.12.2012. године, донело је следећу

ОДЛУКУ

Прихвата се Техничко решење рађено у оквиру пројекта ТР 35004, под насловом: **„Нови алгоритам за симултано оцењивање положаја мобилног робота и положаја карактеристичних објеката базиран на неуронском линеаризованом Калмановом филтру и сензорској информацији добијеној од калибрисане камере“**, чији су аутори: Најдан Вуковић, дипл.инж.маш., проф.др Зоран Миљковић, Марко Митић, дипл.инж.маш. и асист. Милица Петровић, дипл.инж.маш., а позитивну рецензију поднели: проф.др Жарко Ђојбашић, Машински факултет у Нишу и доц.др Радиша Јовановић.

Одлуку доставити: Министарству просвете, науке и технолошког развоја РС, рецензентима и архиви Факултета ради евиденције.

ПРОДЕКАН
ЗА НАУЧНОИСТРАЖИВАЧКУ ДЕЛАТНОСТ

Проф.др Војкан Лучанин

