



# AT-5 Когнитивна роботика:

*Аутономни мобилни роботи –  
когнитивне способности  
мобилних робота*

Проф. др Зоран Миљковић

# Интелигентни технолошки системи - ИТС

- Највиша класа флексибилних технолошких система;
- Синергија вештачке интелигенције (ВИ) и рачунарски (компјутерски) 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  $\wedge$  CAM  $\wedge$  CAQ  $\wedge$  CAPP  $\wedge$  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 да буду 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 посебан акценат је дат *унутрашњем транспорту материјала* и примени индустријских мобилних робота у ове сврхе.

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

2. Миљковић З., Бабић, Б., 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 објекта у радном окружењу у односу на произвољно изабрани спољашњи референтни 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.

# Интелигентни мобилни роботи - основе

- У циљу аутономног кретања (без директног управљања од стране људског оператера) и испољавања интелигентног понашања ИМП „**морају**”,

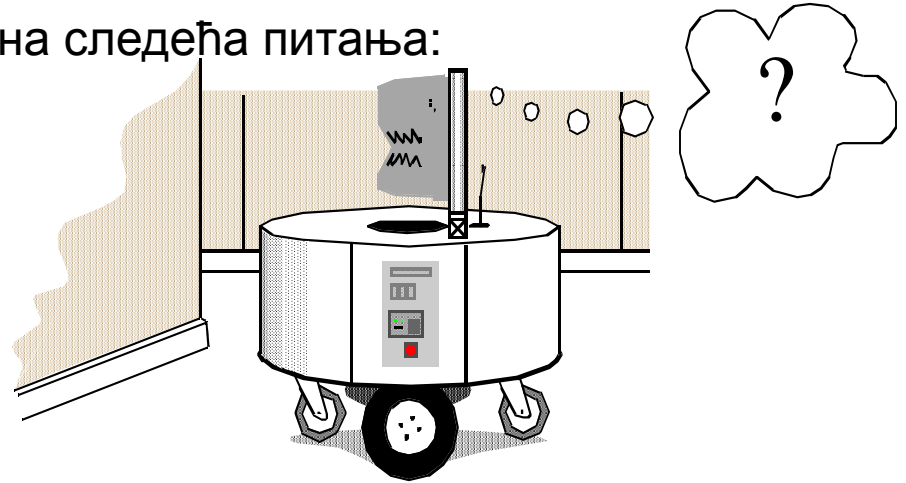
у сваком тренутку, да „**знају**” одговоре на следећа питања:

**Где сам?**

**Где сам био?**

**Где идем? Где ми је циљ?**

**Како да дођем до циља?**



- **Проблем #1:** Локализација – одређивање положаја мобилног робота (позиција и оријентација) у радном окружењу;
- **Проблем #2:** Изградња мапе радног окружења;
- **Проблем #3 (Проблем #1 + Проблем #2):** Симултана локализација и изградња мапе окружења;
- **Проблем #4:** Генерисање плана + **Проблем #3;**
- **Проблем #5:** **Проблем #4** + Управљачка архитектура.



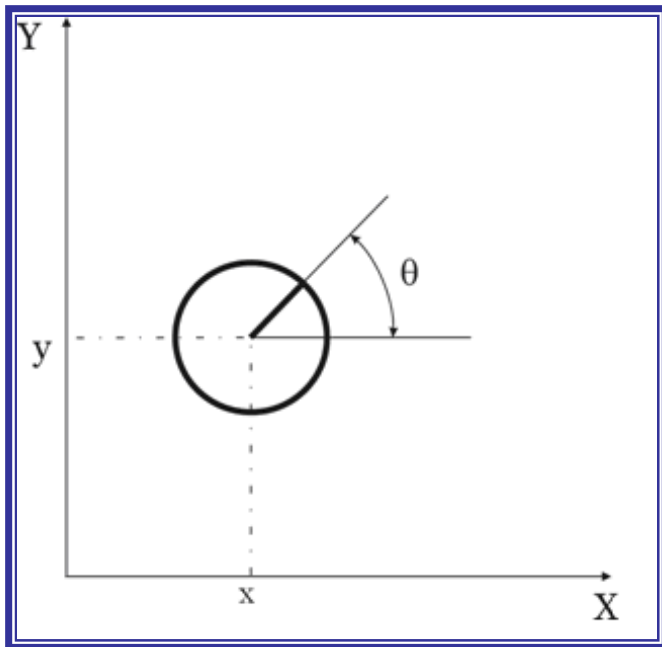
Модел кретања мобилног робота:

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

- Три степена слободе кретања – кретање у равни

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

- Густина расподеле за дати модел равног кретања мобилног робота



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

- пређени пут десног и левог погонског точка респективно,

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

- померај

$$b$$

- размак између точка

## Модели перцепције:

*LEGO Mindstorms NXT*

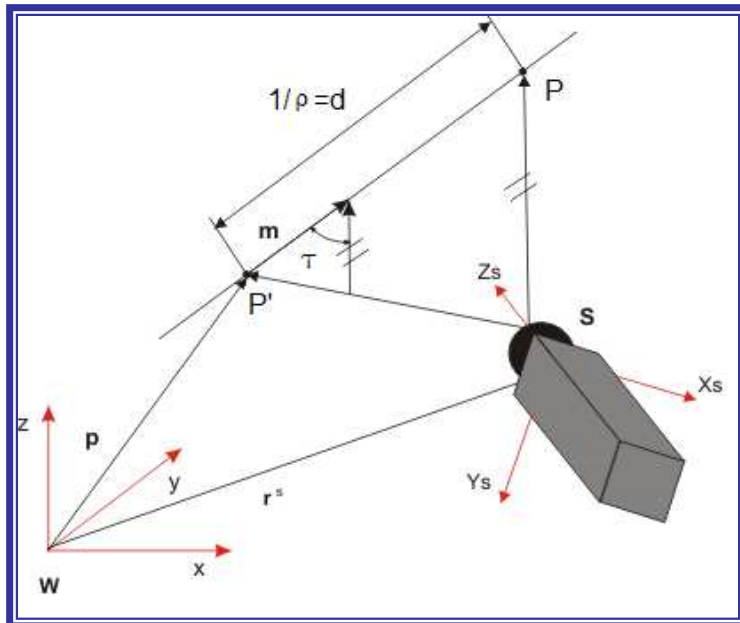
Сензори растојања

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



*Khepera II*

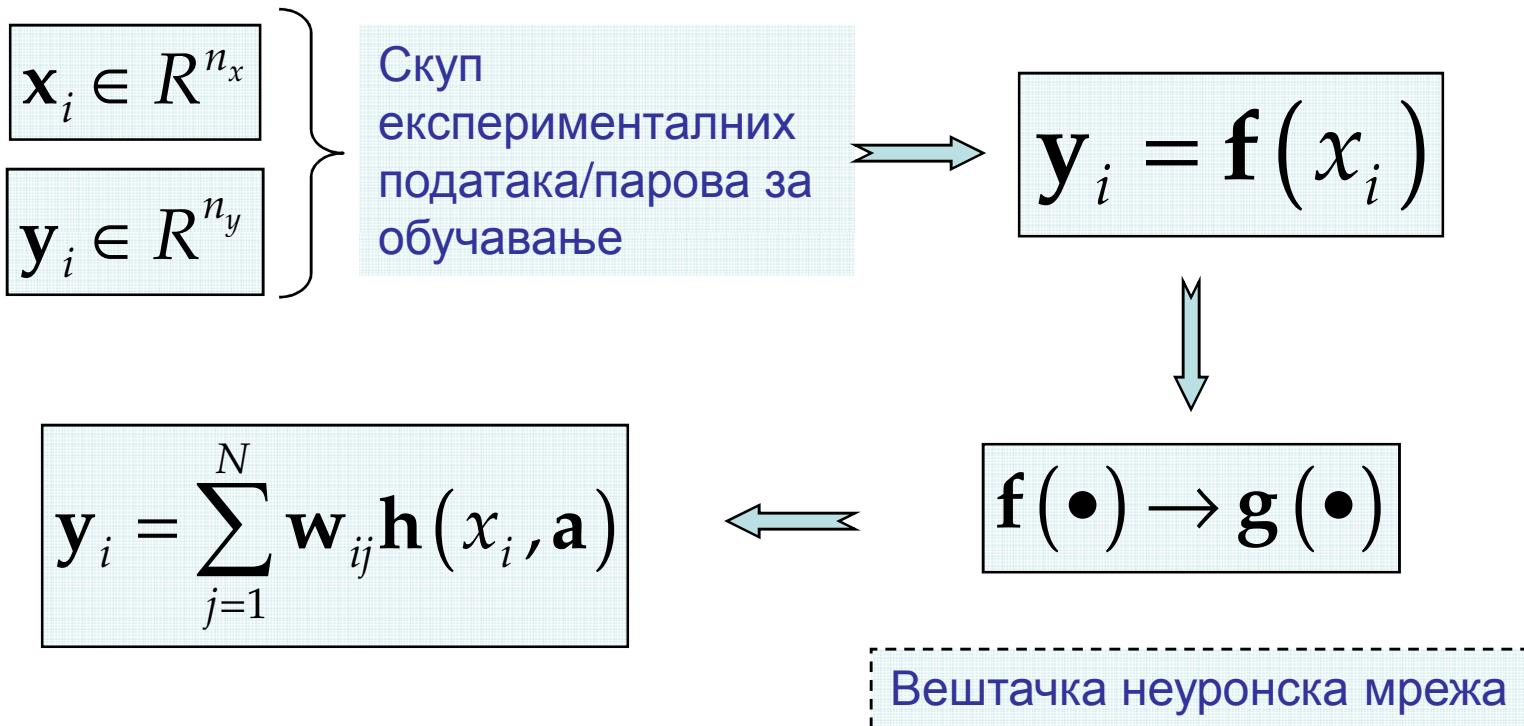
Систем препознавања на бази калибрисане камере



