

Универзитет у Београду – Машински факултет

Катедра за производно машинство

Јавна одбрана докторске дисертације

Кандидат: Најдан Вуковић, дипл.маш.инж.

Београд, 28.9.2012. године



Развој машинског учења интелигентног мобилног робота базиран на систему вештачких неуронских мрежа

Комисија за оцену и одбрану:

др Зоран Миљковић, редовни професор, МФ Бгд, ментор

др Драган Милутиновић, редовни професор, МФ Бгд

др Вељко Поткоњак, редовни професор, ЕТФ Бгд

др Бојан Бабић, редовни професор, МФ Бгд

др Драган Александрић, ванредни професор, МФ Бгд

Садржај

1. **Увод** – *интелигентни технолошки систем, унутрашњи транспорт у технолошком окружењу, еволуција роботике, аутоматски вођена робоколица;*
2. **Мобилни работи**
3. **Машинско учење** - *вештачке неуронске мреже са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа, алгоритми оптимизације параметара (линеаризовани Калманов филтар, линеаризовани информациони филтар, алгоритам специфичне апроксимације момената Гаусове расподеле);*
4. **Интелигентни (индустријски) мобилни работи у интелигентним технолошким системима** - *симултано оцењивање (естимација) положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу, аквизиција информација од камере, хибридна управљачка архитектура, хибридно управљање мобилним роботом;*
5. **Закључак и правац будућих истраживања**

Садржај

1. **Увод** – *интелигентни технолошки систем, унутрашњи транспорт у технолошком окружењу, еволуција роботике, аутоматски вођена робоколица;*
2. **Мобилни работи**
3. **Машинско учење** - *вештачке неуронске мреже са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа, алгоритми оптимизације параметара (линеаризовани Калманов филтар, линеаризовани информациони филтар, алгоритам специфичне апроксимације момената Гаусове расподеле);*
4. **Интелигентни (индустијски) мобилни работи у интелигентним технолошким системима** - *симултано оцењивање (естимација) положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу, аквизиција информација од камере, хибридна управљачка архитектура, хибридно управљање мобилним роботом;*
5. **Закључак и правац будућих истраживања**

Интелигентни технолошки системи - ИТС

- Највиша класа флексибилних технолошких система;
- Синергија вештачке интелигенције (**ВИ**) и рачунарски интегрисаних технологија (**РИТ**);
- Увођење интелигентног мобилног робота (ИМР) у ИТС подразумева:
 1. Анализу постојећих производних капацитета;
 2. Интеграцију ИМР са РИТ концептом.

ИТС (ВИ \wedge РИТ(CAD \wedge САМ \wedge САQ \wedge САPP \wedge ФТС(МА \wedge ИР \wedge Р))

Ниво механичке интеграције

Ниво комуникационе интеграције

Ниво интеграције преко знања

ИТС (ВИ \wedge РИТ(CAD \wedge САМ \wedge САQ \wedge САРР \wedge ФТС(МА \wedge ИР \wedge Р))

Интеграција **ВИ** и **РИТ** треба да резултира следећим особинама ИТС-а:

- **Аутономност** – према нивоу сталног надзора и контроле од стране оператера, односно његовог присуства и утицаја;
- **Децентрализација** – полазни проблем је рашчлањен на више елементарних проблема;
- **Флексибилност** – у погледу измене полазног проблема;
- **Поузданост** – обављање основне функције без бојазни о евентуалној грешки у систему која може значајно да угрози функционисање самог система;
- **Ефикасност** – остваривање предвиђених циљева;
- **Способност учења** – перформансе ИТС-а могу бити значајно побољшане уколико би се систему омогућила способности учења и закључивања.

Унутрашњи транспорт у технолошким системима

- Унутрашњи транспорт материјала дефинисан је као „кретање, складиштење, заштита и управљање материјалом у току процеса производње”.
- Трошкови управљања материјалом су реда величине 20-25% укупне цене рада радника што потврђује значај проблема унутрашњег транспорта.
- У том смислу, у овој тези је посебан акценат дат *унутрашњем транспорту материјала* и примени индустријских мобилних робота у ове сврхе.

1. Бабић, Б., Миљковић З., Нешић Н., Управљање технолошким информацијама у предузећу „BUCK“ – Београд, Београд 2007.

2. 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.

Унутрашњи транспорт у ТЕХНОЛОШКИМ СИСТЕМИМА

Шта се транспортује?

- Сировине
 - Полуфабрикати
 - Материјали
 - Готови делови

Тренутно стање:

- Виљушкар
 - Ручни виљушкар
 - Линијски транспортер

- Аутоматски вођена робоколица (АВР)



**Интелигентни индустријски
мобилни роботи (ИМР)**

Еволуција роботике



„Узми и понеси”

- „Узми и понеси” технолошки задатак подразумева следеће способности мобилног робота:

1. Мобилни робот у сваком тренутку зна свој положај и положај објеката у радном окружењу у односу на произвољно изабрани спољашњи координатни систем;
2. Аквизицијом информација од сензора, процесирањем и интерпретацијом, мобилни робот може да детектује и препозна карактеристичне објекте;
3. У сваком тренутку, мобилни робот може да самостално дефинише путању кретања и спроведе планирано кретање у складу са задатим технолошким задатком;
4. Итеративно понављање поменутих способности се подразумева.

Садржај

1. **Увод** – *интелигентни технолошки систем, унутрашњи транспорт у технолошком окружењу, еволуција роботике, аутоматски вођена робоколица;*
2. **Мобилни роботи** – *модел кретања и модел перцепције;*
3. **Машинско учење** - *вештачке неуронске мреже са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа, алгоритми оптимизације параметара (линеаризовани Калманов филтар, линеаризовани информациони филтар, алгоритам специфичне апроксимације момената Гаусове расподеле);*
4. **Интелигентни (индустријски) мобилни роботи у интелигентним технолошким системима** - *симултано оцењивање (естимација) положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу, аквизиција информација од камере, хибридна управљачка архитектура, хибридно управљање мобилним роботом;*
5. **Закључак и правац будућих истраживања**

Модел кретања мобилног робота:

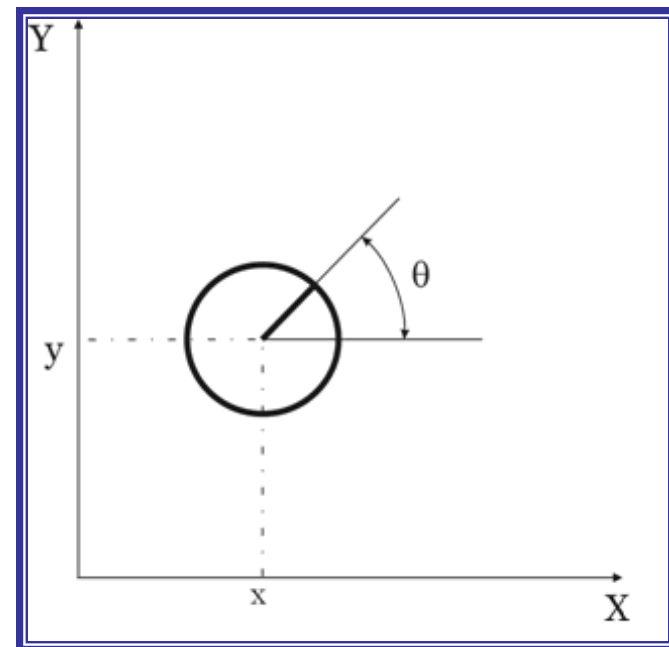
$$\mathbf{x}_k = [x \ y \ \theta]^T$$

- Три степена слободе кретања

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k)$$

- Густина расподеле

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{x}_{k-1} + \Delta \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} \Delta s \cos(\theta + \Delta \theta / 2) \\ \Delta s \sin(\theta + \Delta \theta / 2) \\ \Delta \theta \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta s_d + \Delta s_l}{2} \cos\left(\theta + \frac{\Delta s_d - \Delta s_l}{2b}\right) \\ \frac{\Delta s_d + \Delta s_l}{2} \sin\left(\theta + \frac{\Delta s_d - \Delta s_l}{2b}\right) \\ \frac{\Delta s_d - \Delta s_l}{b} \end{bmatrix} \end{aligned}$$



$$(\Delta s_d, \Delta s_l)$$

- пређени пут десног и левог погонског точка респективно,

$$(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$$

- померај

$$b$$

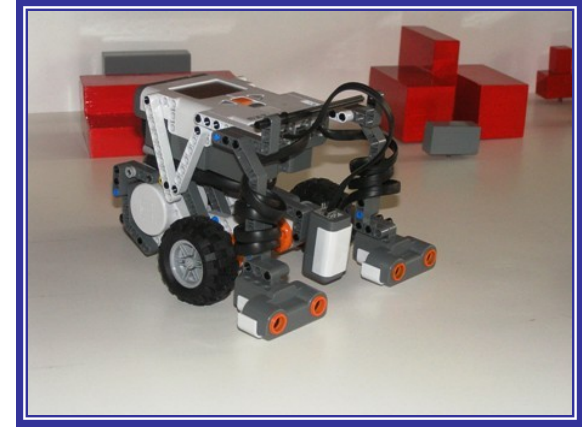
- размак између точкова

Модели перцепције:

LEGO Mindstorms NXT

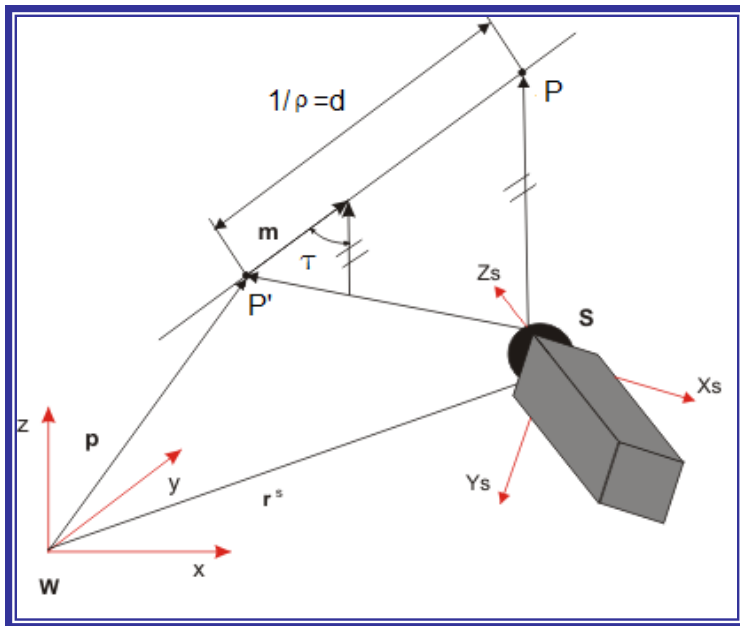
Сензори растојања

$$\begin{pmatrix} r_t^n \\ \phi_t^n \\ s_t^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{(m_{jx} - x)^2 + (m_{jy} - y)^2} \\ a \tan 2(m_{jy} - y, m_{jx} - x) - \theta \\ s_j \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{\sigma_r^2} \\ \varepsilon_{\sigma_\phi^2} \\ \varepsilon_{\sigma_s^2} \end{pmatrix}$$



Khepera II

Систем препознавања на бази калибрисане камере



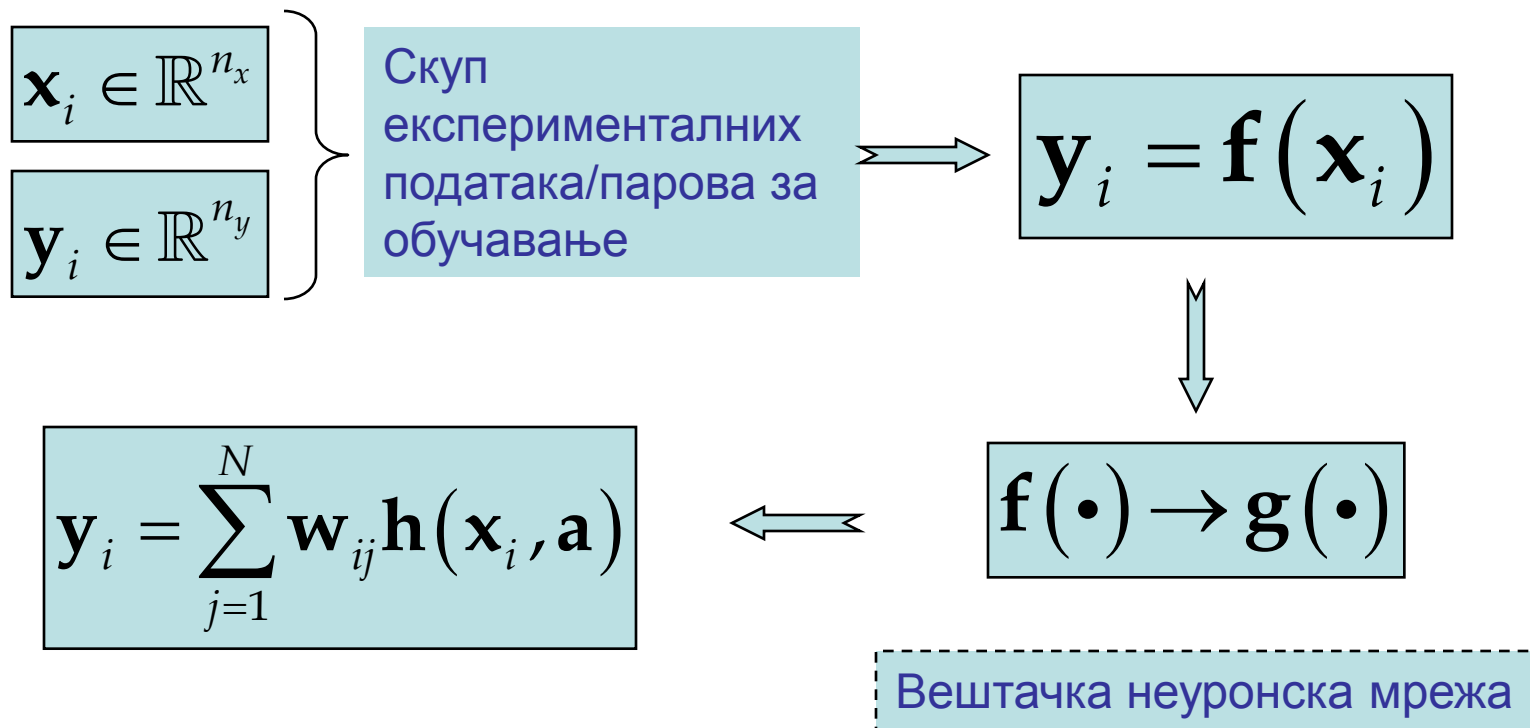
$$\mathbf{h}_P^S = \mathbf{R}_W^S (\rho(\mathbf{p} - \mathbf{r}^S) + \mathbf{m})$$

Садржај

1. **Увод** – *интелигентни технолошки систем, унутрашњи транспорт у технолошком окружењу, еволуција роботике, аутоматски вођена робоколица;*
2. **Мобилни работи**
3. **Машинско учење** - *вештачке неуронске мреже са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа, алгоритми оптимизације параметара (линеаризовани Калманов филтар, линеаризовани информациони филтар, алгоритам специфичне апроксимације момената Гаусове расподеле);*
4. **Интелигентни (индустијски) мобилни работи у интелигентним технолошким системима** - *симултано оцењивање (естимација) положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу, аквизиција информација од камере, хибридна управљачка архитектура, хибридно управљање мобилним роботом;*
5. **Закључак и правац будућих истраживања**

Машинско учење

- Формирање математичко-софтверског модела проблема на основу прикупљеног скупа података о перформансама система/процеса;



... надгледано машинско учење...

Примери примене вештачких неуронских мрежа/машинског учења:

Регресија

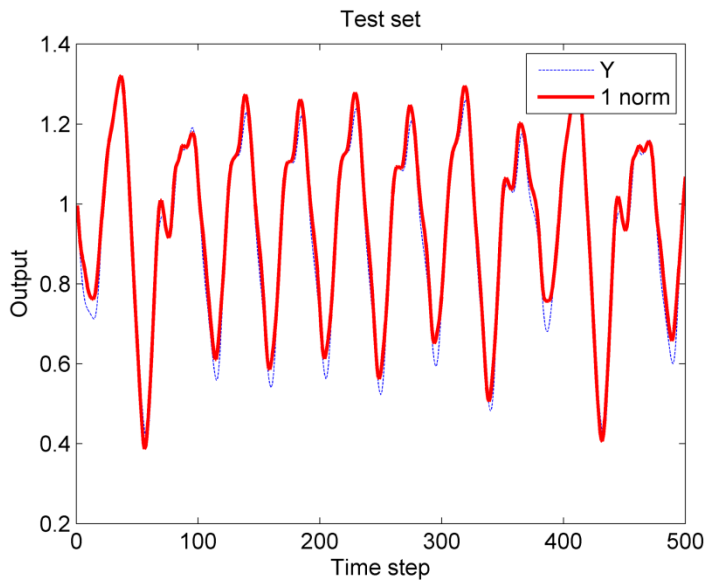
(зависна променљива
је континуална)

$$\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^{n_y}$$

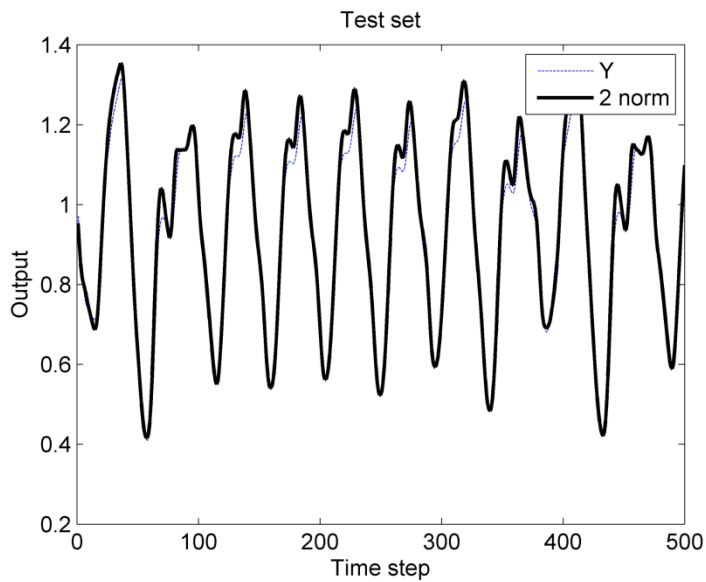
Класификација

(зависна
променљива је
дискретна)

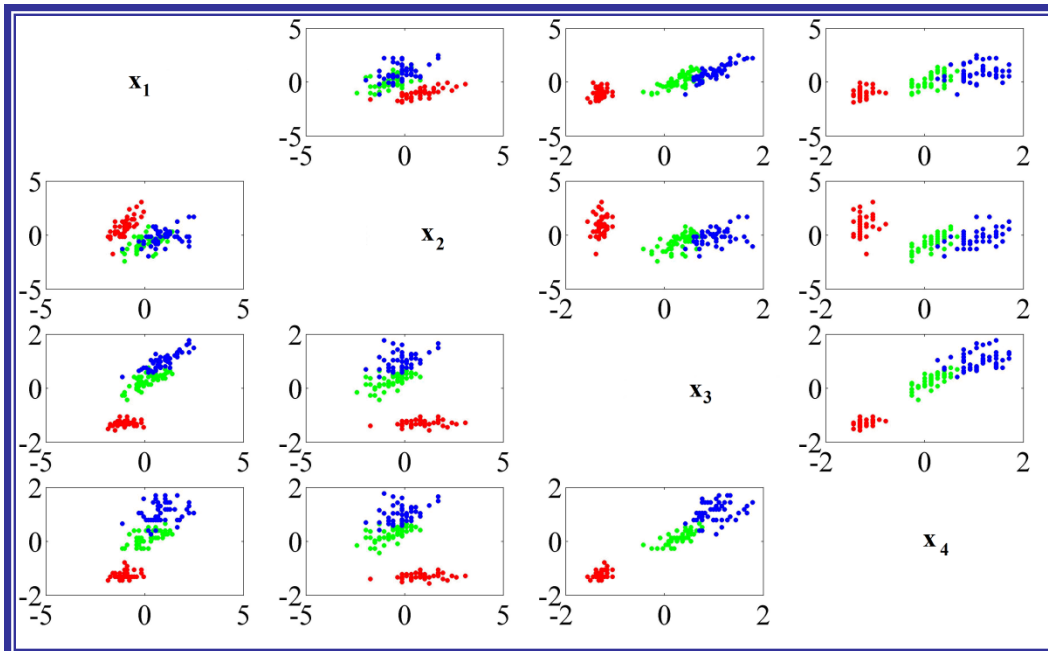
$$\mathbf{y}_i \in \{-1, 1\}; \mathbf{y}_i \in \{0, 1\}$$



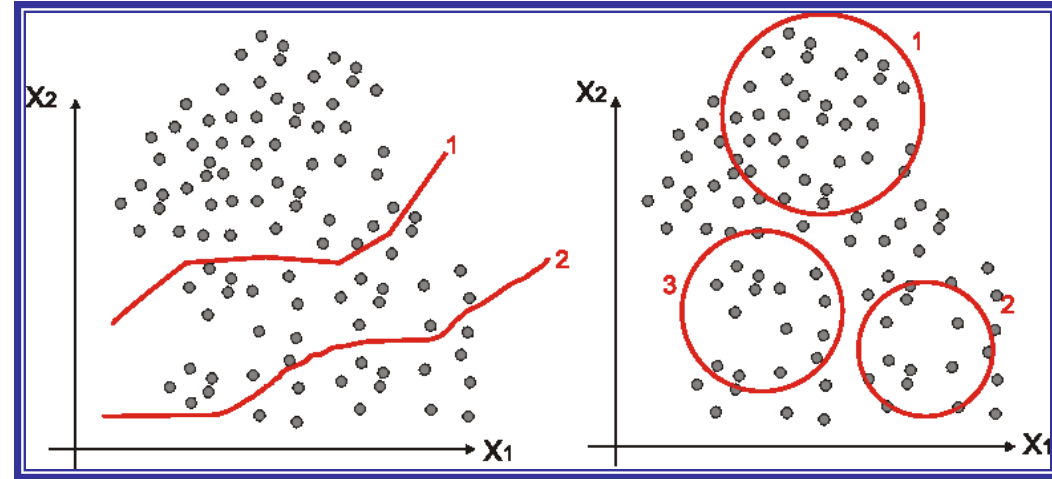
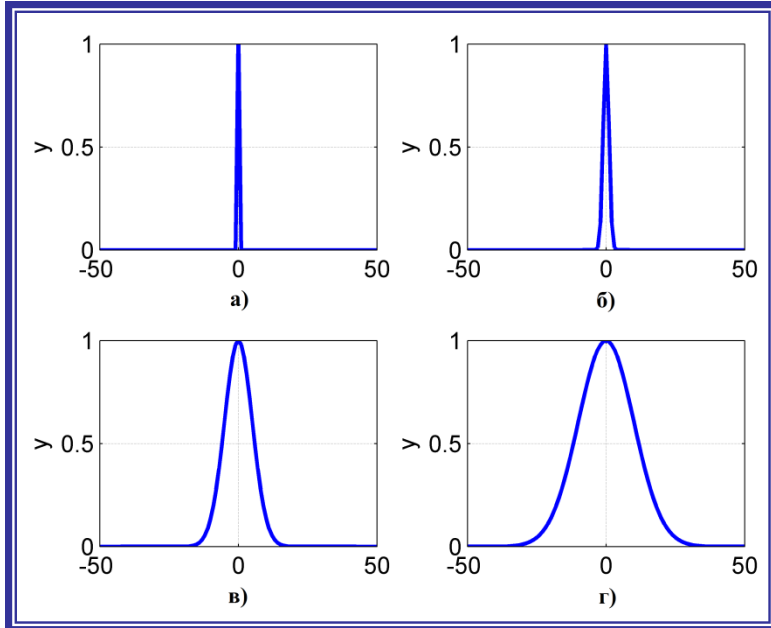
(a)



(b)



Вештачка неуронска мрежа са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа



- Основна разлика између (вишеслојног) перцептрона и вештачке неуронске мреже са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа

- Радијалне активационе функције су базиране на успостављању сличности између елемената улазног скупа података.

$$h(\mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_j^2}(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_j)^T(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_j)\right)$$

Оптимизација параметара вештачке неуронске мреже са Гаусовим активационим функцијама – машинско учење

- Линеарни динамички систем у дискретном облику:

$$\begin{aligned}\lambda_k &= \lambda_{k-1|k-1} + \varepsilon \\ y_k &= \mathbf{g}(\lambda_{k|k-1}, \mathbf{x}_k) + \omega\end{aligned}$$

$$\mathbf{g}(\lambda_{k|k-1}, \mathbf{x}_k)$$

$$\varepsilon \sim N(\varepsilon, \mathbf{Q})$$

$$\omega \sim N(\omega, \mathbf{R})$$

Бели шум

Вектор стања:

$$\lambda = [\mathbf{w}^T \quad \mathbf{t}^T]^T = [\mathbf{w}_1^T \quad \mathbf{w}_2^T \quad \dots \quad \mathbf{w}_i^T \quad \mu_1^T \quad \mu_2^T \quad \dots \quad \mu_J^T \quad \sigma_1^T \quad \sigma_2^T \quad \dots \quad \sigma_J^T]^T$$

Усваја се да:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\lambda_{0|0}] &= \hat{\lambda}_{0|0} \quad ; \quad \mathbb{E}\left[(\lambda_{0|0} - \hat{\lambda}_{0|0})(\lambda_{0|0} - \hat{\lambda}_{0|0})^T\right] = \mathbf{P}_{0|0} \\ \mathbb{E}[\varepsilon_k] &= \mathbf{0} \quad ; \quad \mathbb{E}[\varepsilon_k \varepsilon_{k+1}^T] = \mathbf{Q} \delta_{k,k+1} \\ \mathbb{E}[\omega_k] &= \mathbf{0} \quad ; \quad \mathbb{E}[\omega_k \omega_{k+1}^T] = \mathbf{R} \delta_{k,k+1}\end{aligned}$$

Алгоритам линеаризованог Калмановог филтра:

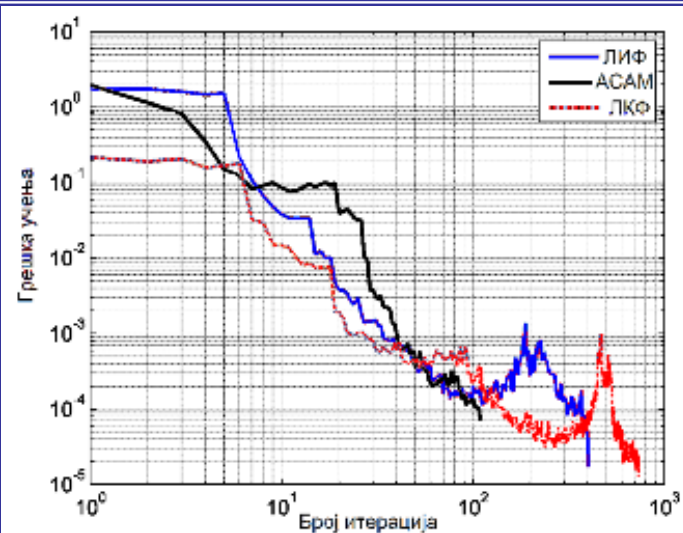
1. Алгоритам ЛКФ_РГАФ ($\hat{\lambda}_{k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1}, \mathbf{x}(k), \mathbf{y}(k)$)
2. $E[\lambda_{0|0}] = \hat{\lambda}_{0|0} \quad ; \quad E\left[(\lambda_{0|0} - \hat{\lambda}_{0|0})(\lambda_{0|0} - \hat{\lambda}_{0|0})^T\right] = \mathbf{P}_{0|0}$
3. $\mathbf{Q} = \text{diag}(\dim(\lambda)) \quad ; \quad \mathbf{R} = \text{diag}(\dim(\mathbf{y}_k))$
4. *while* $Er > Er_{\min}$
5. $\hat{\lambda}_{k|k-1} = \hat{\lambda}_{k-1|k-1}$
6. $\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{P}_{k-1|k-1} + \mathbf{Q}$
7. $\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k-1}, \mathbf{x}(k))$
8. $\mathbf{H}_k = \nabla_{\lambda} \hat{\mathbf{y}}_k^i = \left[\nabla_{\mathbf{w}} \mathbf{g}(\cdot, \cdot) \quad \nabla_{\boldsymbol{\mu}} \mathbf{g}(\cdot, \cdot) \quad \nabla_{\boldsymbol{\sigma}} \mathbf{g}(\cdot, \cdot) \right]$
9. $\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R})^{-1}$
10. $\hat{\lambda}_{k|k} = \hat{\lambda}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}_k)$
11. $\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}$
12. $Er = \frac{1}{2I} (\mathbf{y} - \mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{x}))^T (\mathbf{y} - \mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{x}))$
13. *endwhile*
14. *return* $\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}$

Алгоритам линеаризованог информационог филтра:

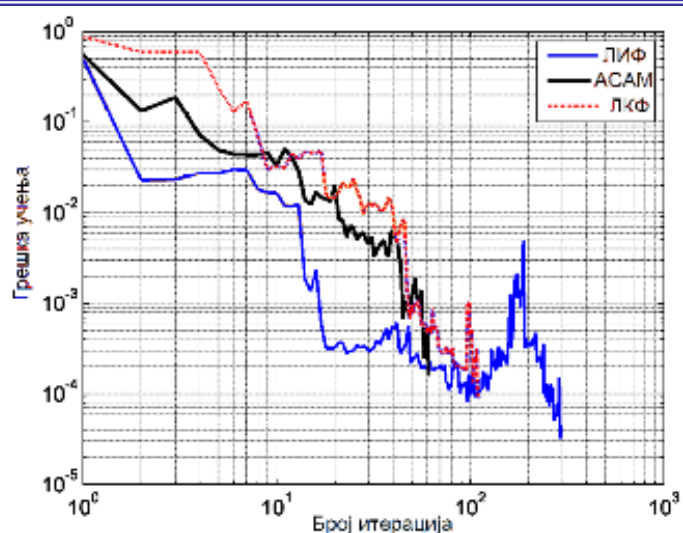
1. Алгоритам ЛИФ_РАФ ($\hat{\lambda}_{k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1}, \mathbf{x}(k), \mathbf{y}(k)$)
2. $E[\lambda_{0|0}] = \hat{\lambda}_{0|0} \quad ; \quad \left\{ E \left[\left(\lambda_{0|0} - \hat{\lambda}_{0|0} \right) \left(\lambda_{0|0} - \hat{\lambda}_{0|0} \right)^T \right] \right\}^{-1} = \mathbf{I}_{0|0}$
3. $\mathbf{Q} = \text{diag}(\text{dim}(\lambda)) \quad ; \quad \mathbf{R} = \text{diag}(\text{dim}(\mathbf{y}_k))$
4. *while* $Er > Er_{\min}$
5. $\hat{\lambda}_{k|k-1} = \hat{\lambda}_{k-1|k-1}$
6. $\mathbf{I}_{k|k-1} = \left(\left(\mathbf{I}_{k-1|k-1} \right)^{-1} + \mathbf{Q} \right)^{-1}$
7. $\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k-1}, \mathbf{x}(k))$
8. $\mathbf{H}_k = \nabla_{\lambda} \hat{\mathbf{y}}_k^i = \left[\nabla_{\mathbf{w}} \mathbf{g}(\cdot) \quad \nabla_{\boldsymbol{\mu}} \mathbf{g}(\cdot) \quad \nabla_{\boldsymbol{\sigma}} \mathbf{g}(\cdot) \right]$
9. $\mathbf{I}_{k|k} = \mathbf{I}_{k|k-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k$
10. $\mathbf{K}_k = \left(\mathbf{I}_{k|k} \right)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1}$
11. $\hat{\lambda}_{k|k} = \hat{\lambda}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}_k)$
12. $Er = \frac{1}{2I} \left(\mathbf{y} - \mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{x}) \right)^T \left(\mathbf{y} - \mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{x}) \right)$
13. *endwhile*
14. *return* $\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{I}_{k|k}$

1. Алгоритам АСАМ_РАФ ($\hat{\lambda}_{k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1}, \mathbf{x}(k), \mathbf{y}(k)$)
2. $E[\lambda_{0|0}] = \hat{\lambda}_{0|0} \quad ; \quad E\left[(\lambda_{0|0} - \hat{\lambda}_{0|0})(\lambda_{0|0} - \hat{\lambda}_{0|0})^T\right] = \mathbf{P}_{0|0}$
3. $\mathbf{Q} = \text{diag}(\text{dim}(\lambda)) \quad ; \quad \mathbf{R} = \text{diag}(\text{dim}(\mathbf{y}_k))$
4. *while* $Er > Er_{\min}$
5. $\hat{\lambda}_{k|k-1} = \hat{\lambda}_{k-1|k-1} \quad , \quad \mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{P}_{k-1|k-1} + \mathbf{Q}$
6. $\Sigma_i = \begin{bmatrix} \hat{\lambda}_{k|k-1} & \hat{\lambda}_{k|k-1} + \gamma\sqrt{\mathbf{P}} & \hat{\lambda}_{k|k-1} - \gamma\sqrt{\mathbf{P}} \end{bmatrix} \quad , \quad \Psi_{i,k|k-1} = \mathbf{g}(\Sigma_i, \mathbf{x}(k))$
7. $\hat{\mathbf{y}}_k = \sum_{i=1}^{2\text{dim}(\mathbf{x})} W_i^m \Psi_{i,k|k-1} \approx E\left[\mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k-1}, x_k)\right]$
8. $\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k \hat{\mathbf{y}}_k} = \sum_{i=1}^{2\text{dim}(\mathbf{x})} W_i^k (\Psi_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{y}}_k)(\Psi_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{y}}_k)^T + \mathbf{R}$
9. $\mathbf{P}_{\hat{\lambda}_k \hat{\mathbf{y}}_k} = \sum_{i=1}^{2\text{dim}(\mathbf{x})} W_i^k (\Sigma_i - \hat{\lambda}_k)(\Psi_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{y}}_k)^T \quad , \quad \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\hat{\lambda}_k \hat{\mathbf{y}}_k} (\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k \hat{\mathbf{y}}_k})^{-1}$
10. $\hat{\lambda}_{k|k} = \hat{\lambda}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}_k) \quad , \quad \mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k \hat{\mathbf{y}}_k} \mathbf{K}_k^T$
11. $Er = \frac{1}{2I} (\mathbf{y} - \mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{x}))^T (\mathbf{y} - \mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{x}))$
12. *endwhile*
13. *return* $\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}$

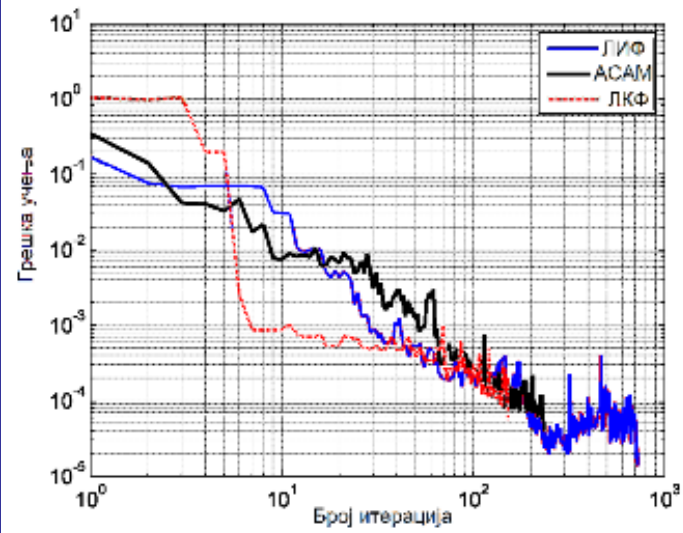
Конвергенција грешке учења (ЛКФ, ЛИФ и АСАМ):



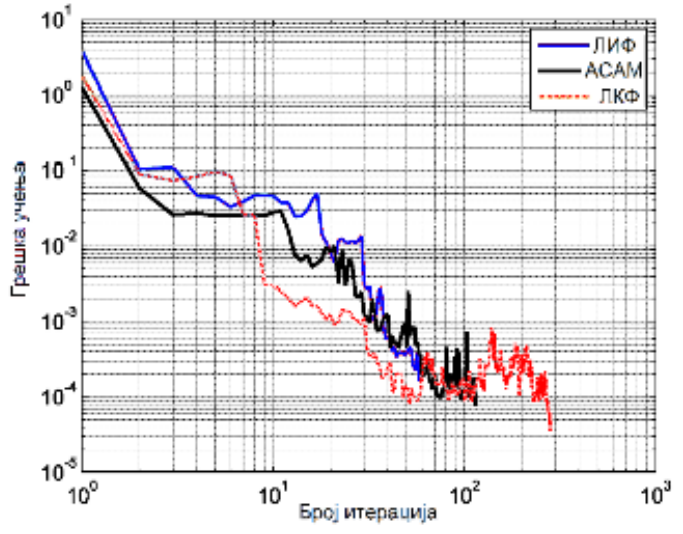
а) $p = 1 ; q = 1 ; r = 10;$



б) $p = 1 ; q = 1 ; r = 1;$



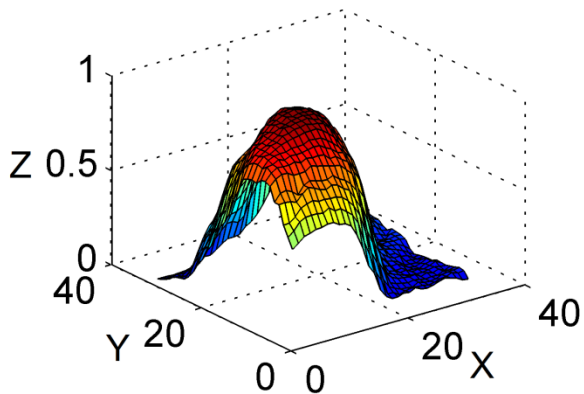
в) $p = 100 ; q = 10 ; r = 10;$



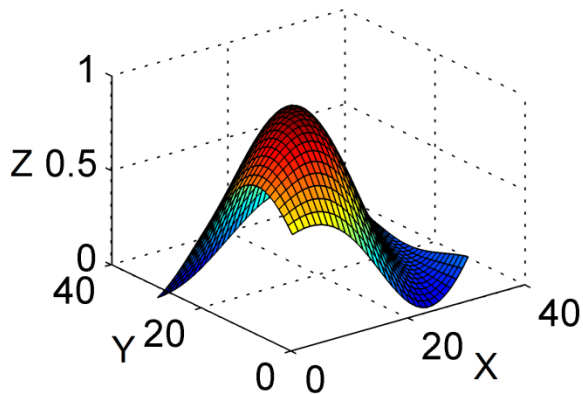
г) $p = 100 ; q = 100 ; r = 10;$

Предикција изгледа сегмента обрађене површине:

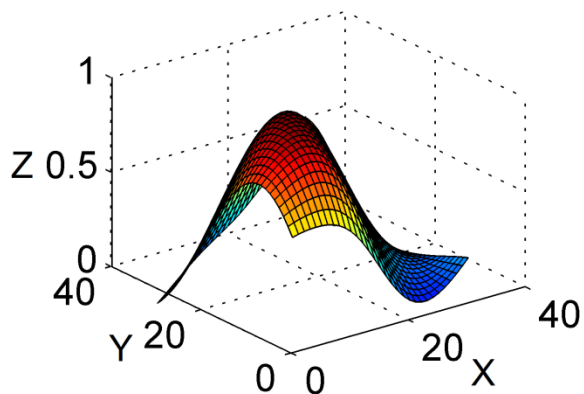
Сегмент димензија 30 x 30



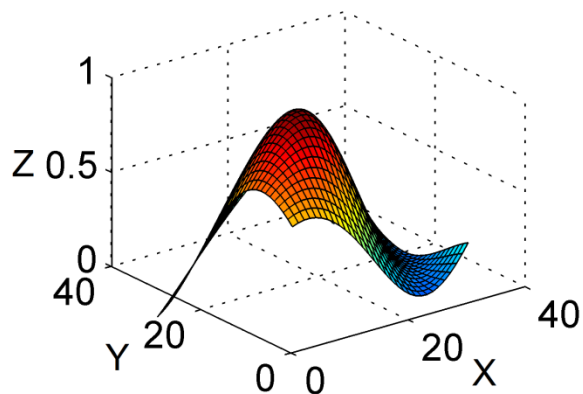
ЛКФ



ЛИФ



АСАМ



Алгоритам	ККСКГ	Број неурона у скривеном слоју	
		30	50
ЛКФ	s_{test}	0,0560±0,0017	0,0594±0,0022
ЛИФ	s_{opt}	0,0556±0,0003	0,0579±0,0030
АСАМ	s_{svi}	0,0550±0,0004	0,0594±0,0061

Дискусија:

- Да би се оценила употребна вредност развијених алгоритама машинског учења, изабране вештачке неуронске мреже су тестиране на „стандардним” скуповима података који представљају реалне проблеме регресије/класификације из различитих домена.

- Параметри ЛКФ-а, ЛИФ-а и АСАМ-а

$\lambda_{0|0}$

Почетни вектор стања

Q

Матрица шума система

$P_{0|0}$

Почетна матрица коваријанси

R

Матрица шума мерења

одређују: почетну тачку процеса оцењивања, почетно знање/незнање о систему, промену система током времена и поверење у информације које систем прима из окружења;

- Алгоритми су секвенцијалног типа - омогућено и *on line* машинско учење;

- Ова предност је искоришћена током решавања проблема симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу.

Садржај

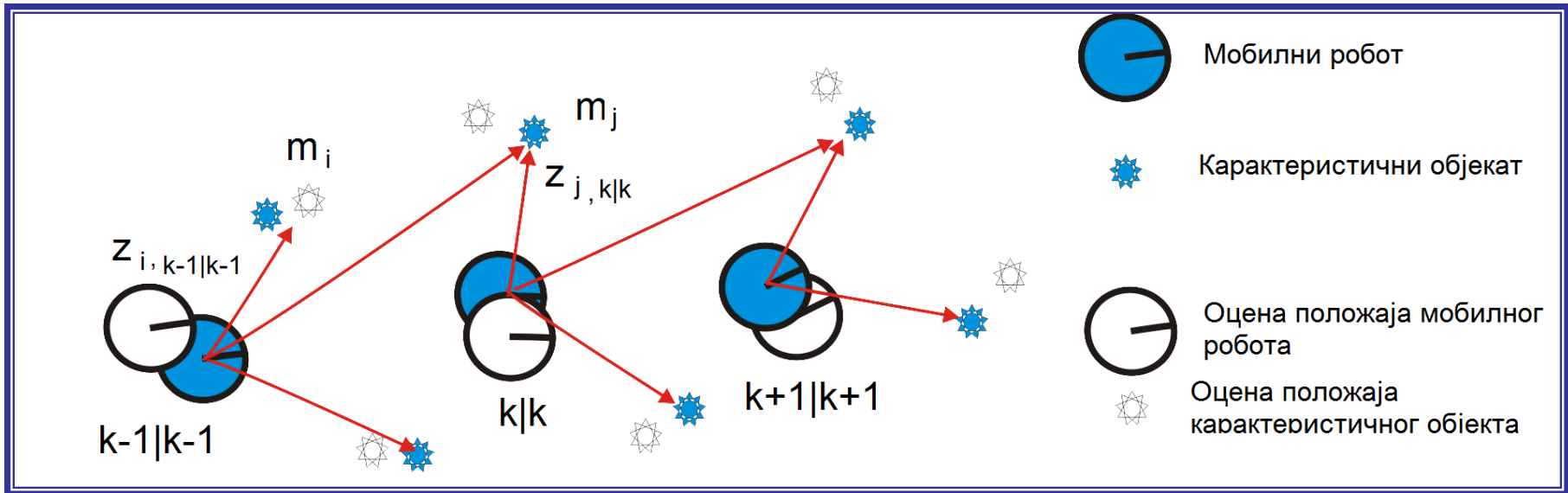
1. **Увод** – *интелигентни технолошки систем, унутрашњи транспорт у технолошком окружењу, еволуција роботике, аутоматски вођена робоколица;*
2. **Мобилни работи**
3. **Машинско учење** - *вештачке неуронске мреже са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа, алгоритми оптимизације параметара (линеаризовани Калманов филтар, линеаризовани информациони филтар, алгоритам специфичне апроксимације момената Гаусове расподеле);*
4. **Интелигентни (индустријски) мобилни работи у интелигентним технолошким системима** - *симултано оцењивање (естимација) положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу, аквизиција информација од камере, хибридна управљачка архитектура, хибридно управљање мобилним роботом;*
5. **Закључак и правац будућих истраживања**

Симултано оцењивање положаја мобилног робота и карактеристичних објеката

- Simultaneous Localization and Mapping (**SLAM**)
- Concurrent Localization and Mapping (CLAM)

Основна идеја:

„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? ”



Напомена: аквизиција сензорске информације врши се између робота и карактеристичног објекта;

Непознате величине:

Вектор положаја мобилног робота и вектор положаја карактеристичних објеката.

$$p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} \mid \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0)$$

Опште решење дато преко Бајесовог филтра:

- Корак предикције

$$p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:k-1}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) p(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:k-1}, \mathbf{u}_{0:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}$$

- Корак корекције:

$$p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{m}) p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:k-1}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0)}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_{0:k-1}, \mathbf{u}_{0:k})}$$

Напомене:

1. $p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0) \neq p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0) p(\mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0)$

2. $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{m}, \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0)$ - Локализација (одређивање положаја мобилног робота)

$p(\mathbf{m} | \mathbf{x}_k, \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0)$ - Изградња мапе окружења (одређивање положаја карактеристичних објеката)

Алгоритам линеаризованог Калмановог филтра:

Вектор стања:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_r^T & \mathbf{m}^T \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{x}_r = \begin{bmatrix} x_r & y_r & \theta_r \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{m} = \begin{bmatrix} m_x^1 & m_y^1 & m_x^2 & m_y^2 & \dots & m_x^N & m_y^N \end{bmatrix}^T$$

Модел кретања:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \rightarrow \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k$$

Сензорски модел:

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{m}) \rightarrow \mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{m}) + \mathbf{v}_k$$

... шумови су адитивни,

некорелисани и подлежу Гаусовој расподели...