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

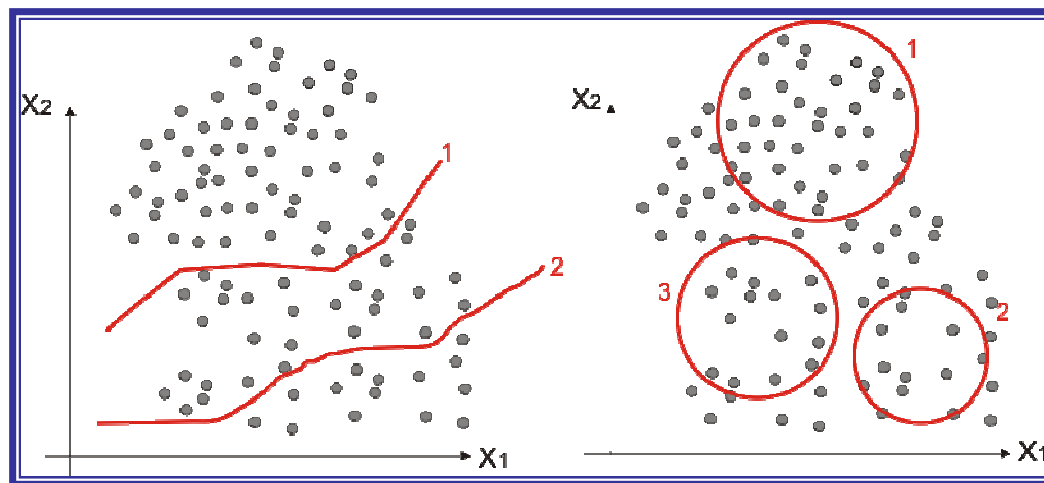
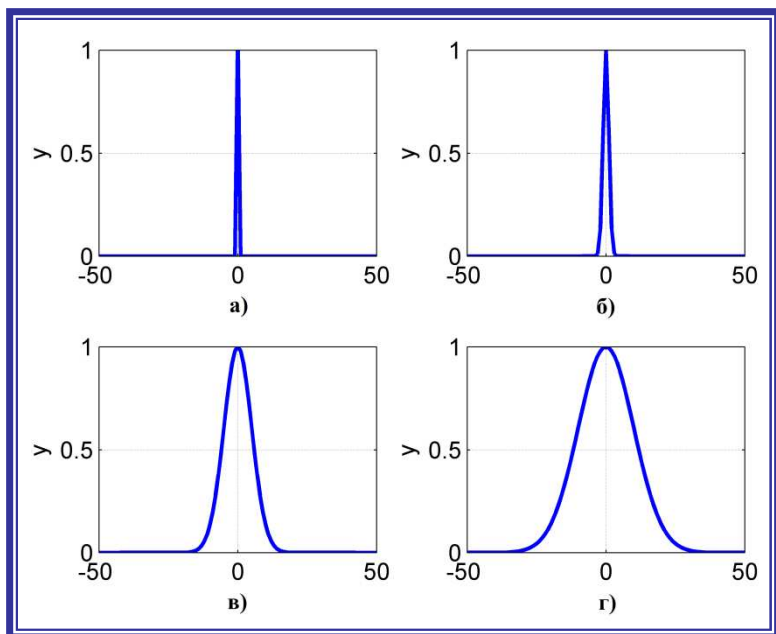
# Машинско учење

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



... надгледано машинско учење...