1. Алгоритам ЛКФ ($\mathbf{x}_{k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{z}_k$)

2.
$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) = \begin{bmatrix} x_{r,k} + v_k \Delta t \cos(\theta_{r,k} + \omega_k \Delta t) \\ y_{r,k} + v_k \Delta t \sin(\theta_{r,k} + \omega_k \Delta t) \\ \theta_{r,k} + \omega_k \Delta t \end{bmatrix}$$

3.
$$\mathbf{C}_u = \text{diag}(\varepsilon_{\sigma_v^2}, \varepsilon_{\sigma_\omega^2}); \mathbf{R} = \text{diag}(\varepsilon_{\sigma_r^2}, \varepsilon_{\sigma_\phi^2}, \varepsilon_{\sigma_s^2})$$

4.
$$\mathbf{P}_{xx,k|k-1} = \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{f} \mathbf{P}_{xx,k|k-1} \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{f}^T + \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{f} \mathbf{C}_u \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{f}^T$$

5. for all observed features $\mathbf{z}_k^i = [r_k^i \ \phi_k^i]^T$ do

6. if landmark has been seen before

7.
$$\hat{\mathbf{z}}_k^i = \begin{bmatrix} \sqrt{(m_{jx} - x_{r,k})^2 + (m_{jy} - y_{r,k})^2} \\ a \tan 2(m_{jy} - y_{r,k}, m_{jx} - x_{r,k}) - \theta_{r,k} \end{bmatrix}; \mathbf{H}_k^i = \nabla_{\mathbf{x}} \hat{\mathbf{z}}_k^i$$

8.
$$\mathbf{K}_k^i = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^i (\mathbf{H}_k^i \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^{iT} + \mathbf{R})^{-1}$$

9.
$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k^i (\mathbf{z}_k^i - \hat{\mathbf{z}}_k^i)$$

10.
$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^i \mathbf{H}_k^i) \mathbf{P}_{k|k-1}$$

11. else augment state vector \mathbf{x} with new feature

12.
$$\mathbf{m}_n = \mathbf{m}_n(\hat{\mathbf{x}}_{r,k|k-1}, \mathbf{z}_k) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{m}}_{j,x} \\ \hat{\mathbf{m}}_{j,y} \\ \hat{\mathbf{m}}_{j,s} \end{bmatrix} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \begin{pmatrix} r_k^i \cos(\phi_k^i + \theta_{r,k}) \\ r_k^i \sin(\phi_k^i + \theta_{r,k}) \\ 0 \end{pmatrix}$$

13.
$$\mathbf{P}_{xx,k|k-1} = \mathbf{J}_{aug} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{xx,k|k-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R} \end{bmatrix} \mathbf{J}_{aug}^T$$

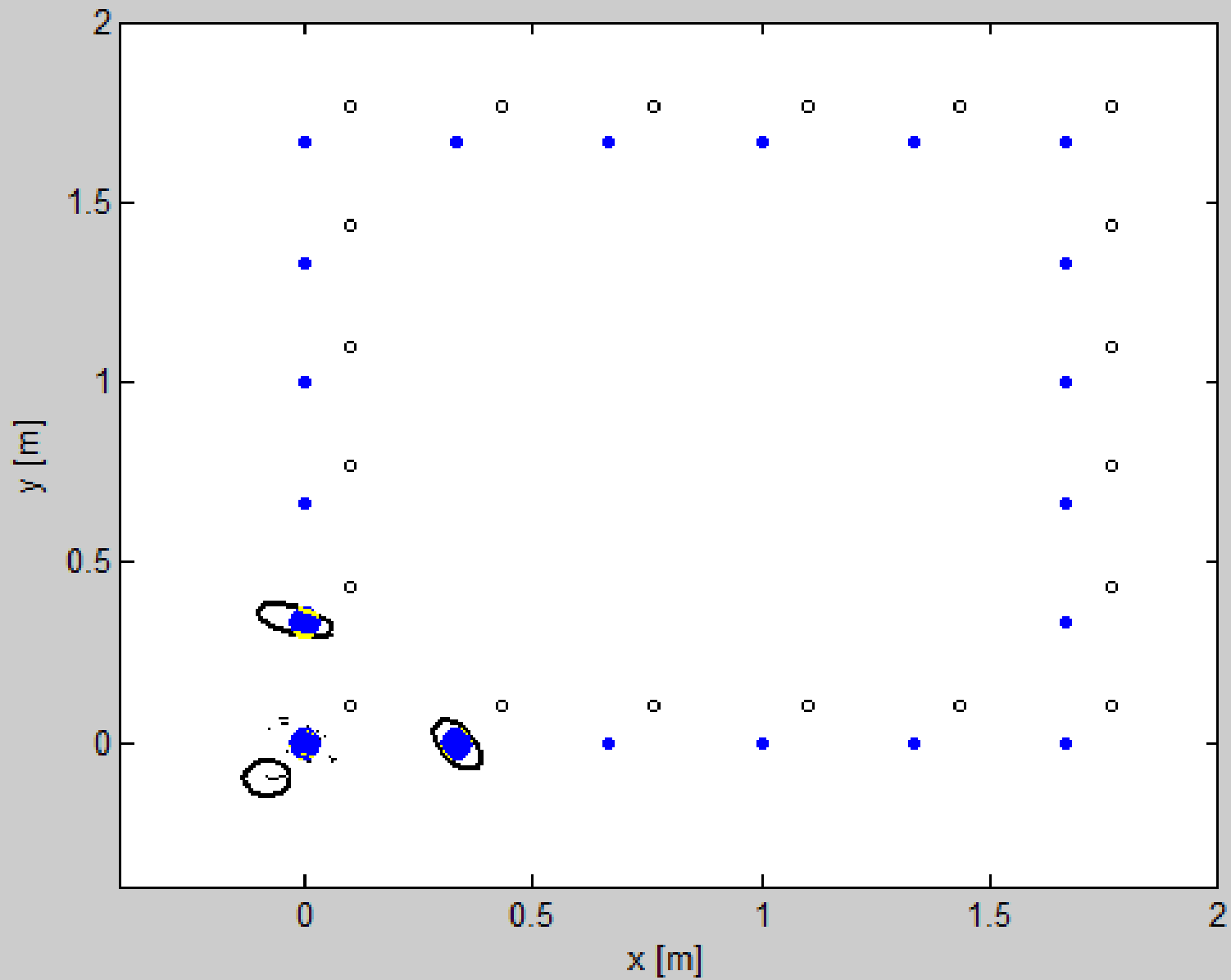
14.
$$\mathbf{J}_{aug} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{m}_n & \mathbf{0} & \nabla_{\mathbf{z}} \mathbf{m}_n \end{bmatrix}$$

15. endif

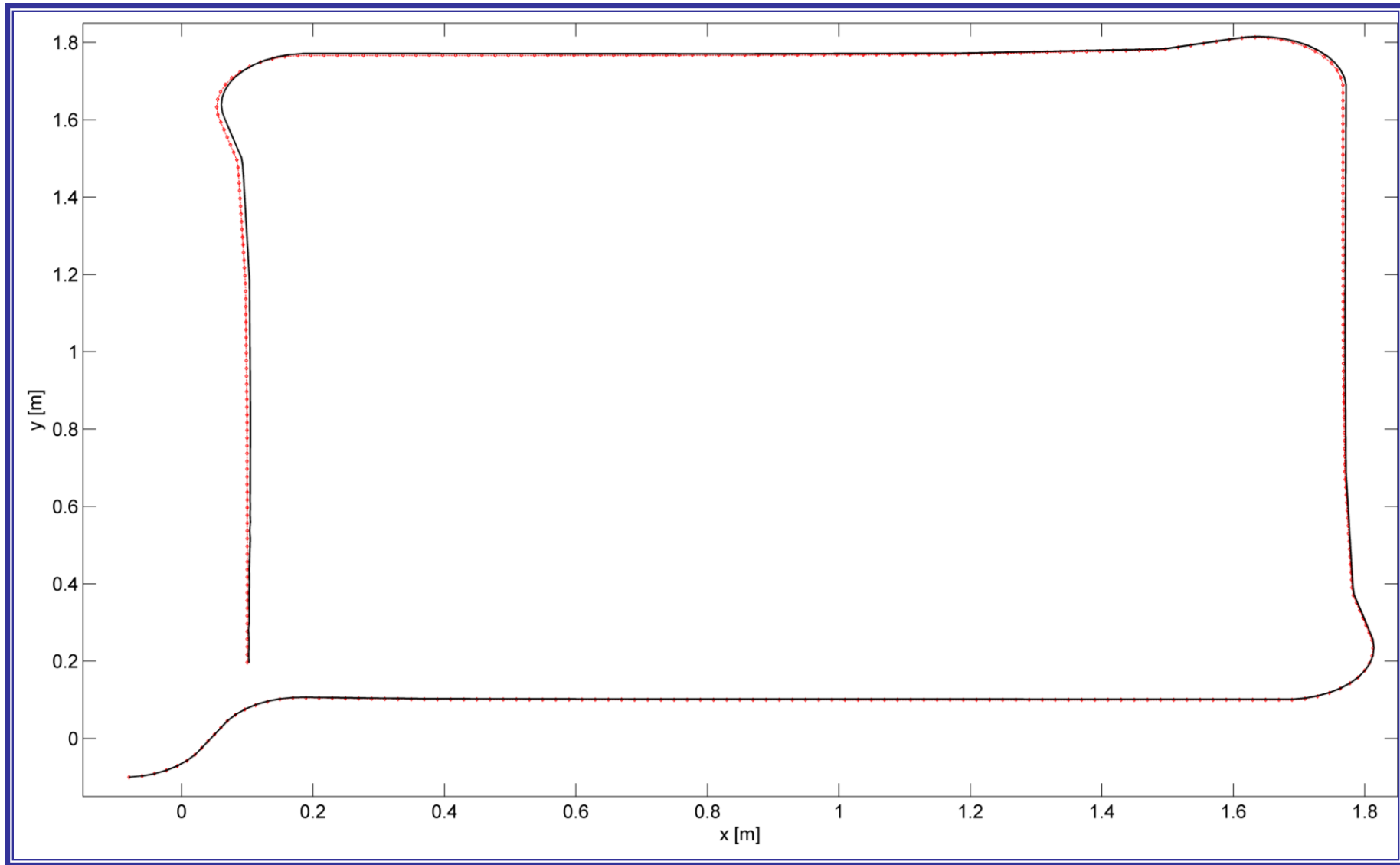
16.

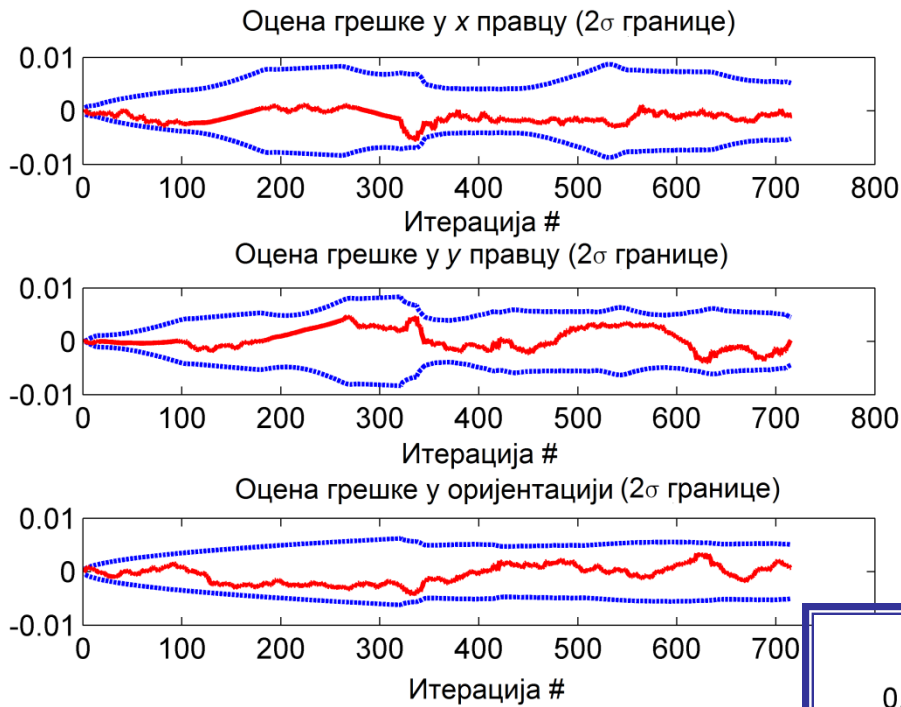
17. end for

18. return $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}$



Резултати симулације: Оцењена путања и стварна путања мобилног робота

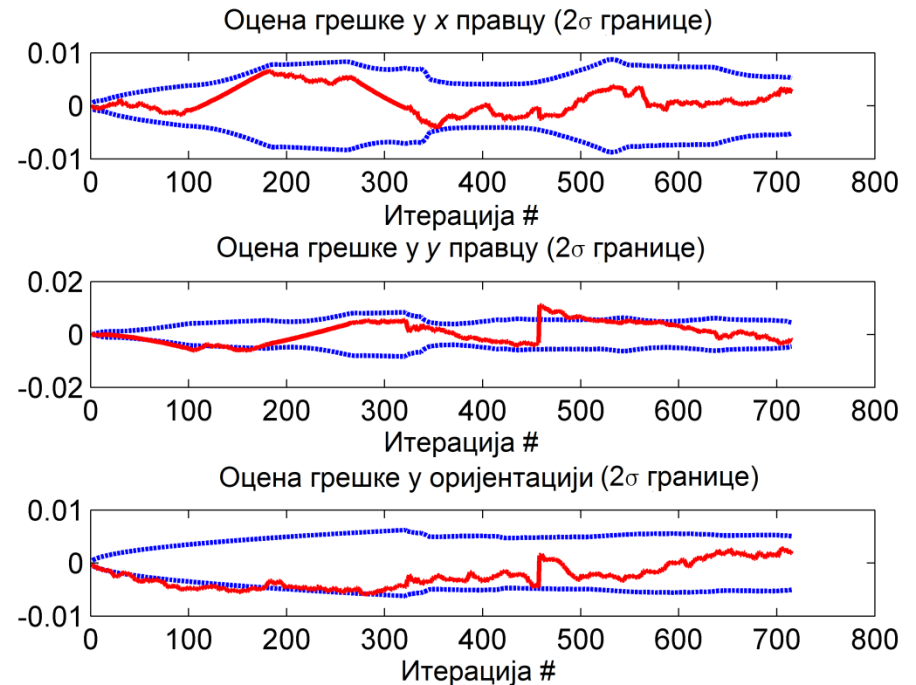




Оцена грешке положаја и 2σ границе за оцену грешке положаја (95% интервал поверења).

$$\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}$$

$$\mathbf{u}_k^s = \mathbf{u}_k + \mathbf{u}_{bias}$$



Оцена конзистентности филтра

$$\varepsilon_k = (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})^T \mathbf{P}_{k|k}^{-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}) = \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^T \mathbf{P}_{k|k}^{-1} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}$$

Нормализована
грешка оценивања

$$\varepsilon_k \sim \chi_{n_x}^2, \quad E[\varepsilon_k] = n_x, \quad (\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^{n_x})$$

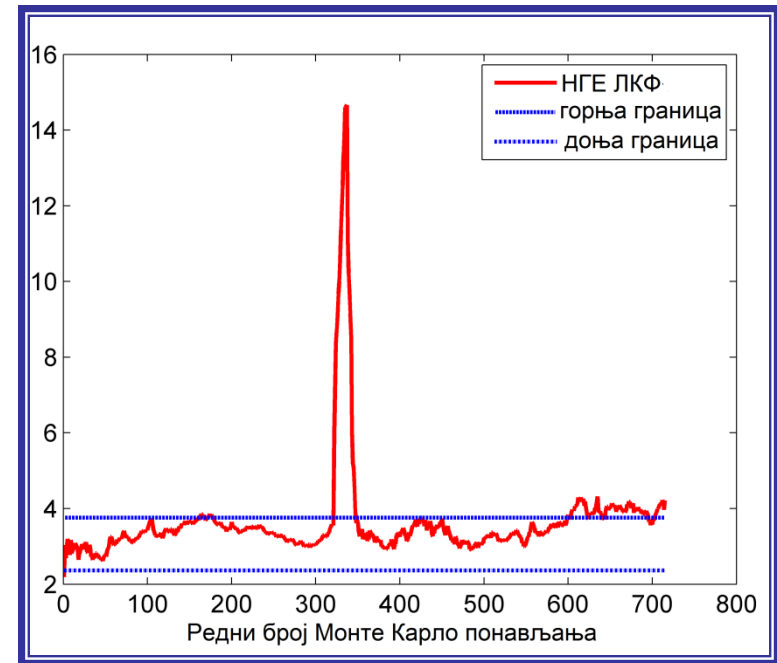
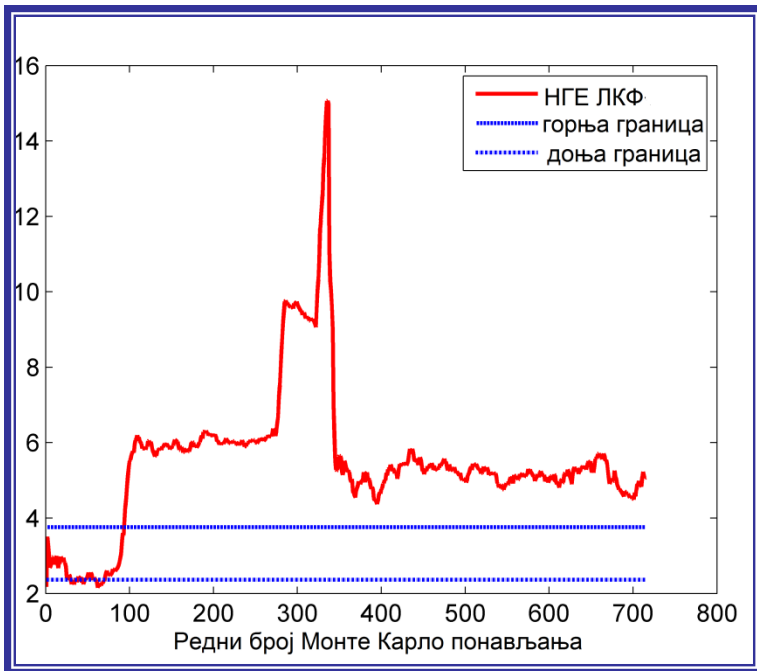
Тест се спроводи за произвољан број

Монте Карло симулационих понављања N :

$$\bar{\varepsilon}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_k^i$$

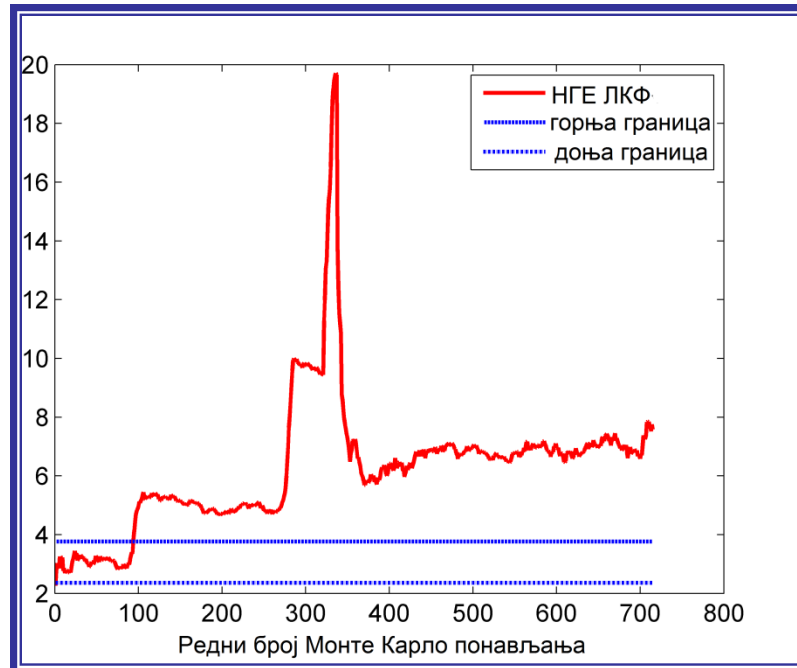
$$\left. \begin{array}{l} P(\varepsilon_k \in [\varepsilon_{\min}, \varepsilon_{\max}] | H_0) = 1 - \alpha ; \\ \alpha = 0,05 ; N = 50 \end{array} \right\} \Rightarrow \varepsilon_{\min} = 2,36 ; \varepsilon_{\max} = 3,72$$

$$\varepsilon_k \in \{ \varepsilon_{\min}, \varepsilon_{\max} \}$$



1. ЛКФ постаје
ОПТИМИСТИЧАН...

2. Нереално
решење...



3. Утицај
конструктивних
карактеристика

Алгоритам неуронског линеаризованог Калмановог филтра - НЛКФ

- Линеаризовани Каманов филтар почива на претпоставкама белог шума у моделу кретања и сензорском моделу мобилног робота;
- ЛКФ подцењује грешку оценивања - постаје оптимистичан;
- Оптимальност филтра директно утиче на тачност;
- Примери немоделираних утицаја су: обојени шум у управљачком систему, проклизавање тачкова мобилног робота у току кретања и грешке одометрије;
- *Математички модели* не могу обухватити све аспекте проблема: изразита нелинеарност или промена неких ефективних параметара мобилног робота (ефективни пречник тачка или ефективни размак између тачкова) мењају основне претпоставке на којима почива нелинеарна верзија Калмановог филтра.

Алгоритам неуронског линеаризованог Калмановог филтра - НЛКФ

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

- Увођење вештачке неуронске мреже
за моделирање непознатих утицаја

$$\mathbf{x}_{\text{VNET}} = \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{v}(k-1|k-1)}, \hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{w}(k-1|k-1)}, \mathbf{u}_k)$$

- Вештачка неуронска мрежа

$$\mathbf{x} = [(\mathbf{x}_{\mathbf{v}})^T (\mathbf{x}_{\mathbf{w}})^T (\mathbf{x}_{\mathbf{m}})^T]^T$$

Проширивање
вектора стања и
матрице коваријанси

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{xx} & \mathbf{P}_{xw} & \mathbf{P}_{xm} \\ \mathbf{P}_{wx} & \mathbf{P}_{ww} & \mathbf{P}_{wm} \\ \mathbf{P}_{mx} & \mathbf{P}_{mw} & \mathbf{P}_{mm} \end{bmatrix}$$

Основне
претпоставке ЛКФ-а и
даље важе...

Алгоритам неуронског
линеаризованог
Калмановог филтра:

НЛКФ је развијен за
сигмоидну активациону
функцију

$$\xi(\mathbf{x}) = \frac{1 - \exp(-2\mathbf{x})}{1 + \exp(-2\mathbf{x})}$$

као и радијалну
активациону функцију
Гаусовог типа

$$\xi(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2\right)$$

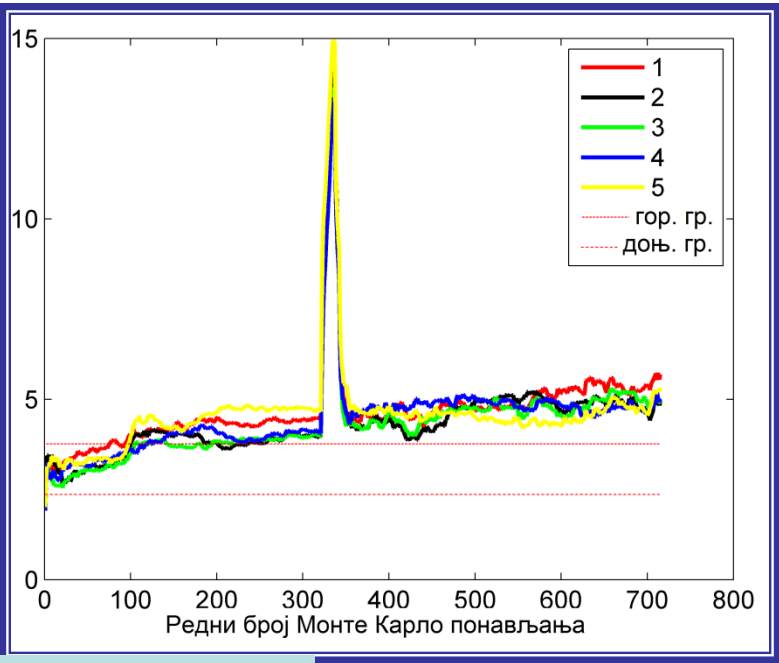
...тј. НЛКФ-ВП и
НЛКФ-РАФ...

1. Алгоритам НЛКФ ($\mathbf{x}_{k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{z}_k$)
2. $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) = \begin{bmatrix} x_{r,k} + v_k \Delta t \cos(\theta_{r,k} + \omega_k \Delta t) \\ y_{r,k} + v_k \Delta t \sin(\theta_{r,k} + \omega_k \Delta t) \\ \theta_{r,k} + \omega_k \Delta t \end{bmatrix} + \mathbf{g}(\mathbf{w}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k)$
3. $\nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{f} = \begin{bmatrix} \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{f}(\cdot) + \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{g}(\cdot) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$, $\mathbf{C}_u = \text{diag}(\varepsilon_{\sigma_v^2}, \varepsilon_{\sigma_\omega^2})$; $\mathbf{R} = \text{diag}(\varepsilon_{\sigma_r^2}, \varepsilon_{\sigma_\phi^2}, \varepsilon_{\sigma_s^2})$
4. $\mathbf{P}_{xx,k|k-1} = \nabla_{\hat{\mathbf{x}}} \mathbf{f} \mathbf{P}_{xx,k|k-1} \nabla_{\hat{\mathbf{x}}} \mathbf{f}^T + \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{f} \mathbf{C}_u \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{f}^T$
5. for all observed features $\mathbf{z}_k^i = [r_k^i \ \phi_k^i]^T$ do
6. if landmark has been seen before
7. $\hat{\mathbf{z}}_k^i = \begin{bmatrix} \sqrt{(m_{jx} - x_{r,k})^2 + (m_{jy} - y_{r,k})^2} \\ a \tan 2(m_{jy} - y_{r,k}, m_{jx} - x_{r,k}) - \theta_{r,k} \end{bmatrix}$;
8. $\mathbf{H}_k^i = \nabla_{\mathbf{x}} \hat{\mathbf{z}}_k^i = [\nabla_{x_r} \mathbf{h}(\cdot) \ \nabla_{x_w} \mathbf{h}(\cdot) \ \nabla_{x_m} \mathbf{h}(\cdot)]$
9. $\mathbf{K}_k^i = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^{iT} (\mathbf{H}_k^i \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^{iT} + \mathbf{R})^{-1}$
10. $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k^i (\mathbf{z}_k^i - \hat{\mathbf{z}}_k^i)$
11. $\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^i \mathbf{H}_k^i) \mathbf{P}_{k|k-1}$
12. else
13. $\mathbf{m}_n = \mathbf{m}_n(\hat{\mathbf{x}}_{r,k|k-1}, \mathbf{z}_k) = \begin{bmatrix} \hat{m}_{j,x} \\ \hat{m}_{j,y} \\ \hat{m}_{j,s} \end{bmatrix}$, $\mathbf{P}_{xx,k|k-1} = \mathbf{J}_{aug} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{xx,k|k-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R} \end{bmatrix} \mathbf{J}_{aug}^T$
14. end if
15. end for
16. return $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}$

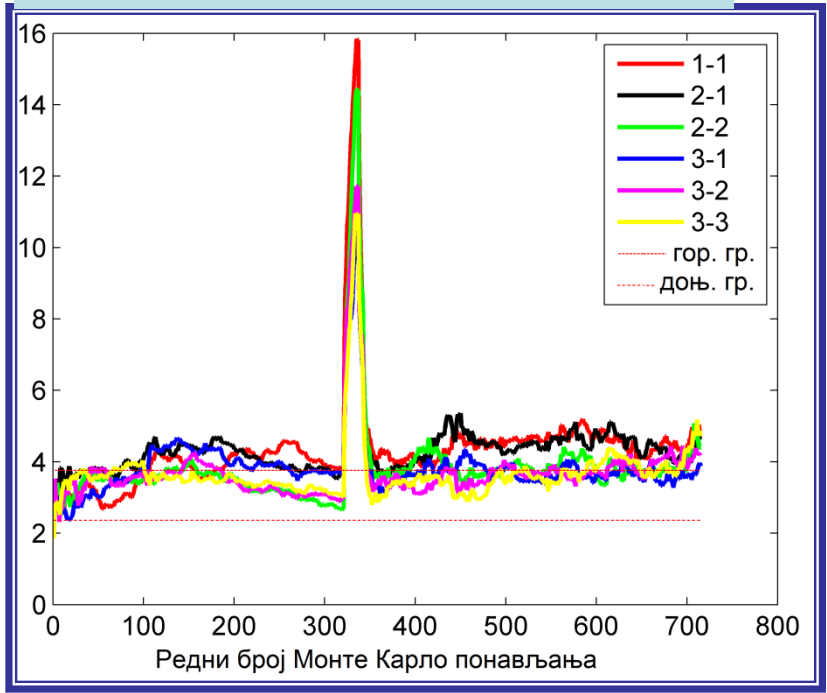
Тестиране архитектуре:

НЛКФ-ВП				НЛКФ-РАФ	
Једнослојни		Двослојни		Арх.	Бр. пар.
Арх.	Бр. парам.	Арх.	Бр. пар.		
5-[1] ₁ -3	8	5-[1-1] ₂ -3	9	5-[1] ₁ -3	9
5-[2] ₁ -3	16	5-[2-1] ₂ -3	15	5-[2] ₁ -3	18
5-[3] ₁ -3	24	5-[2-2] ₂ -3	20	5-[3] ₁ -3	27
5-[4] ₁ -3	32	5-[3-1] ₂ -3	21	5-[4] ₁ -3	36
5-[5] ₁ -3	40	5-[3-2] ₂ -3	27	-	
-		5-[3-3] ₂ -3	33	-	

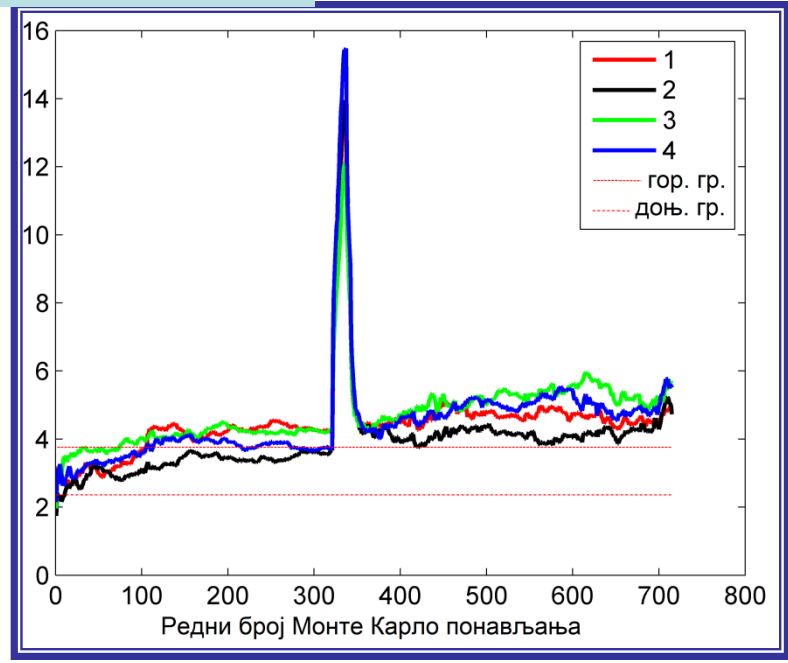
1. НЛКФ-ВП (једнослојне ВНМ)



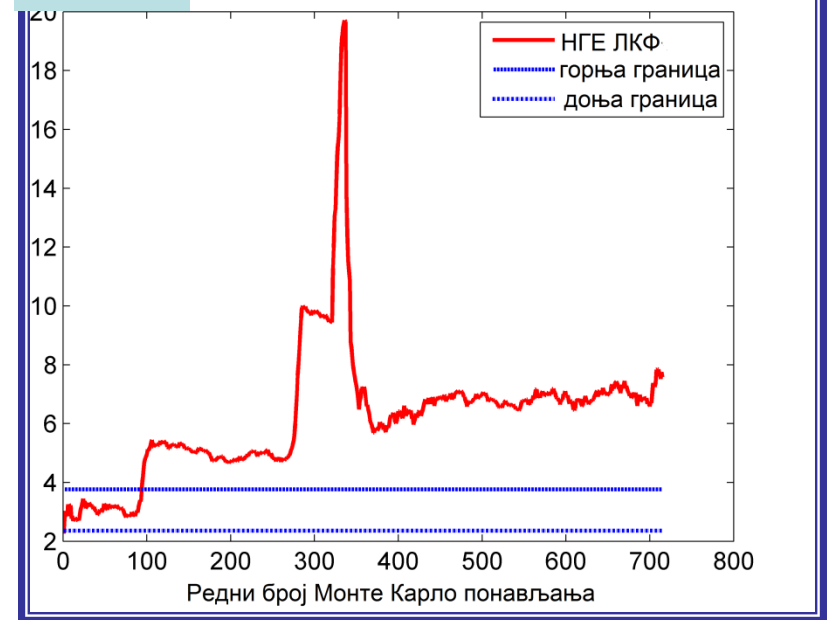
2. НЛКФ-ВП (двослојне ВНМ)



3. НЛКФ-РАФ



4. ЛКФ

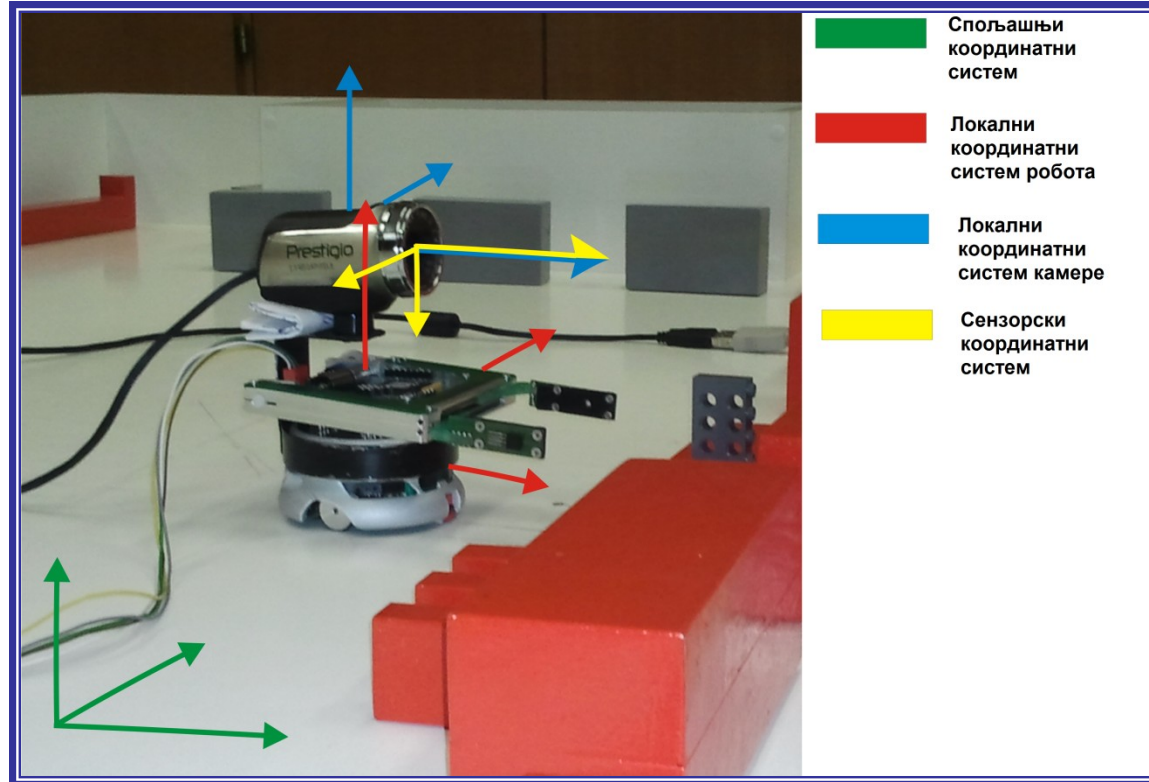


Дискусија

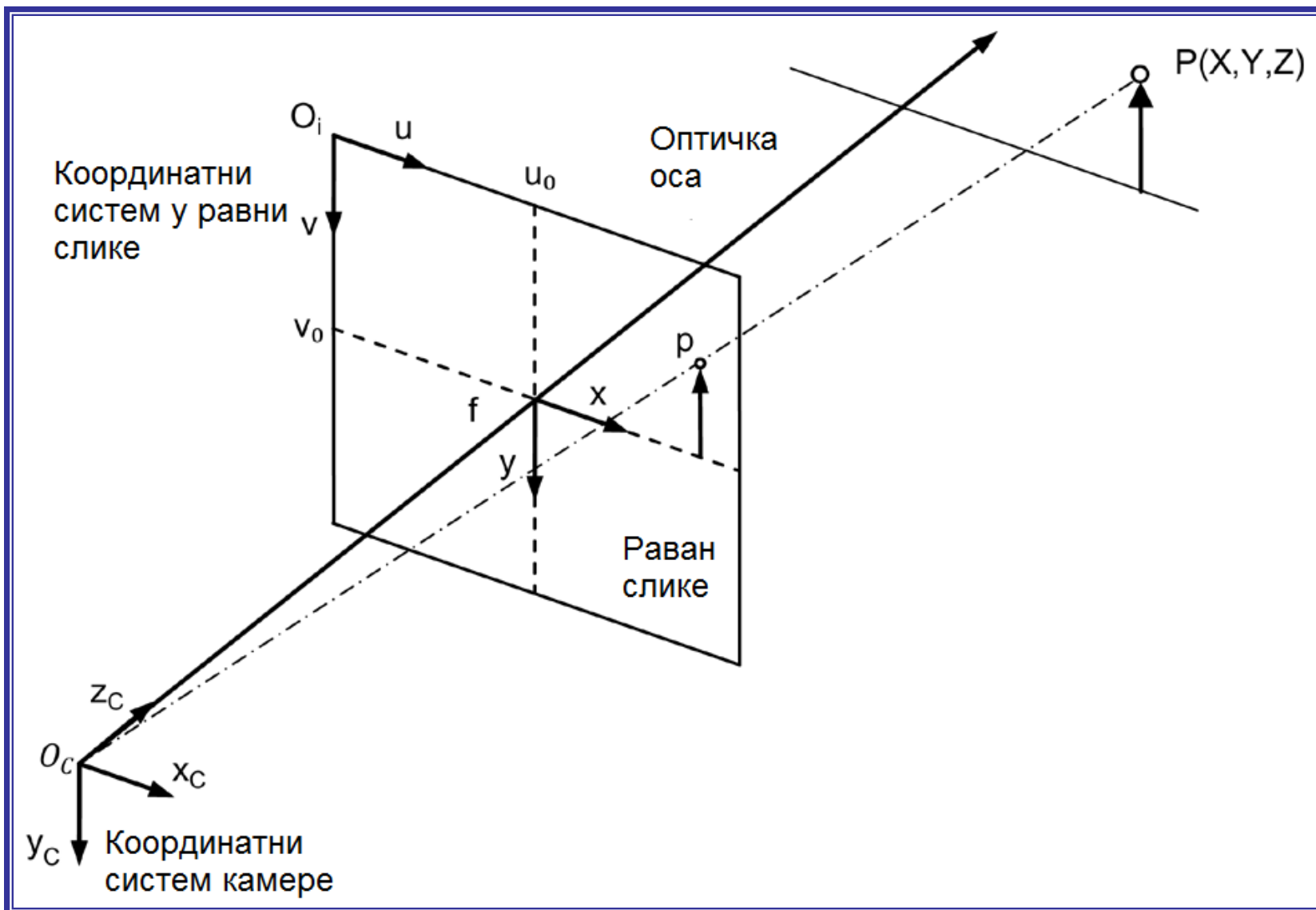
- Неизбежно је да ЛКФ подцени грешку, услед чега постаје оптимистичан;
- Проблем представљају и конструктивне карактеристике мобилног робота које значајно могу да утичу на управљачку команду;
- Да би компензовали овај утицај конструкције на процес оцењивања положаја током кретања, развијен је нови вид линеаризованог Калмановог филтра интегрисан са вештачком неуронском мрежом;
- Монте Карло симулација показала је да је нормализована грешка оцењивања мања код НЛКФ оцена (без обзира на тип филтра – НЛКФ-ВП или НЛКФ-РАФ);
- Приликом поновне детекције карактеристичних објеката (затварање петље), НЛКФ генерише боље оцене грешке, па самим тим и остаје у оквиру граница одређених бројем независних Монте Карло понављања.

Симултано оцењивање положаја мобилног робота и карактеристичних објеката уз примену система препознавања на бази калибрисане камере

- Симулација => Реални свет
- Применити НЛКФ-а на мобилном роботу;
- Искористити предности НЛКФ-а у експерименталном процесу;
- Моделирање непознатих недетерминистичких утицаја у реалном времену модификацијом параметара вештачке неуронске мреже



Модел инфинитезимално малог отвора бленде (pinhole camera)



Модел радијалне дисторзије



$$\begin{bmatrix} u_u \\ v_u \end{bmatrix} = h_u \begin{bmatrix} u_d \\ v_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (u_d - u_0)(1 + \kappa_1 r_d^2 + \kappa_2 r_d^4) \\ (v_d - v_0)(1 + \kappa_1 r_d^2 + \kappa_2 r_d^4) \end{bmatrix}$$

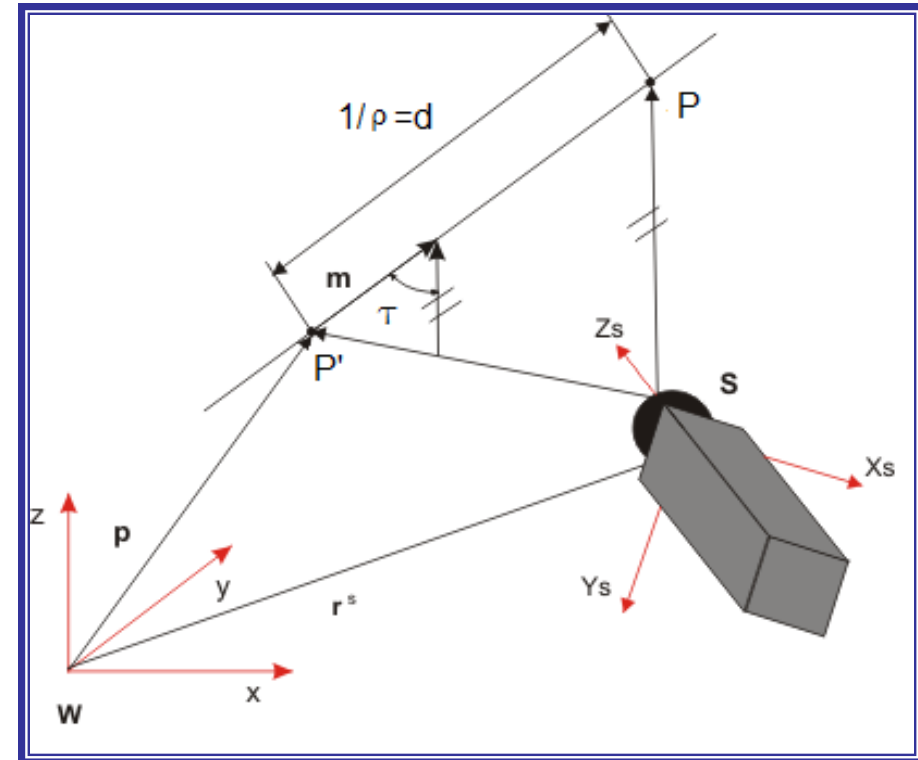
$$r_d = \sqrt{(d_x(u_d - u_0))^2 + (d_y(v_d - v_0))^2}$$

$$\begin{bmatrix} u_d \\ v_d \end{bmatrix} = h_d \begin{bmatrix} u_u \\ v_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{(u_u - u_0)}{(1 + \kappa_1 r_d^2 + \kappa_2 r_d^4)} \\ \frac{(v_u - v_0)}{(1 + \kappa_1 r_d^2 + \kappa_2 r_d^4)} \end{bmatrix}$$

$$r_u = r_d(1 + \kappa_1 r_d^2 + \kappa_2 r_d^4)$$

$$r_u = \sqrt{(d_x(u_u - u_0))^2 + (d_y(v_u - v_0))^2}$$

Модел реципрочне удаљености карактеристичних објеката

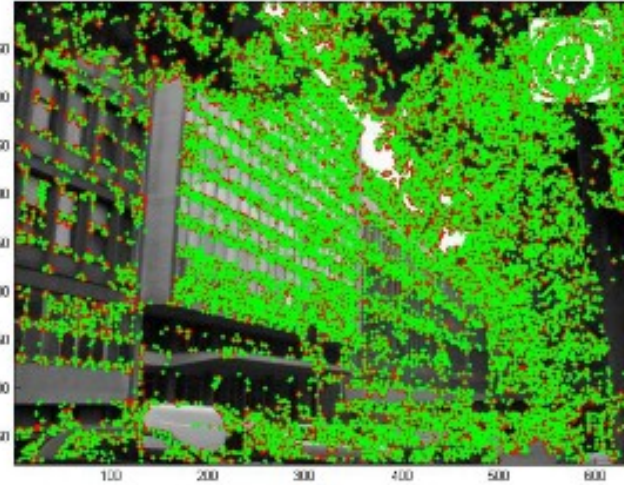


$$\mathbf{h}_P^S = \mathbf{R}_W^S(\rho(\mathbf{p} - \mathbf{r}^S) + \mathbf{m})$$

- Карактеристични објект предствлја објект у равни слике који се на неки оптималан начин разликује од осталих;



а)



б)



в)



г)

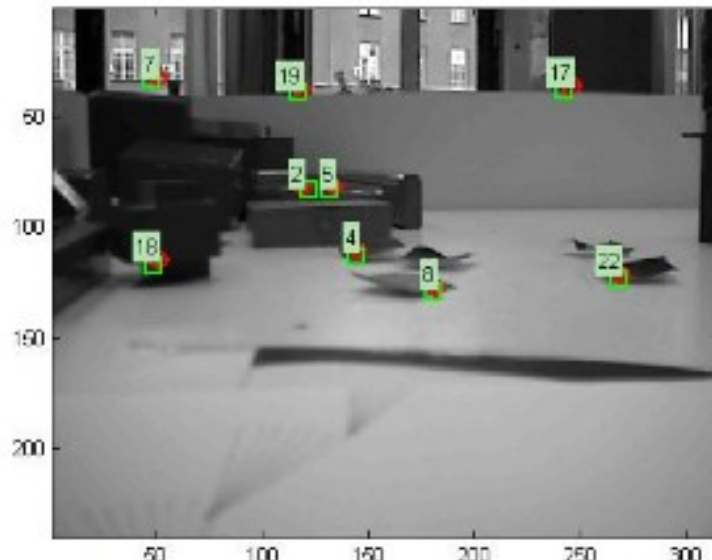
Дефинисање
карактеристичних
објеката у „меморији”
филтра:

- позиција у равни слике -
(u, v) координате
(дефинисана применом
алгоритма препознавања);

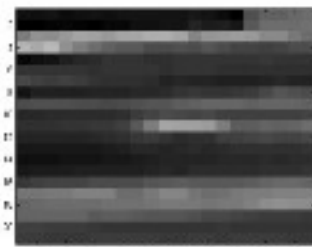
- део слике димензија (20
[pxl] x 20 [pxl]), где је
идентификовани објекат у
центру.

Тј. вектор мерења
је:

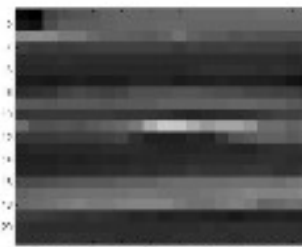
$$\mathbf{z}_i = [u_i \quad v_i \quad s_i]^T$$



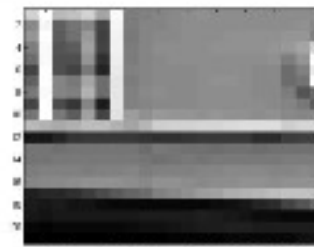
а) Идентификовани карактеристични објекти.