# Вештачка неуронска мрежа са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа



$$h(x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_j^2}(x_i - \mu_j)^T(x_i - \mu_j)\right)$$

- 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.

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

- Линеарни динамички систем у дискретном облику:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\lambda}_k &= \boldsymbol{\lambda}_{k-1|k-1} + \boldsymbol{\varepsilon} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{g}(\boldsymbol{\lambda}_{k|k-1}, \mathbf{x}_k) + \boldsymbol{\omega} \end{aligned}$$

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\lambda}_{k|k-1}, \mathbf{x}_k)$$

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

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

Бели шум

Вектор стања (тежински параметри, прототип вектори, радијалне дистанце):

$$\boldsymbol{\lambda} = [\mathbf{w}^T \quad \mathbf{t}^T]^T = [\mathbf{w}_1^T \quad \mathbf{w}_2^T \quad \dots \quad \mathbf{w}_i^T \quad \boldsymbol{\mu}_1^T \quad \boldsymbol{\mu}_2^T \quad \dots \quad \boldsymbol{\mu}_J^T \quad \sigma_1^T \quad \sigma_2^T \quad \dots \quad \sigma_J^T]^T$$

Усвајају се следеће претпоставке:

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

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

## Алгоритам специфичне апроксимације момената Гаусове расподеле:

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.  $\Sigma_i = \left[ \hat{\lambda}_{k|k-1} \quad \hat{\lambda}_{k|k-1} + \gamma\sqrt{\mathbf{P}} \quad \hat{\lambda}_{k|k-1} - \gamma\sqrt{\mathbf{P}} \right] \quad , \quad \Psi_{i,k|k-1} = \mathbf{g}(\Sigma_i, \mathbf{x}(k))$
7.  $\hat{\mathbf{y}}_k = \sum_{i=1}^{2\text{dim}(\mathbf{x})} W_i^m \Psi_{i,k|k-1} \approx E\left[\mathbf{g}(\hat{\lambda}_{k|k-1}, \mathbf{x}_k)\right]$
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*  $\hat{\lambda}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}$



## 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

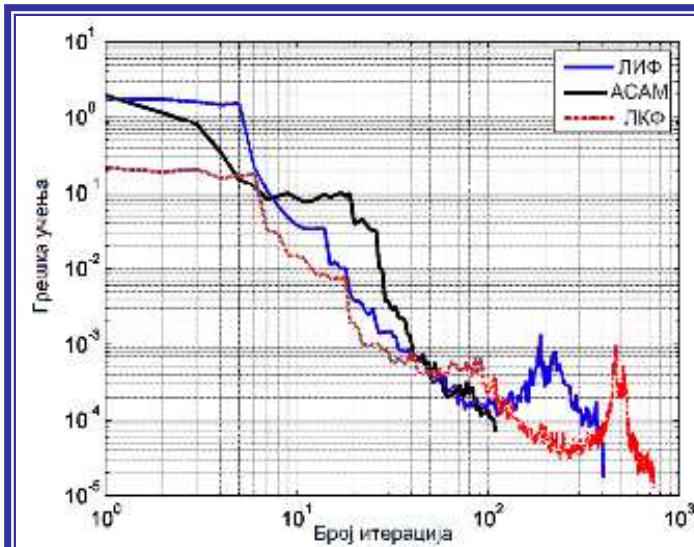
$R$

Матрица шума мерења

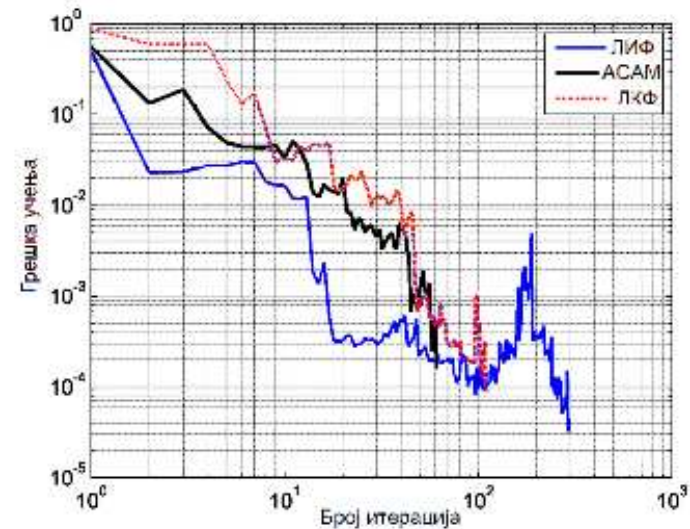
одређују: почетну тачку процеса оцењивања, почетно знање/незнање о систему, промену система током времена и поверење у информације које систем прима из окружења;

- 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 (следеће предавање **АТ6**).