б) #2



в) #5



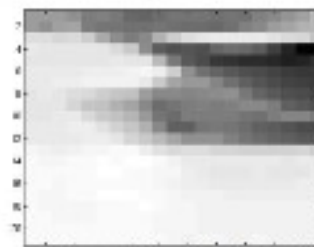
г) #7



д) #17

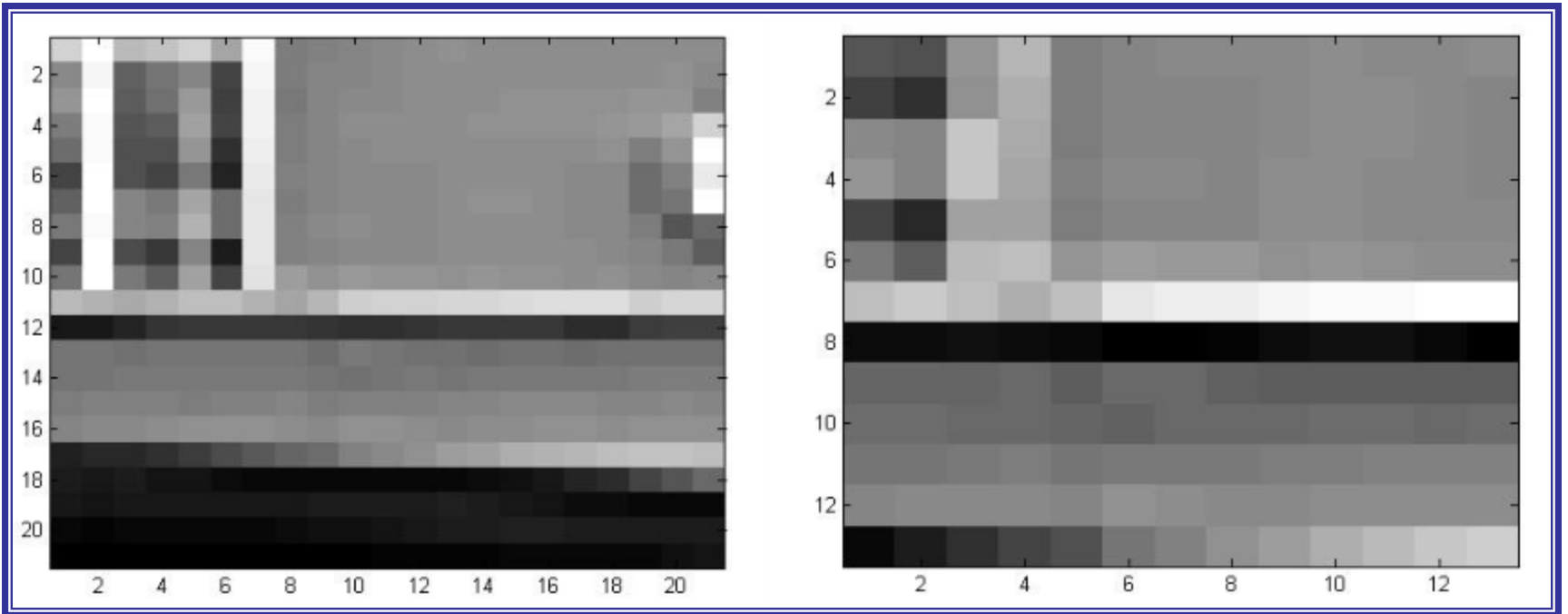
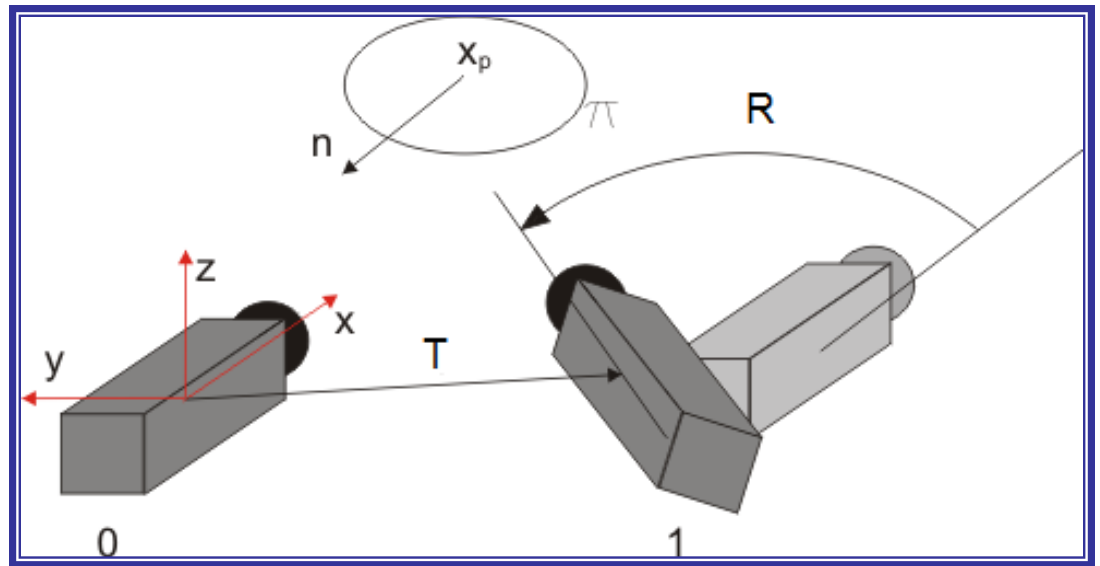


б) #18

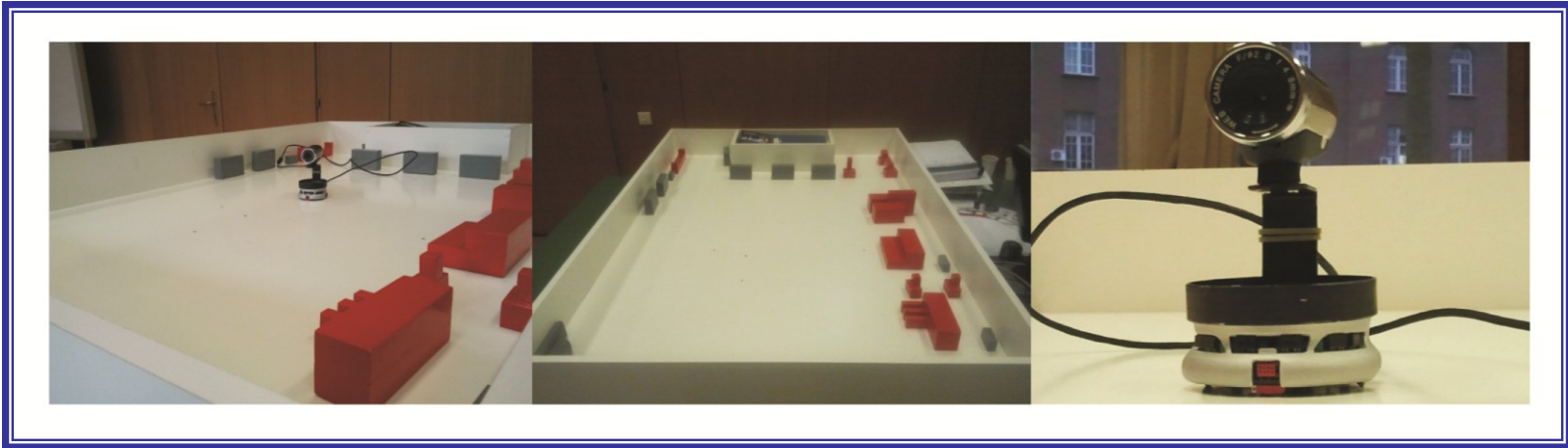


е) #22

Предикција изгледа
карактеристичног објекта
након помераја



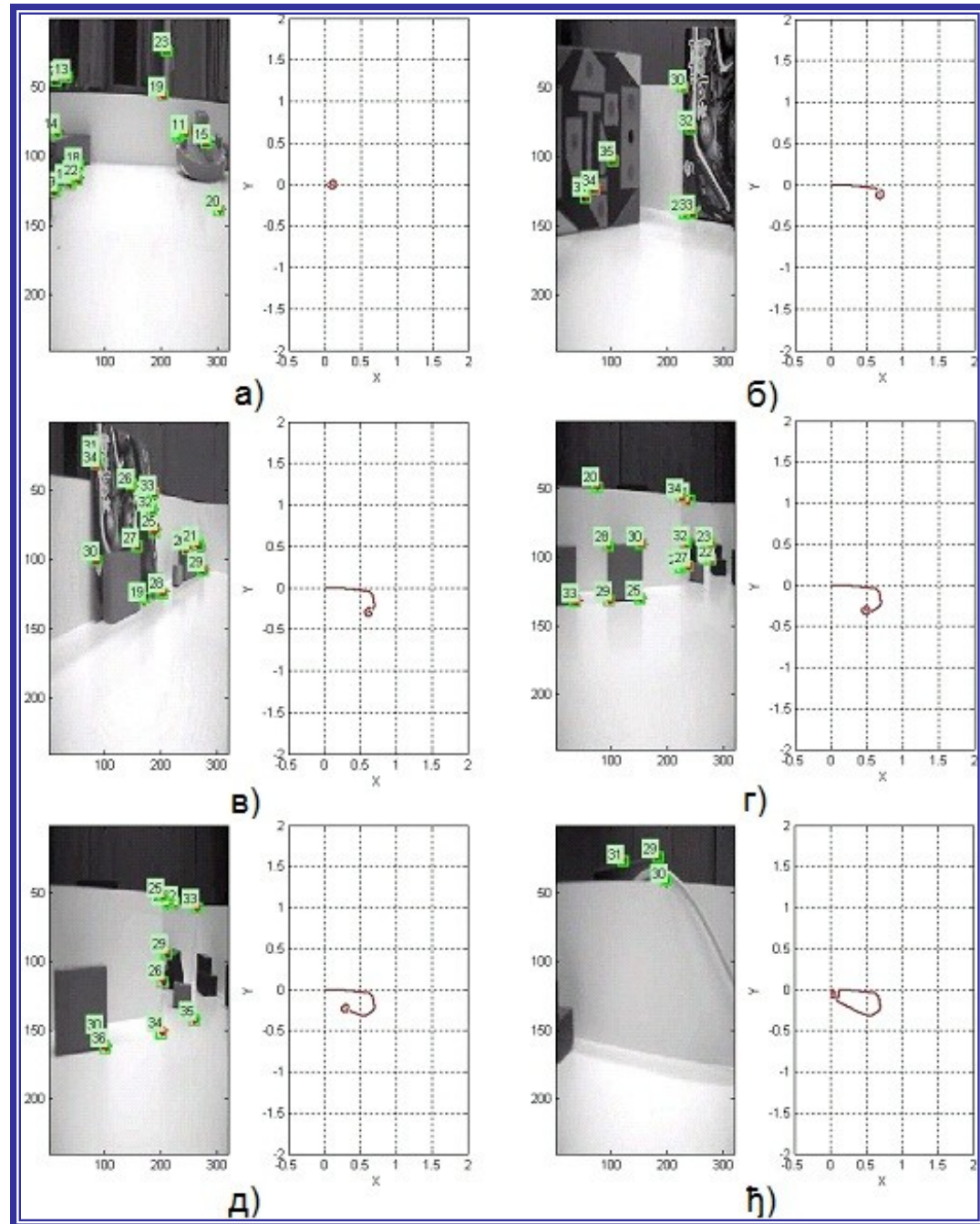
Експериментални резултати



- Мобилни робот Khepera II
- USB камера (320x240)
- Десктоп рачунар (2,20 GHz; 1 GB RAM)
- RS232 (мобилни робот и рачунар)
- USB (камера и рачунар)

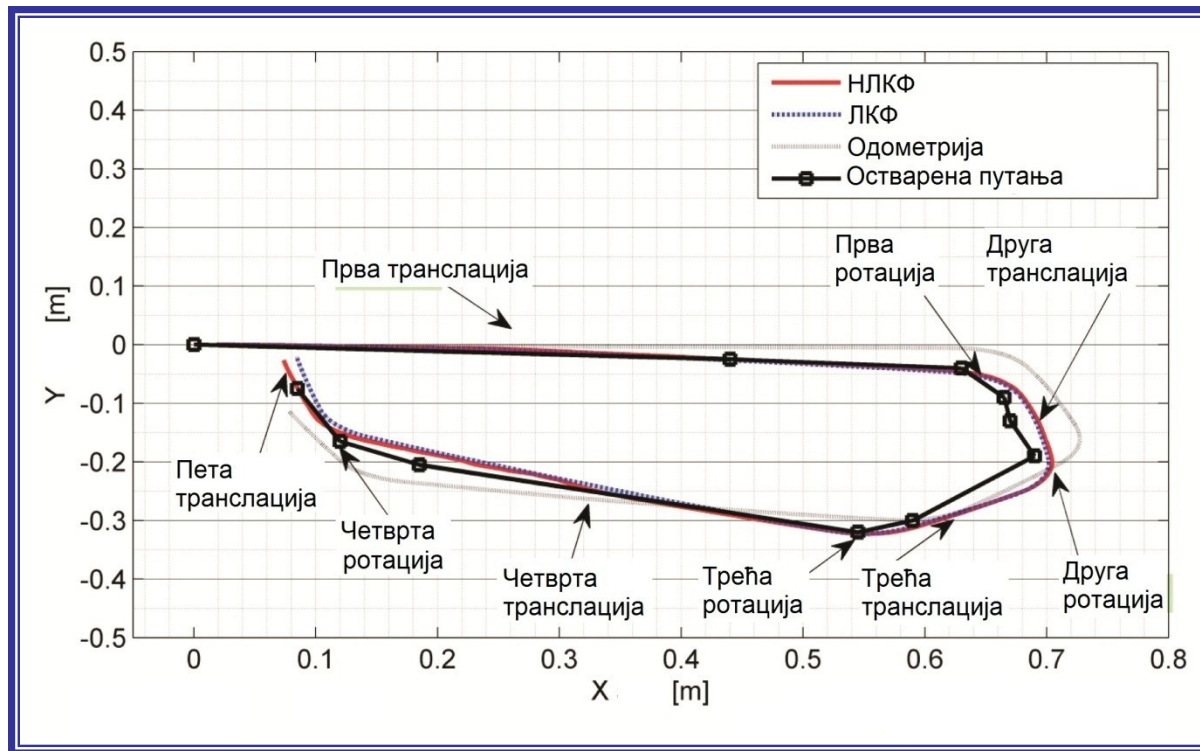
Неуронски линеаризовани Калманов филтар- експериментални резултати

- Са леве стране су дате НЛКФ оцене позиција свих карактеристичних објеката
- Са десне стране је НЛКФ оцена положаја мобилног робота



Упоредни приказ
НЛКФ, ЛКФ и
одометријских оцена
 положаја мобилног
 робота (путање)

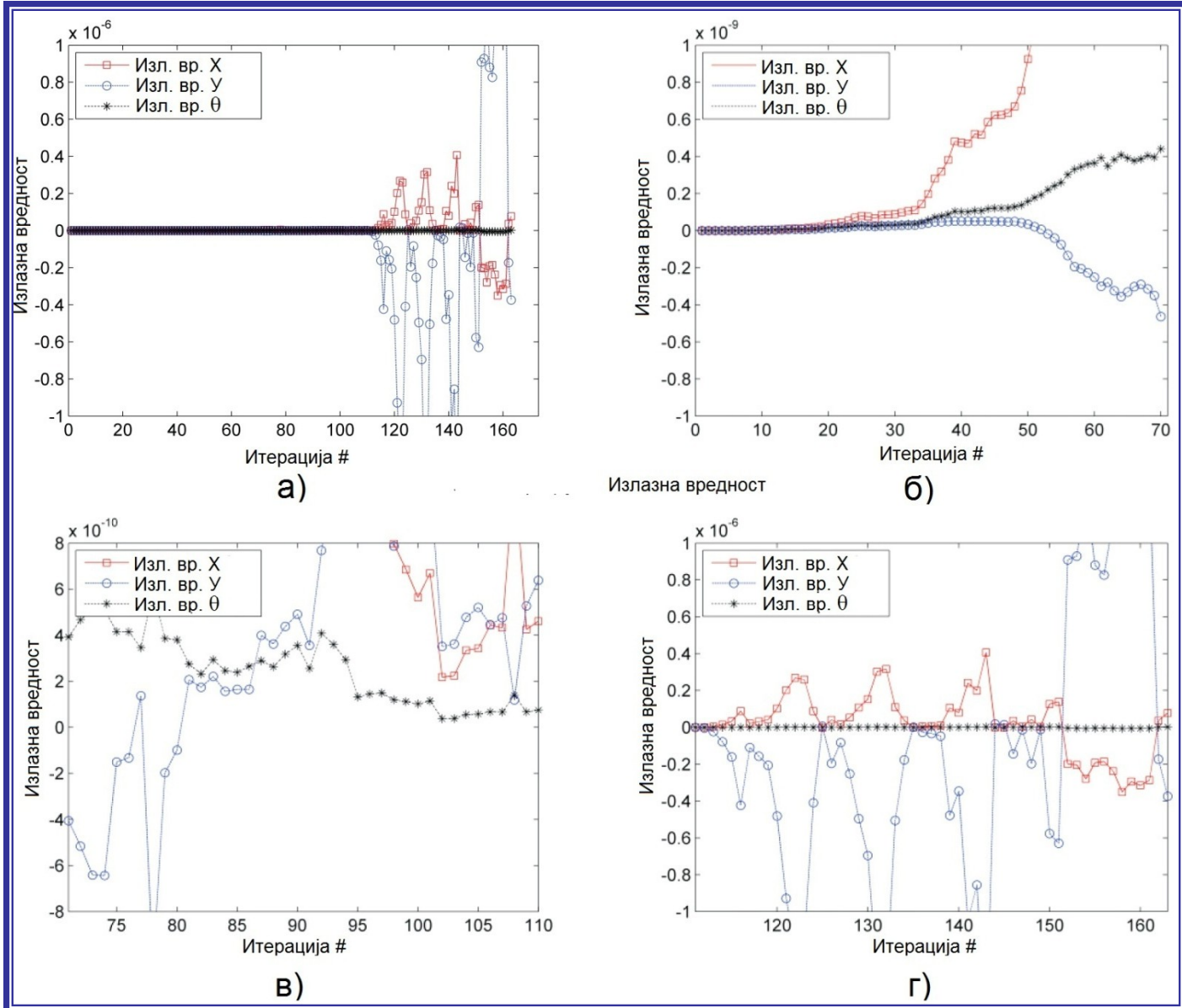
$$e = \sqrt{(\mathbf{r}_{filt} - \mathbf{r}_{sto})^T (\mathbf{r}_{filt} - \mathbf{r}_{sto})}$$

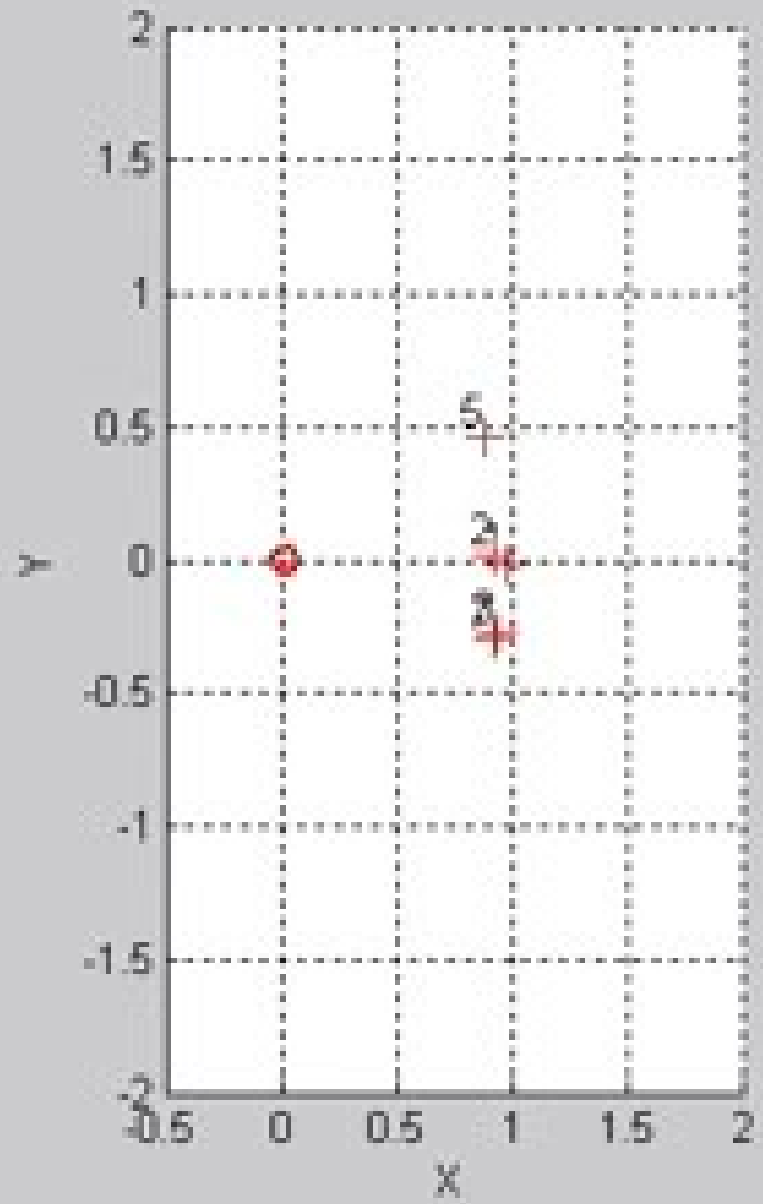


	<u>НЛКФ</u>	<u>ЛКФ</u>	<u>Одометрија</u>
<u>Грешка дуж</u> <u>путање [m]</u>	0.4002	0.4258	0.800
<u>САГ [m]</u>	0.0155	0.0166	0.0369
<u>Максимална</u> <u>грешка [m]</u>	0.0636	0.0675	0.1044

Промена излазног вектора ВНМ:

-Оцена грешке
између
механичког
модела
кретања и
стварног
кретања
мобилног
робота;

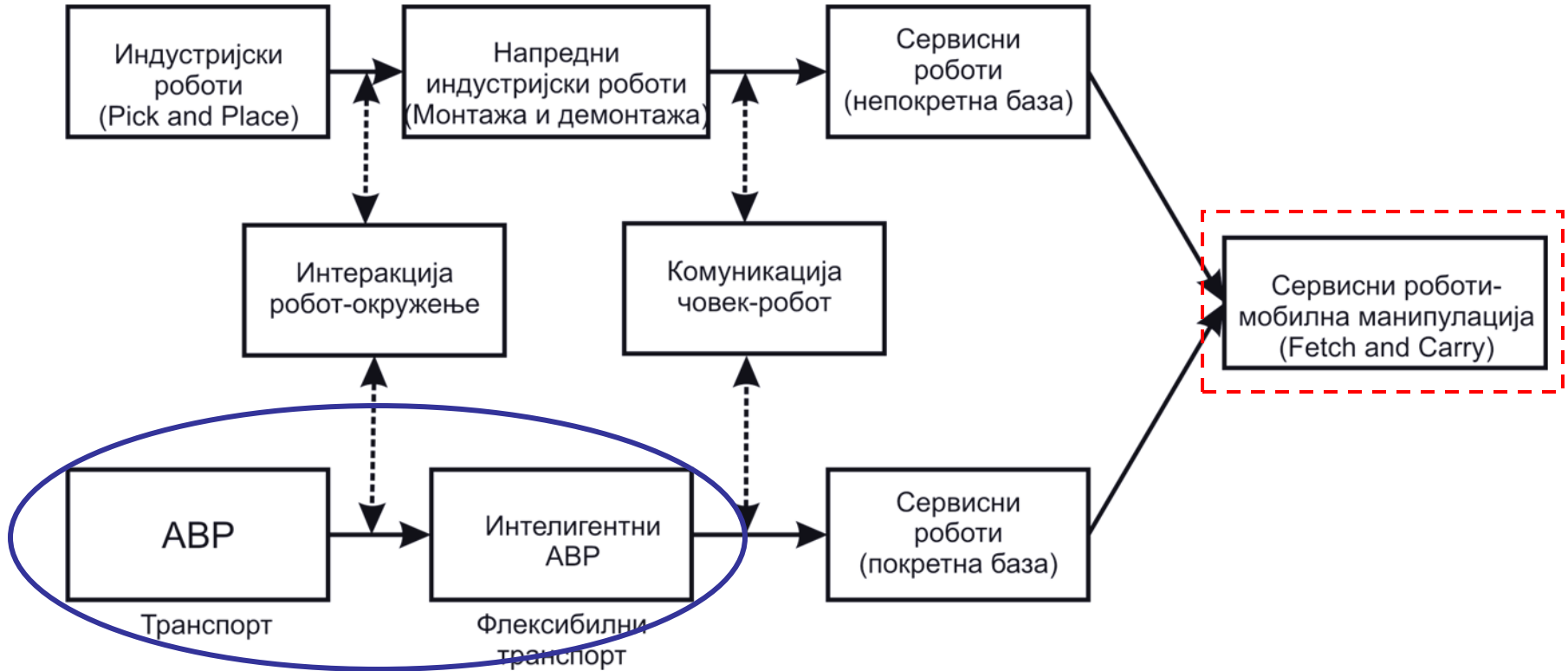




Дискусија

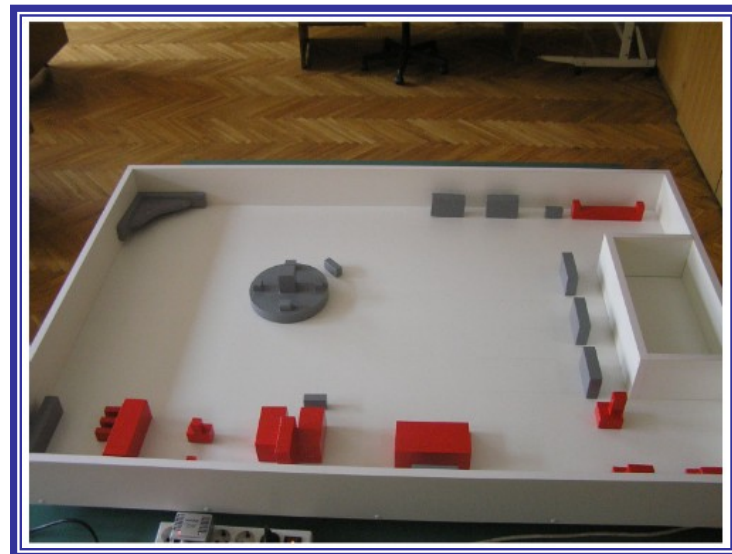
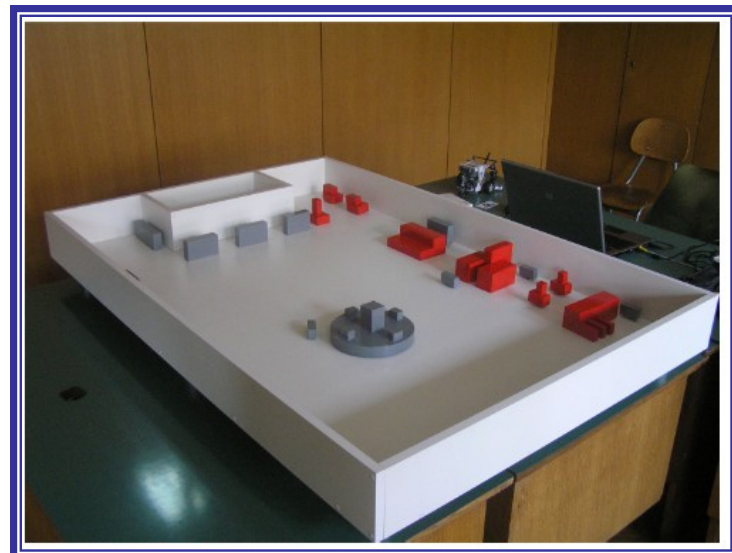
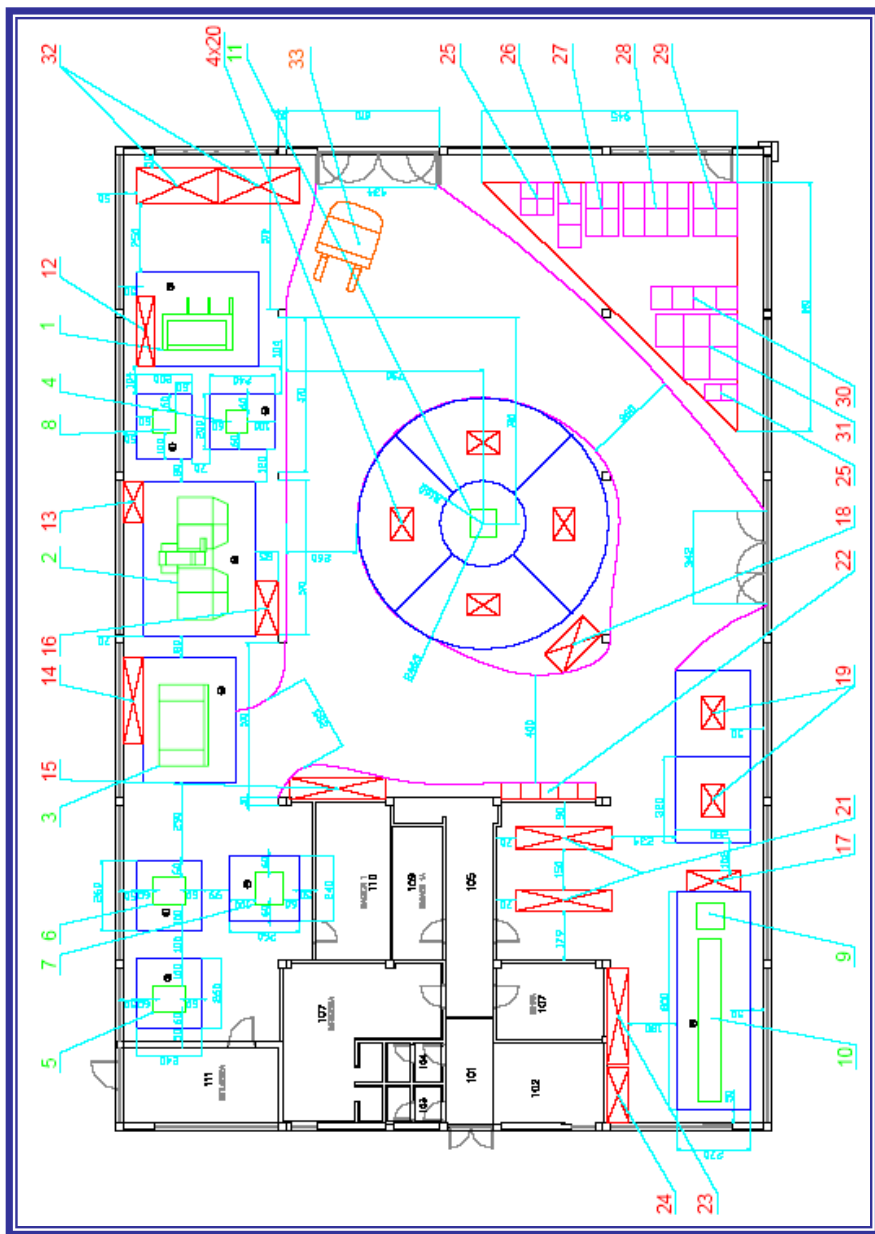
- Неуронски линеаризовани Калманов филтар омогућује *on line* модификацију параметара вештачке неуронске мреже (машинско учење) током експлоатације мобилног робота;
- Претпоставља се да вештачка неуронска мрежа може да научи (оцени) нелинеарну везу која постоји између стања мобилног робота и управљачких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

Еволуција роботике

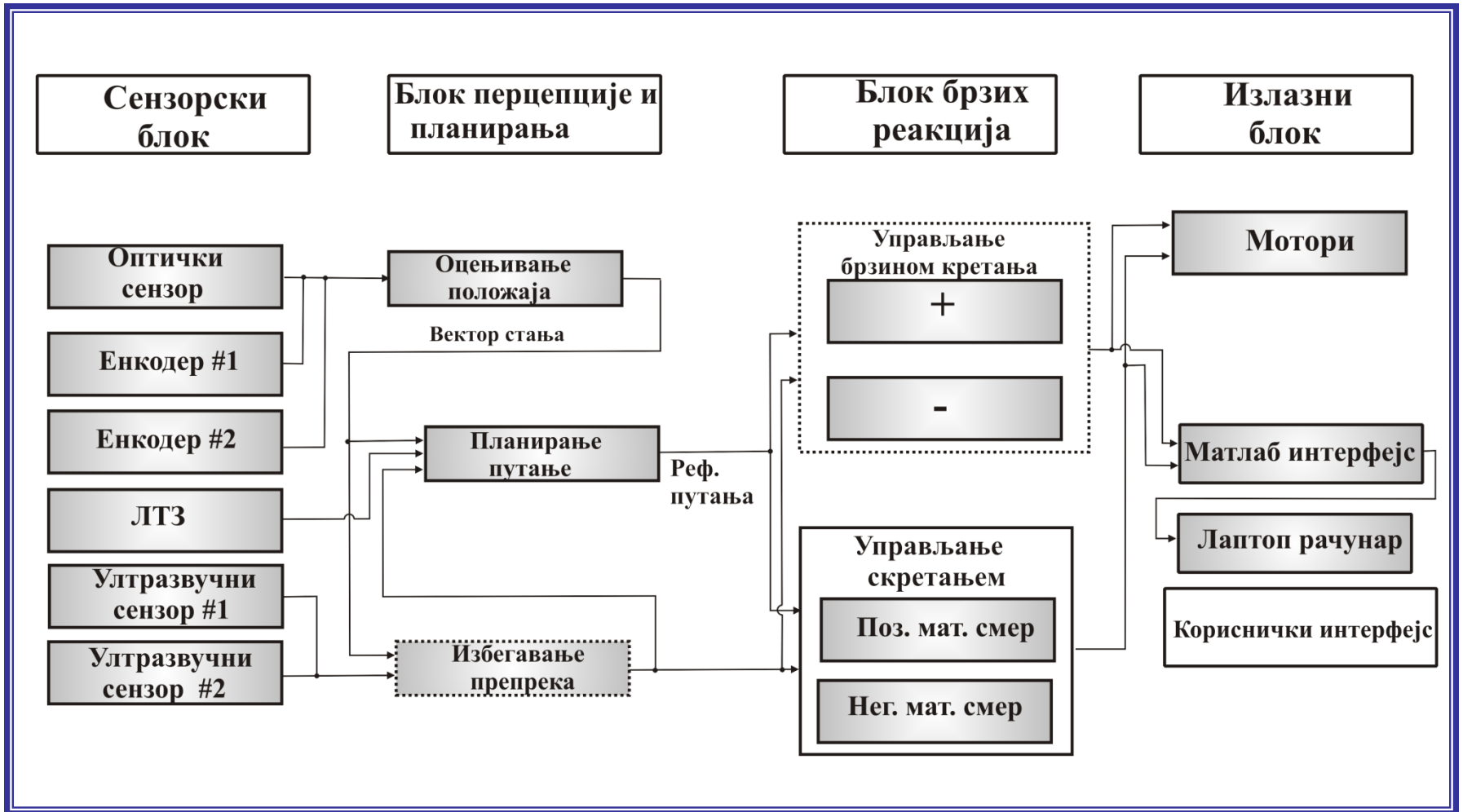


Диспозициони план производног предузећа „Монтпројект”

Миљковић, З., Милановић Д, Нешић Н.,
Стошић Д., Милановић С.,
Пројектовање производних процеса у
предузећу „Монтпројект”, Београд 2004.

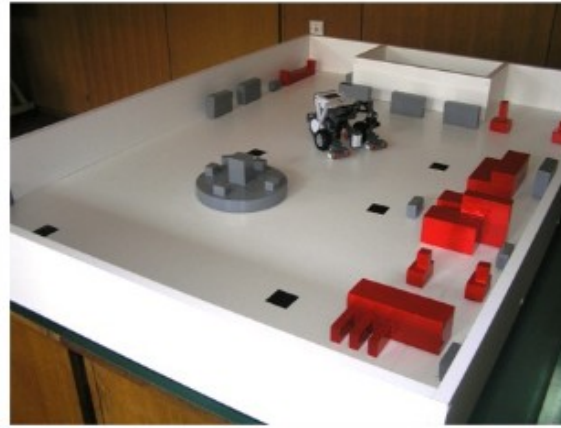


Нова хибридна управљачка архитектура



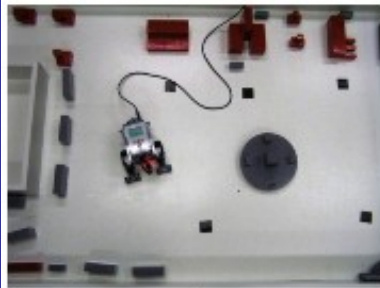
LEGO Mindstorms NXT

- Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne – (EPFL)
- The Robotics Institute - Carnegie Mellon University
- University of Aachen
- University of Zurich
- ...

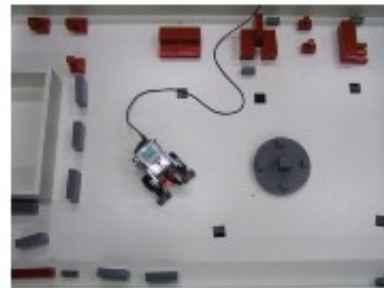


Техничке карактеристике - LEGO Mindstorms NXT мобилни робот.	
Назив	Опис
Управљачки систем	<i>32-битна управљачка јединица са LCD технологијом</i>
Погонски систем	<i>Три DC мотора са инкременталним енкодерима</i>
Основни сензори	<i>Ултрасонични сензор. Домет ~ 2,5 [m]</i>
Улаз/излаз (I/O)	<i>USB 2.0 и Bluetooth interface</i>
Напајање	<i>Батерије</i>
Комуникациони протокол	<i>USB 2.0</i>
Управљачки софтвер	<i>MATLAB® преко USB порта</i>

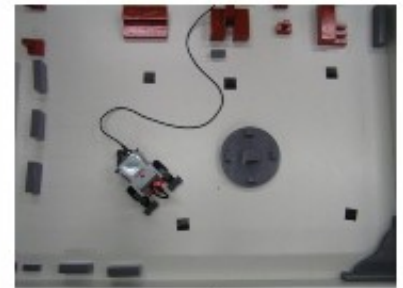
Експериментални резултати



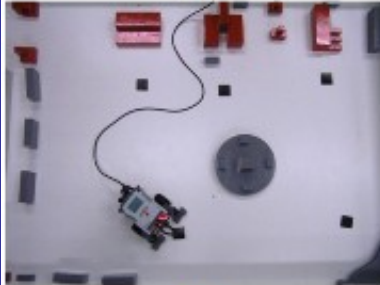
а)



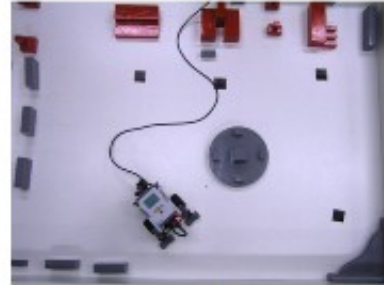
б)



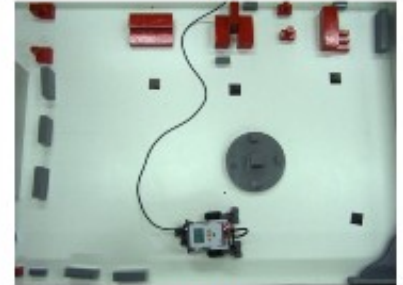
в)



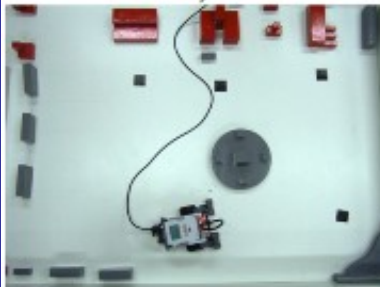
г)



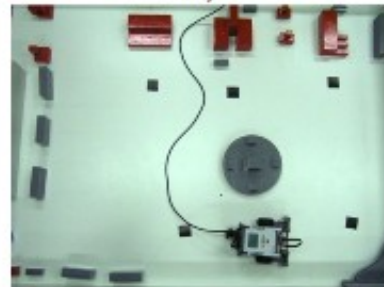
д)



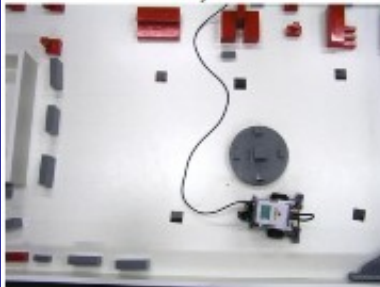
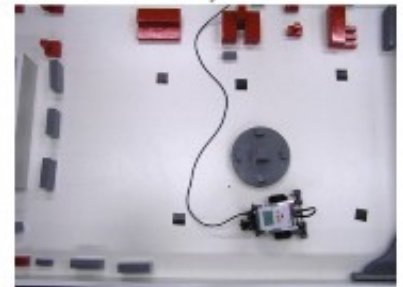
е)



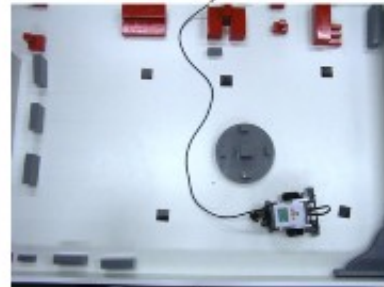
ж)



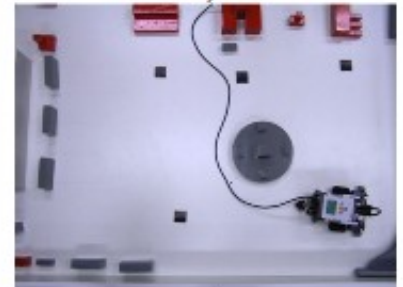
з)



и)

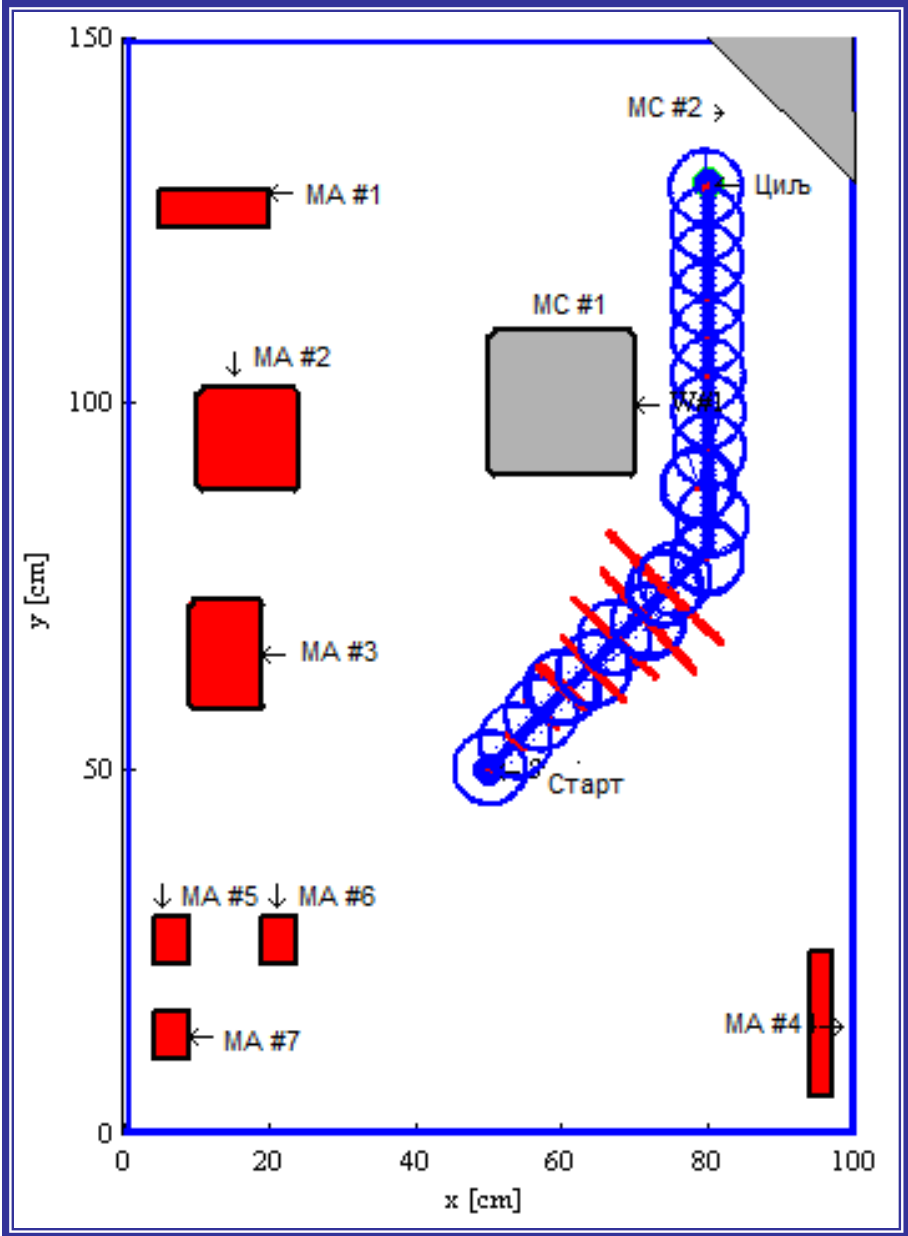


й)

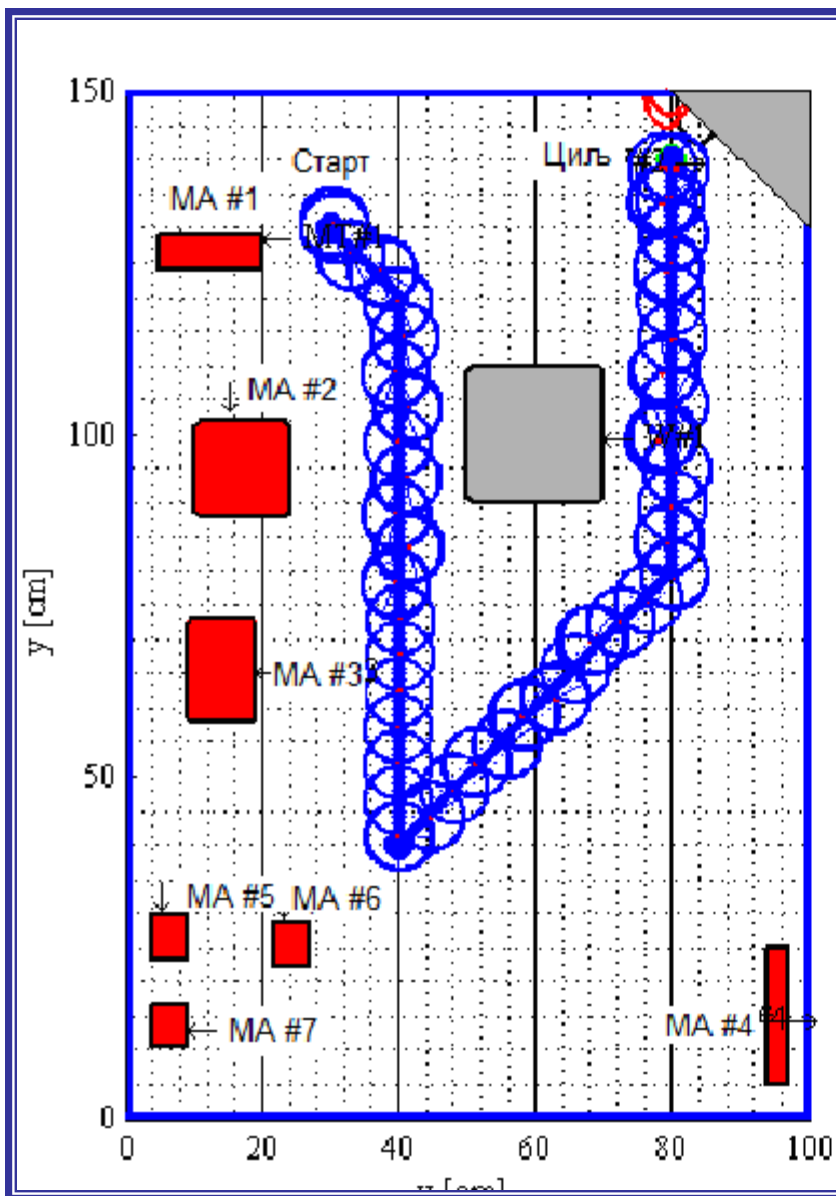


к)

Експериментални резултати



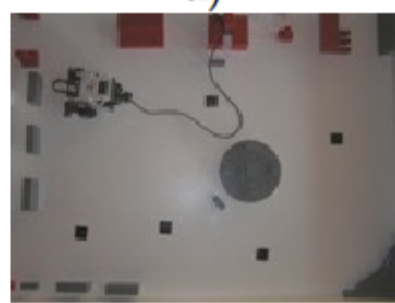
Експериментални резултати



а)



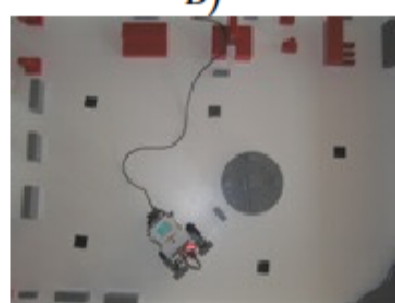
б)



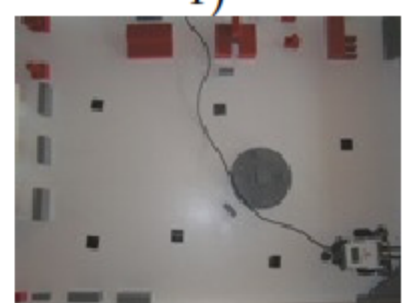
в)



г)