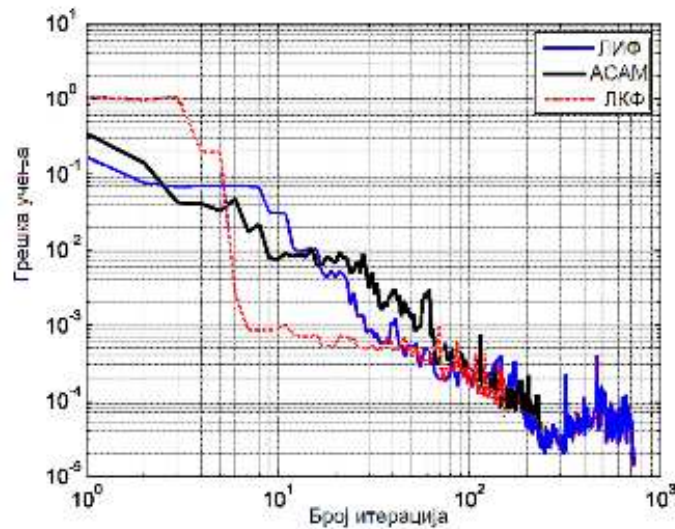
# Конвергенција грешке учења (ЛКФ, ЛИФ и АСАМ):



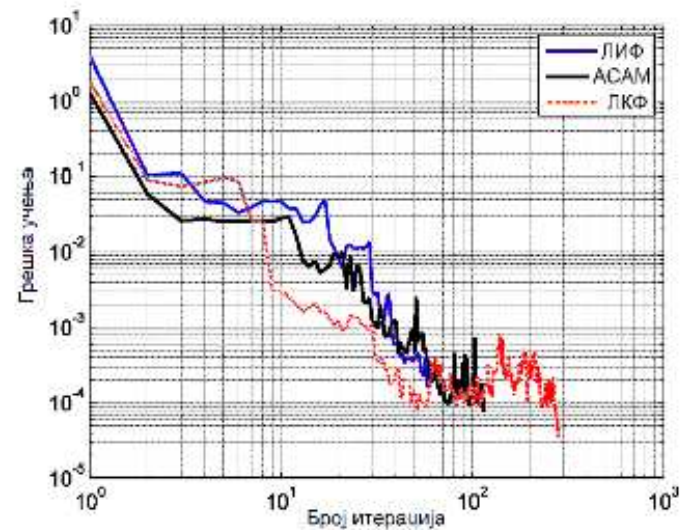
а)  $p = 1 ; q = 1 ; r = 10;$



б)  $p = 1 ; q = 1 ; r = 1;$



в)  $p = 100 ; q = 10 ; r = 10;$



г)  $p = 100 ; q = 100 ; r = 10;$

# Универзитет у Београду – Машински факултет

## Катедра за производно машинство

### Лабораторија за индустријску роботiku и вештачку интелигенцију



Др Најдан Л. Вуковић, научни сарадник: **Развој машинског учења интелигентног мобилног робота базиран на систему вештачких неуронских мрежа**, Универзитет у Београду - Машински факултет, Докторска дисертација је одбрањена 28.09.2012. године.

Мр Иван Б. Лазаревић, истраживач сарадник: **Систем препознавања у интелигентном роботизованом технолошком окружењу**, Универзитет у Београду - Машински факултет, Докторска дисертација је одобрена 27.02.2012. године (израда је у току).

Марко М. Митић, дипл.инж.маш.(M.Sc.), истраживач сарадник: **Емпиријско управљање интелигентног мобилног робота базирано на машинскомучењу** Универзитет у Београду - Машински факултет, Докторска дисертација је одобрена 17.09.2012. године (израда је у току).

Милица М. Петровић, мастер-дипл.инж.маш., асистент: **Вештачка интелигенција у пројектовању интелигентних технолошких система** Универзитет у Београду - Машински факултет, Докторска дисертација је одобрена 8.07.2013. године (израда је у току).

Ali Karkara A. Diryag, MSc.: **Machine Learning in Intelligent Robotic System** Универзитет у Београду - Машински факултет. Докторске студије на енглеском језику: *Mechanical Engineering*, Докторска дисертација је у поступку одобравања, новембар 2013. (израда је у току).



**Хвала вам на  
пажњи!**

**Питања?**