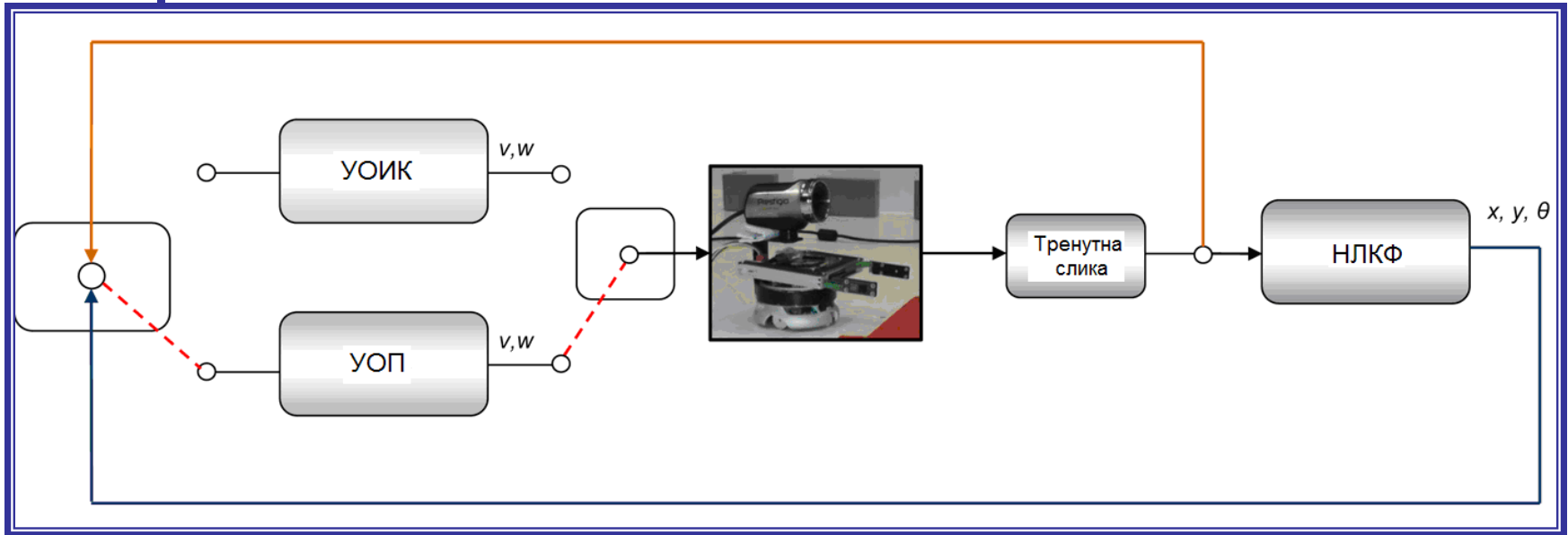


д)



е)

Нови хибридни алгоритам за управљање мобилним роботима на основу повратне информације од камере



УОИК – управљање на основу повратне информације од камере

УОП – управљање на основу положаја

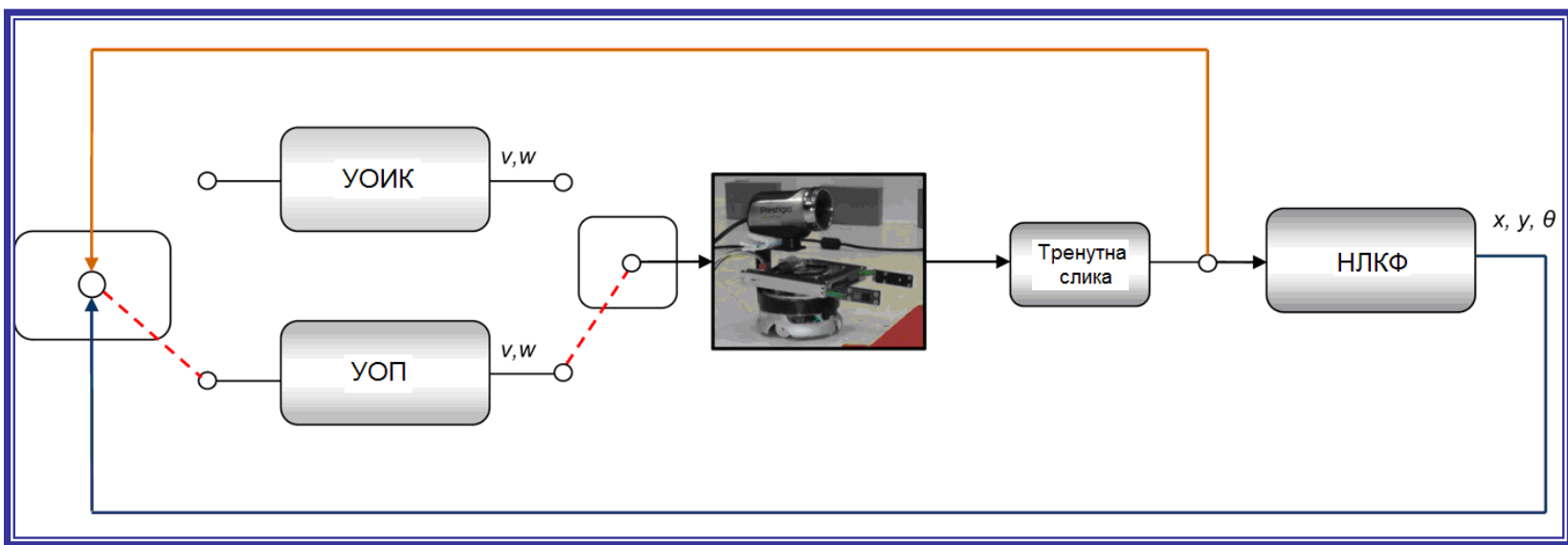
НЛКФ – неуронски линеаризовани
Калманов филтар

$$p = [x, y, \theta]^T$$

- Вектор стања

$$u = [v, \omega]^T$$

- Управљања



- Транспортни задатак раздвојен је на два дела:

- **глобално управљање** (од тренутног положаја до положаја непосредно испред машине алатке или међускладишта) и

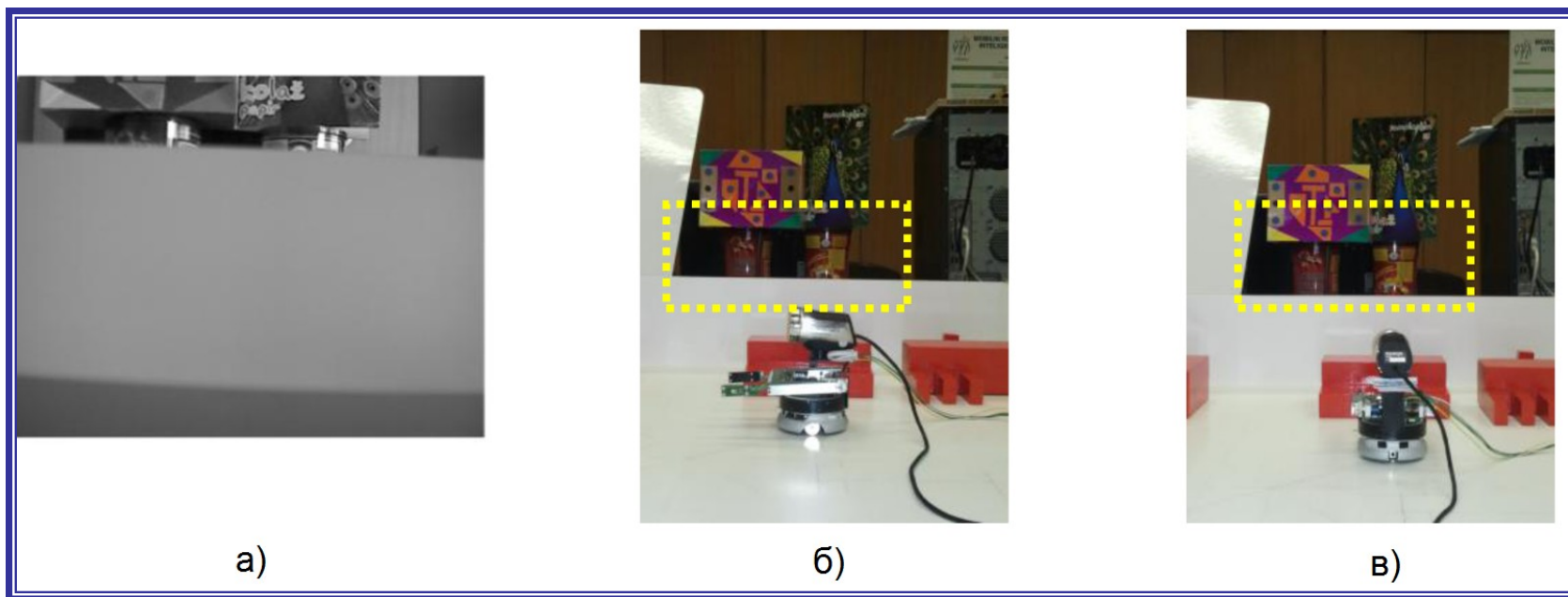
- **локално управљање** (од положаја непосредно испред машине алатке или међускладишта до саме машине алатке или међускладишта).

- Елиминисана потреба за транспортном инфраструктуром у виду жица или карактеристичних маркера;

Елиминисана потреба за информацијом о положају и облику свих објеката у оквиру посматраног технолошког окружења;

- **Предност:** промена распореда машина алатке или међускладишта,

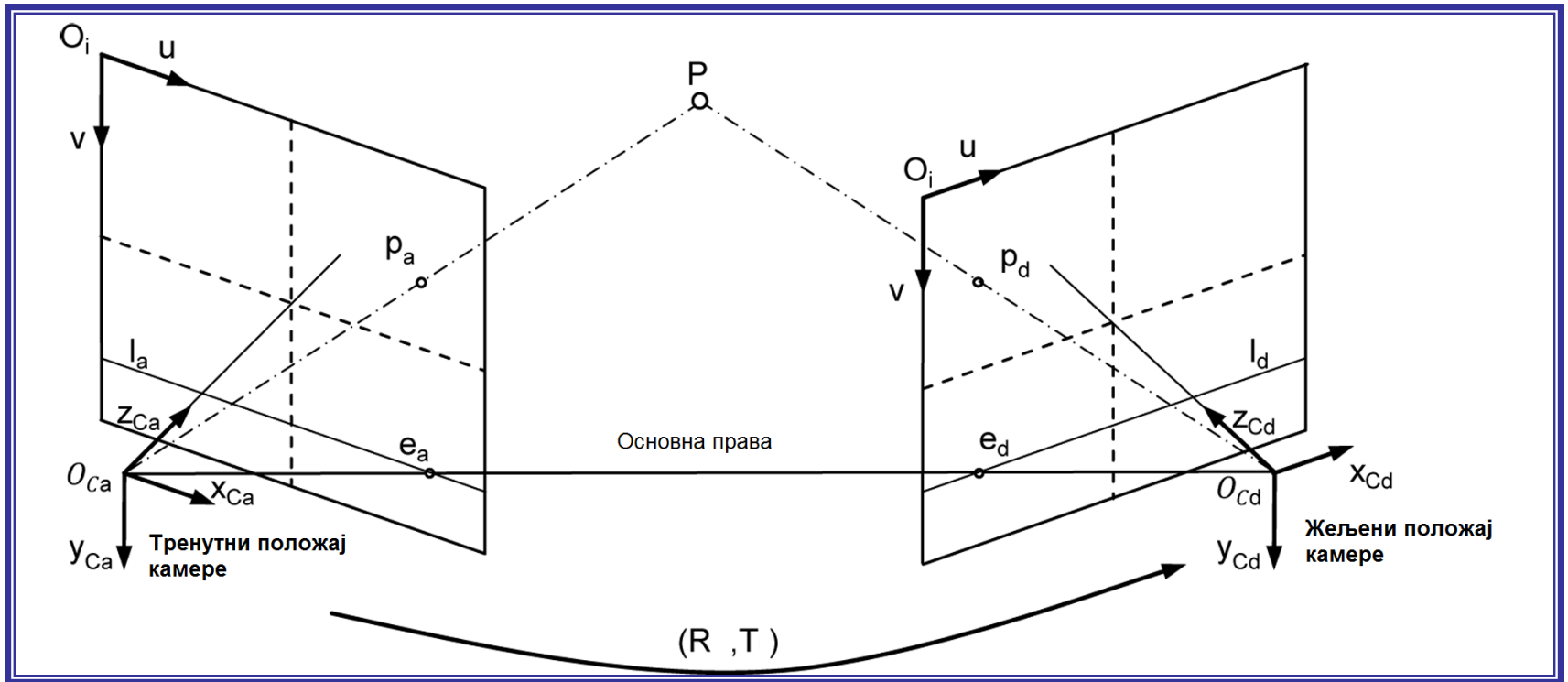
Основна идеја:



а) Прва циљна слика;

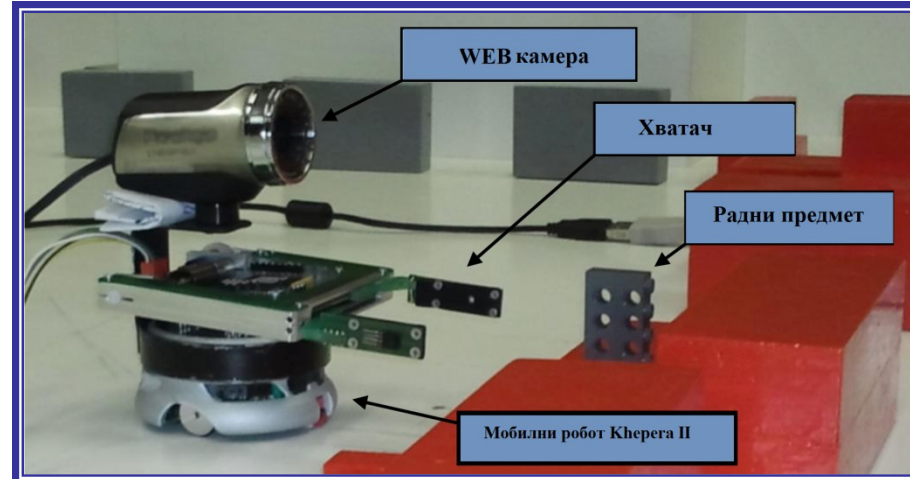
б) и в) На почетку кретања робот не види прву циљну слику те започиње кретање сходно УОП петљи. Део слике означен испрекиданим правоугаоником показује где се налази прва циљна слика.

Еиполарна геометрија



Техничке карактеристике – основна конфигурација Khepera II (KheIIBase).

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



Техничке карактеристике WEB камере Prestigio PWC2.

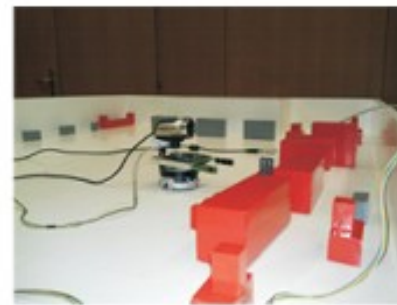
Назив	Опис
Резолуција сензора	<i>2 Мрхl</i>
Димензија сензора	<i>1/4" CMOS</i>
Фокус	<i>0,03 [m] - ∞</i>
Максимална резолуција	<i>1600x1200</i>
Фреквенција прикупљања информација	<i>30 fps (30[Hz]) са 640x480 резолуцијом</i>
Улаз/излаз (I/O)	<i>USB 2.0</i>
Напајање	<i>Директно напајање преко рачунара.</i>
Комуникациони протокол	<i>USB 2.0</i>

Експериментални резултати:

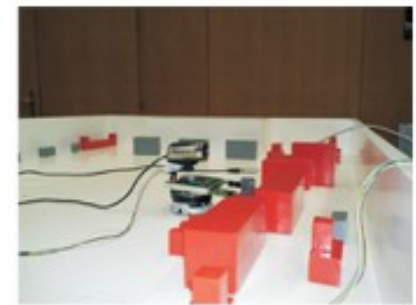
- а)-б) кретање од почетног положаја до првог циљног положаја (УОП петља);
- б)-д) кретање од првог циљног положаја до прве машине алатке и преузимање радног предмета (УОИК петља);
- д)-з) кретање од прве машине алатке до другог циљног положаја (УОП петља);
- з)-к) кретање од другог циљног положаја до друге машине алатке и постављање радног предмета на жељену позицију (УОИК петља).



а)



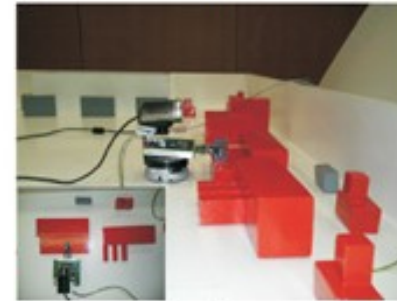
б)



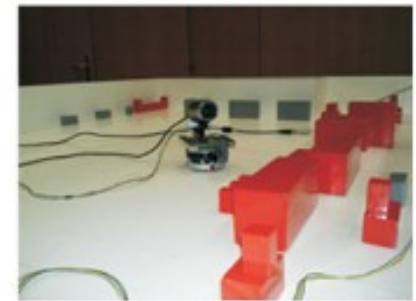
в)



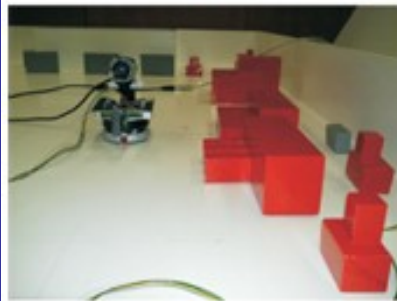
г)



д)



е)



ж)



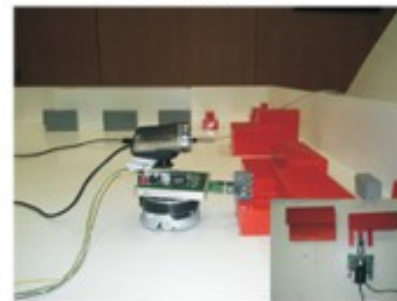
з)



и)



ј)



к)



к)

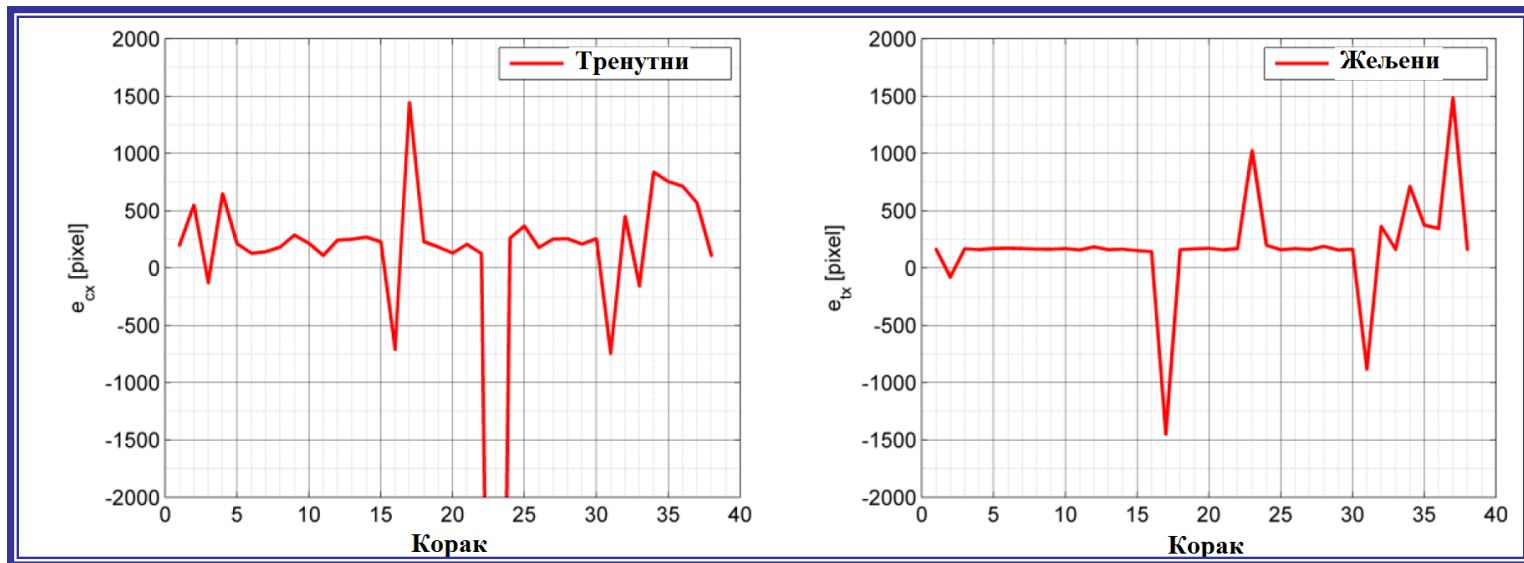
Експериментални резултати:



Почетна слика
након првог сегмента УОИК петље.

Циљна слика

Завршна слика



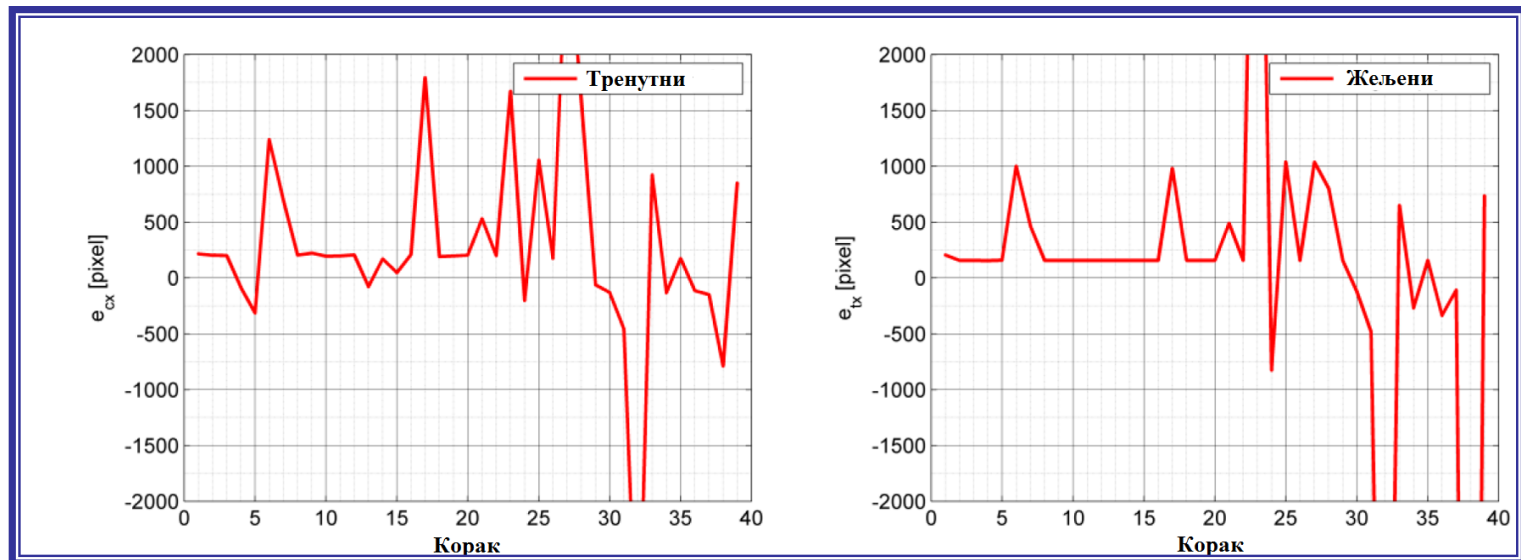
Експериментални резултати:



Почетна слика
након другог сегмента УОИК петље.

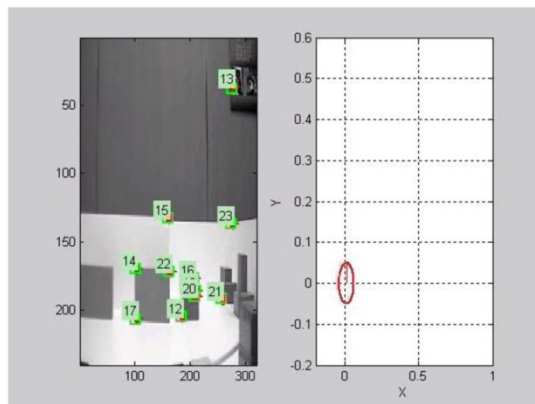
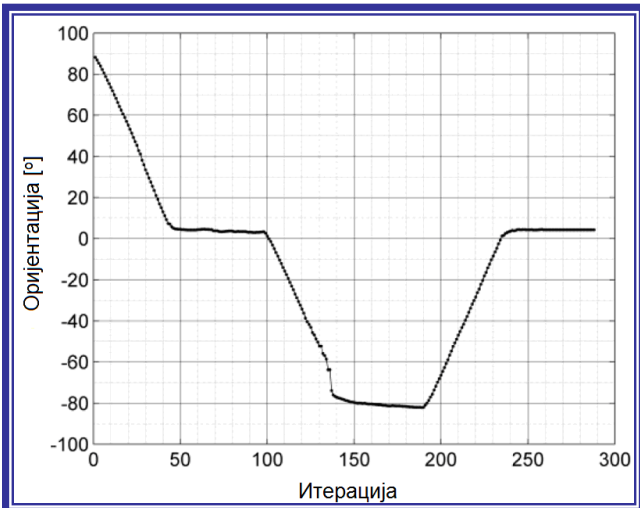
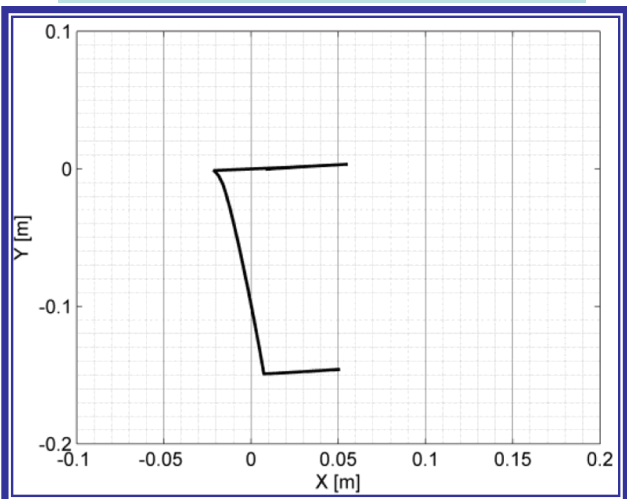
Циљна слика

Завршна слика

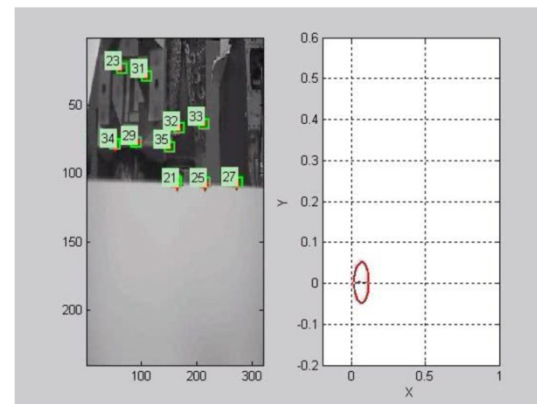


Експериментални резултати:

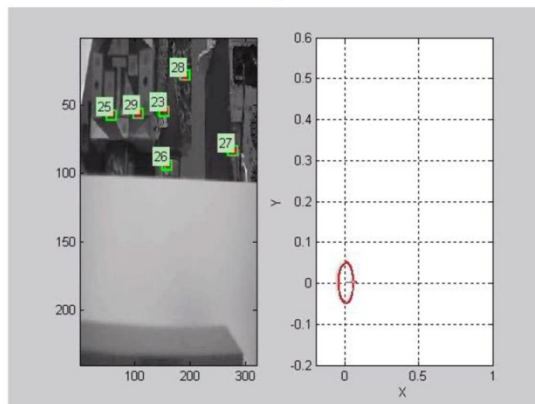
-НЛКФ оцене положаја мобилног робота;



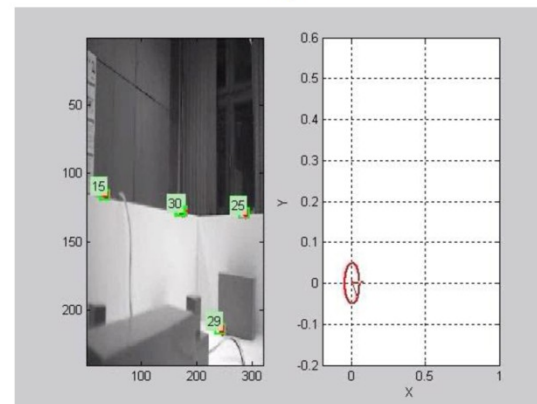
а)



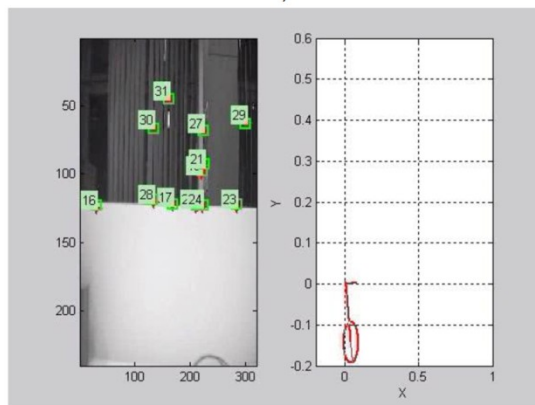
б)



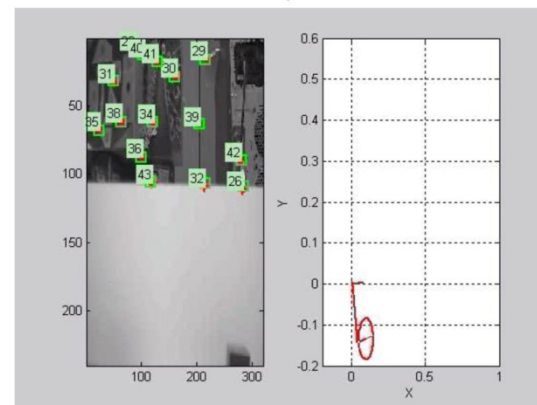
в)



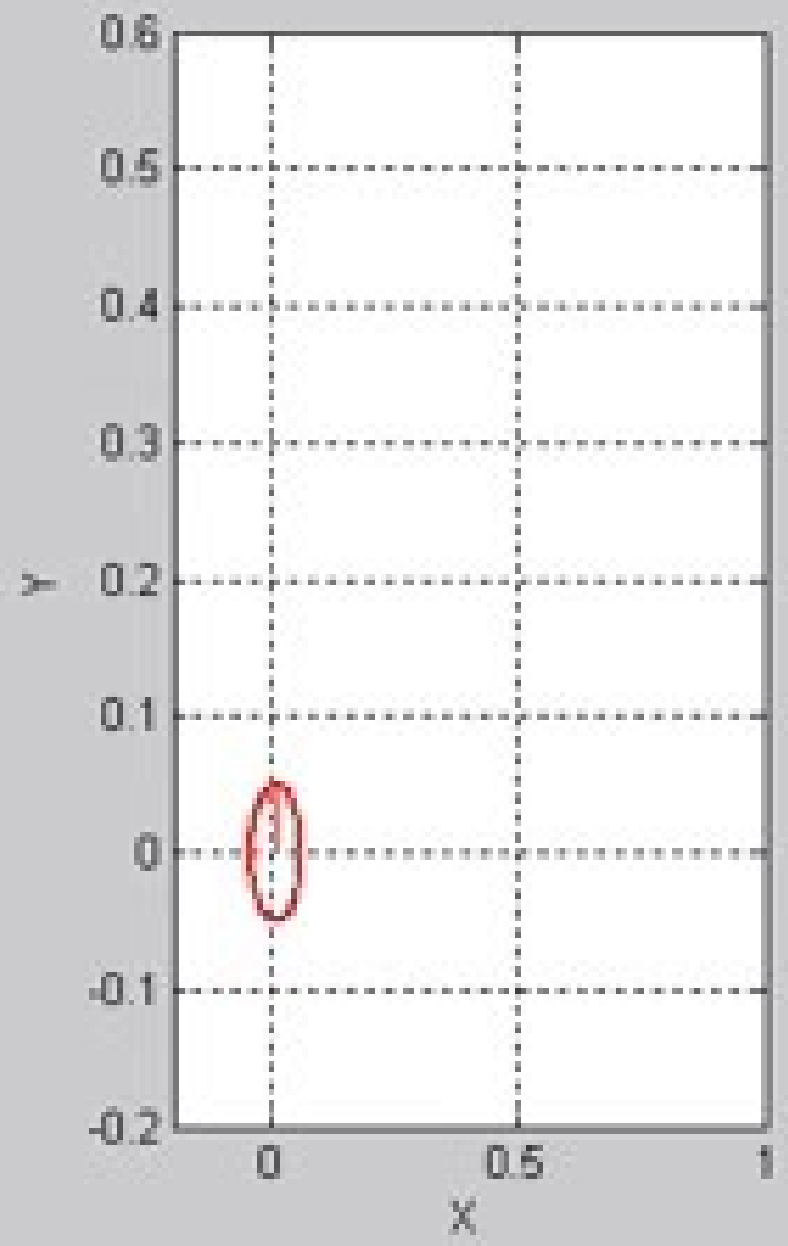
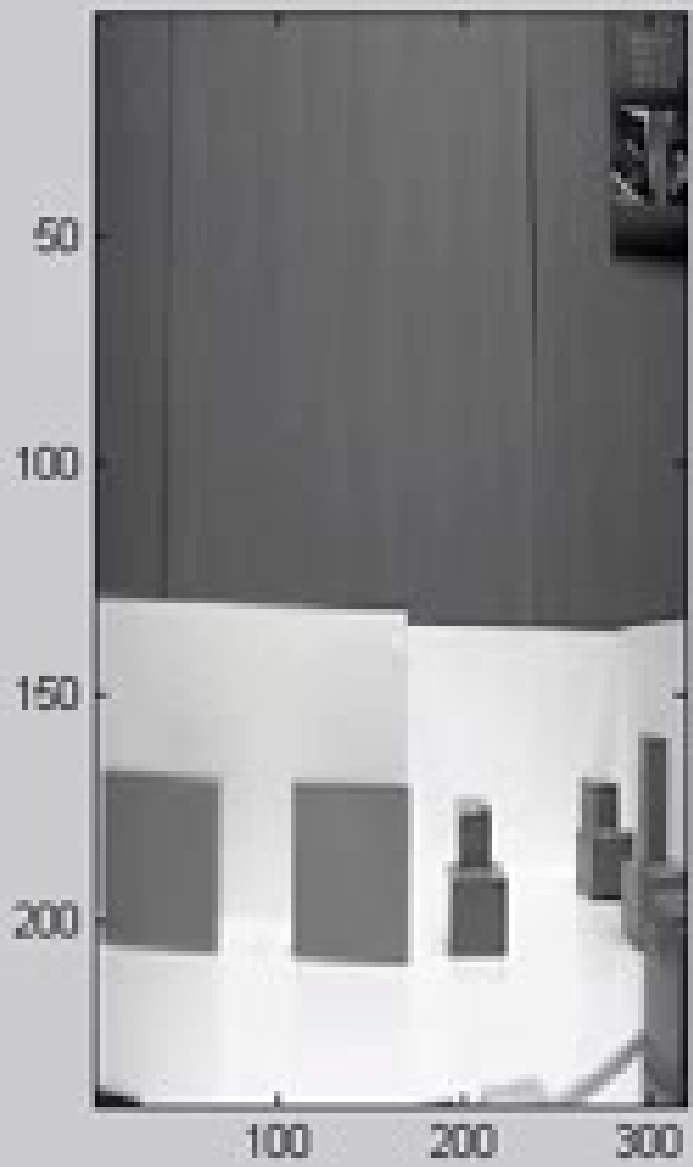
г)



д)



е)



Дискусија

- Камера је примењена за навођење према жељеном положају који је дефинисан циљном сликом ради преузимања радног предмета
- Камера обезбеђује информацију неопходну оцењивање положаја АВР на основу неуронског линеаризованог Калмановог филтра;
- Експериментални резултати потврђују да развијени нови хибридни управљачки алгоритам омогућава обављање транспортног задатка, који се састоји од навигације између међускладишта/машина алатки и преузимања/постављања радног предмета;
- За примену развијеног хибридног управљачког алгоритма нису потребни вештачки постављени карактеристични објекти у технолошком окружењу ради навигације АВР;
- Структура НЛКФ алгоритма обезбеђује примену других Гаусовских филтара (АСАМ или ЛИФ);
- За остваривање фреквенције од 30 [Hz] неопходан додатни хардвер.

Садржај

1. **Увод** – *интелигентни технолошки систем, унутрашњи транспорт у технолошком окружењу, еволуција роботике, аутоматски вођена робоколица;*
2. **Мобилни работи**
3. **Машинско учење** - *вештачке неуронске мреже са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа, алгоритми оптимизације параметара (линеаризовани Калманов филтар, линеаризовани информациони филтар, алгоритам специфичне апроксимације момената Гаусове расподеле);*
4. **Интелигентни (индустијски) мобилни работи у интелигентним технолошким системима** - *симултано оцењивање (естимација) положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу, аквизиција информација од камере, хибридна управљачка архитектура, хибридно управљање мобилним роботом;*
5. **Закључак и правац будућих истраживања**

Закључак

- Модерно схватање унутрашњег транспорта на бази примене АВР => ИМР;
- Резултати и концепти, остварени у области развоја мобилних робота, могу се применити и за потребе унутрашњег транспорта применом АВР у технолошком окружењу.



Даљи развој унутрашњег транспорта у технолошком окружењу:

- способност самосталне навигације,
- самостално доношење одлука о будућим акцијама,
- самостално спровођење генерисаних планова и
- стална двосмерна комуникација са машинама алаткама у погону и осталим мобилним роботима.

- Развијена три нова алгоритма модификације параметара у виду надгледаног машинског учења вештачких неуронских мрежа са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа;

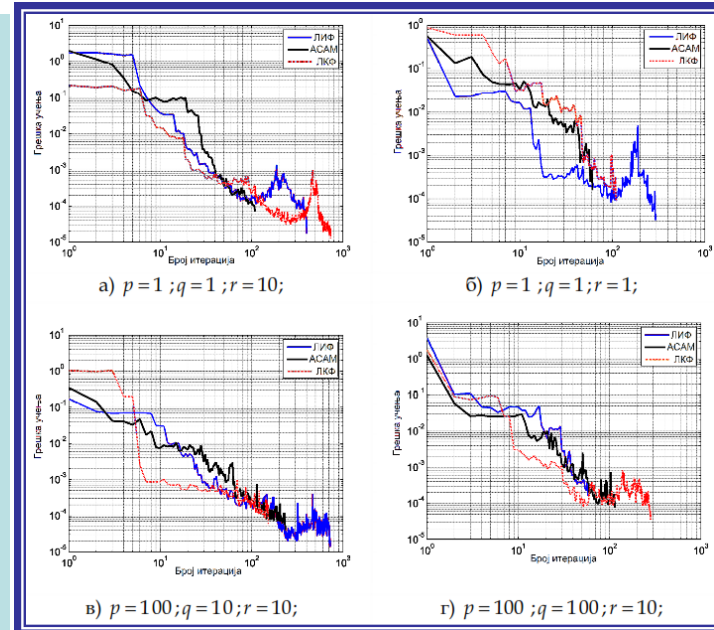
- Сва три алгоритма су базирана на Калмановом филтру: **ЛКФ**, **ЛИФ** и **АСАМ**;

- Развијени алгоритми су секвенцијалног типа;

- За сва три алгоритма развијен је одговарајући математички модел;

- Алгоритми су тестирани у MATLAB® програмском окружењу сопственим развојем одговарајућег софтверског кода и применом тест скупова података;

- Резултати указују на то да у директном поређењу са другим развијеним алгоритмима машинског учења **остварују вишу тачност.**



$$\lambda_k = \lambda_{k-1|k-1} + \varepsilon$$

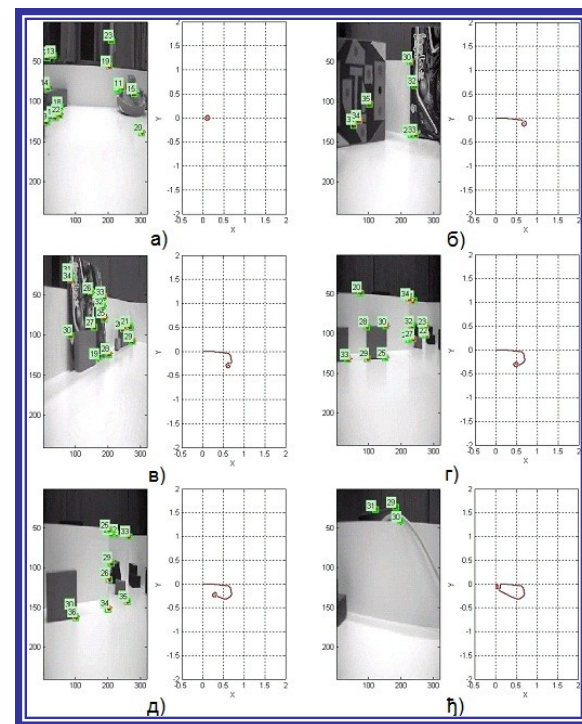
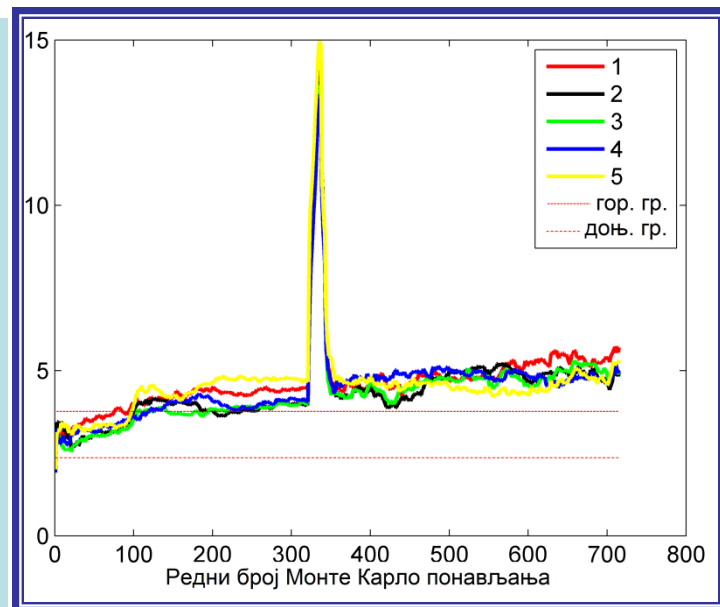
$$y_k = g(\lambda_{k|k-1}, \mathbf{x}_k) + \omega$$

- Развијен је посебан симулациони модел у MATLAB® програмском окружењу да би се оценио утицај основних параметара на оцену положаја мобилног робота;

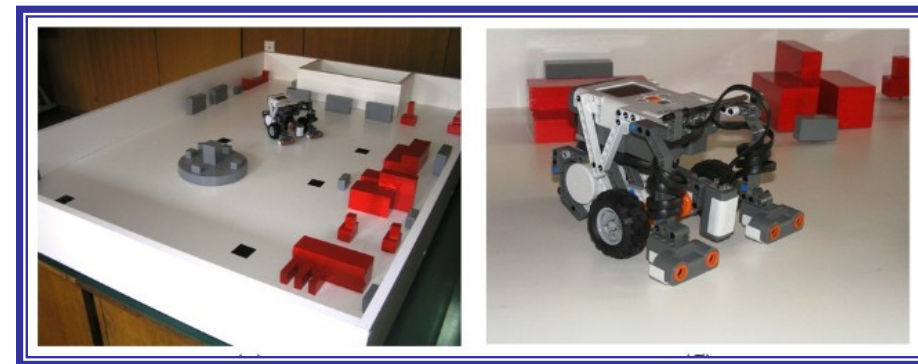
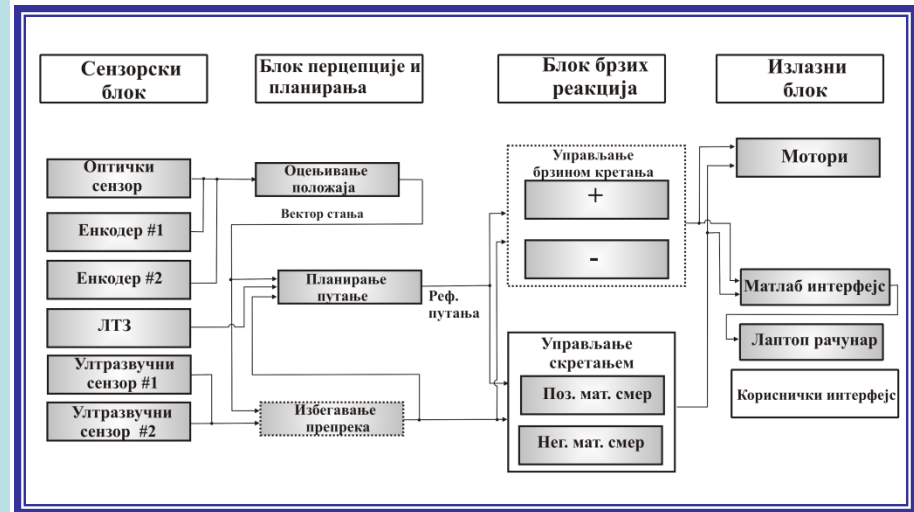
- Неуронски линеаризовани Калманов филтар је тестиран током експерименталног поступка коришћењем Kherpa II мобилног робота и WEB камере у лабораторијском моделу технолошког окружења;

- Неуронски линеаризовани Калманов филтар примењен је у MATLAB® програмском окружењу сопственим развојем посебног кода;

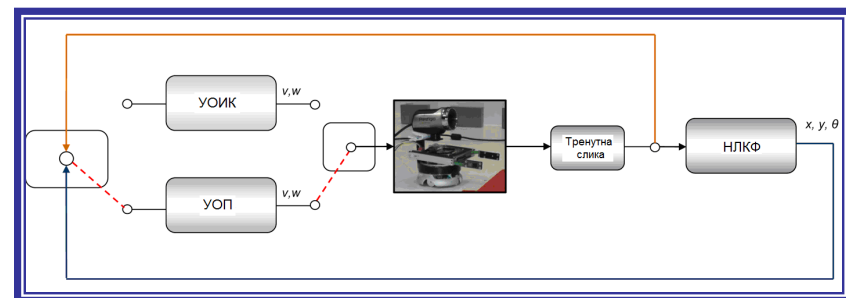
- Експериментални резултати недвосмислено указују да се вештачке неуронске мреже могу применити за моделирање грешке кретања у *on line* режиму.



- У истраживањима је разматран и развој хибридне управљачке архитектуре за навигацију мобилних робота у технолошком окружењу;
- Интелигентни унутрашњи транспорт подразумева обједињавање свих особина интелигентног агента;
- Архитектура је хибридног карактера и обухвата способност планирања будућих акција и брзог реаговања на стимуланс;
- Архитектура је тестирана коришћењем *LEGO Mindstorms NXT* мобилног робота у лабораторијском моделу технолошког окружења;
- Остварени експериментални резултати указују да полазни концепт управљачке архитектуре може да буде примењен у *on line* режиму.



- Развијен је посебни хибридни управљачки алгоритам за мобилне роботе уз примену система препознавања базираног на калибрисаној камери;
- Полазни проблем раздвојен на два једноставнија проблема – **глобално управљање** (од стартног положаја до циљног положаја) и **локално управљање** (од циљног положаја до крајњег положаја који је једнозначно одређен циљном сликом);
- Успешно је решен *проблем видног поља*;
- Овакав приступ раздваја почетни транспортни задатак на два дела: кретање од почетног положаја до циљног положаја (глобално) и кретање од циљног положаја до машине алатке/ међускладишта (локално).



На овај начин је елиминисана потреба за потпуном информацијом о распореду објеката у технолошком окружењу.

Правац будућих истраживања

- Развој система интелигентног унутрашњег транспорта није комплетан без анализирања и увођења информација о технолошком процесу у процес одлучивања мобилног робота;
- У оквиру спроведеног истраживања скуп технолошких задатака је посматран само као информација о жељеном положају мобилног робота;
- НЛКФ је општи алгоритам естимације;
- Примена развијених модела ВММ за решавање...
- Омогућити непрестано (машинско) учење мобилног робота и увести могућност емпиријског учења у виду учења ојачавањем.



„Пут за југ”





**Хвала вам на
пажњи!**

... и стрпљењу 😊

