

# ИНТЕЛИГЕНТНИ ТЕХНОЛОШКИ СИСТЕМИ

## АТ-6 Когнитивна роботика:

Оцењивање положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у технолошком окружењу

## Оцењивање положаја робота и карактеристичних објеката у окружењу - основни проблеми

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.

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?“.

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.

Основни проблеми оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу су:

- 1) Статистичка зависност шумова мерења - изградња мапе окружења се може дефинисати као изградња *тродимензионалног модела окружења* мобилног робота на основу мерења. Сензори нису апсолутно тачни и постојање шума (грешке мерења) је неминовност. Уколико се претпостави да су шумови различитих мерења *статистички независни* онда би се овај проблем могао решити повишењем фреквенције мерења. Мобилни робот би са *више* мерења могао да реши почетни проблем. Међутим, у реалним условима, шумови мерења *нису* статистички независни, па ће повишење фреквенције мерења довести до повећања *неодређености* мобилног робота у погледу познавања свог положаја и својих акција, а на крају и несигурности у погледу изгледа окружења. Грешке приликом извршења управљачких команди акумулирају се током времена и на тај начин се интерпретација сензорске информације значајно мења.
- 2) Број независних параметара окружења (димензионалност полазног проблема) – број непознатих величина које је потребно одредити приликом изградње мапе окружења је изузетно велики. Оцењивање положаја карактеристичних објеката у реалном времену представља проблем чак и за данашње рачунаре високих перформанси и меморијских капацитета.

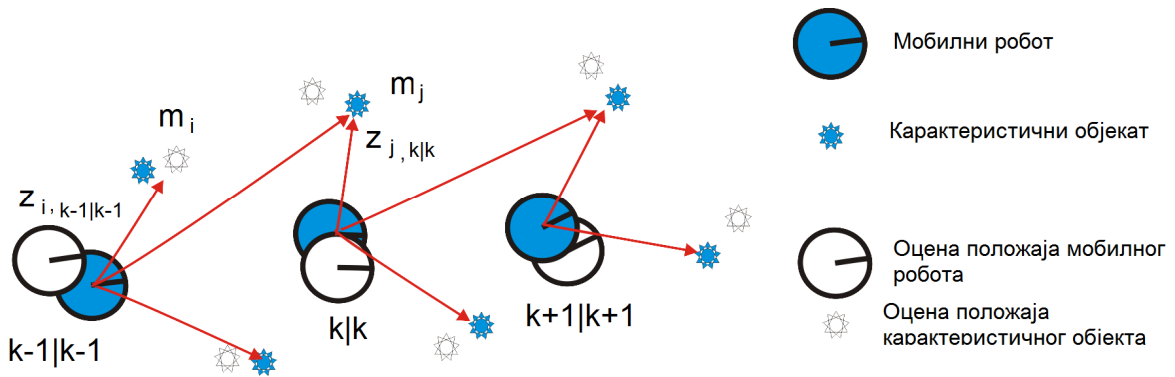
- 3) Препознавање објеката у окружењу – проблем успешног препознавања објеката у окружењу може се дефинисати на следећи начин: *Да ли примљена информација о постојању неког објекта заиста одговара реалној позицији тог објекта, односно, да ли та информација одговара чињеничном стању о распореду објеката у окружењу?* Успешна идентификација објеката у окружењу је један од основних проблема чије решавање може допринети изградњи поуздане мапе окружења. Важно је напоменути да број хипотеза којима се претпоставља идентификација неког објекта расте експоненцијално са временом.
- 4) Реално окружење је динамичко – променљива природа окружења представља једну од највећих препрека у процесу мапирања окружења. Објекти у окружењу могу да буду *статични* и *непроменљиви* током времена, па се овакви објекти успешно могу имплементирати у оквиру мапе. Наиме, полази се од чињенице да је окружење мобилног робота *статичко* и да је сам робот *једини* објекат који може да промени свој положај у простору, а да се сви остали објекти који се крећу обичан *шум мерења*. Апсолутно је јасно да овакав приступ има своје недостатке, тако да проблем успешног моделирања динамичког окружења остаје доминантан за будућа истраживања.
- 5) Дефинисање путање кретања – приликом кретања кроз *потпуно* непознато окружење мобилни робот треба да изврши постављени задатак. Међутим, с обзиром на то да се овом приликом робот у потпуности ослања на сензорске информације, као и на информације о управљању, степен несигурности о позицији, оријентацији и изгледу објеката у окружењу расте током времена. Ако се овој чињеници дода и потреба за дефинисањем трајекторије, целокупан проблем почиње да личи на дечију пошалицу: *„Шта је старије, кокошка или јаје?”*. Да би путања кретања била успешно одређена неопходне су информације о положају робота и објеката. С друге стране, управо те величине представљају *непознате величине* које треба одредити. Решења описаног проблема варирају од примене метода *оптималног управљања*, где се дефинише *функција циља* и на тај начин одређују време и енергија потребни за спровођење покрета, до примене *вештачке интелигенције*.

Претходна анализа основних проблема изградње мапе окружења показује зашто овај проблем представља један од комплекснијих са којим се мобилна роботика као научно-техничка дисциплина сусрела

## Математичка формулација проблема

Симултано оцењивање положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу представља процес у коме се од робота очекује да *изгради мапу окружења* (положај карактеристичних објеката) и да истовремено одреди сопствени положај. Проблем подразумева да се мобилни робот налази у непознатом окружењу и да не постоје априорне информације о изгледу окружења.

На слици у наставку приказан је стварни положај мобилног робота, стварни положај карактеристичних објеката, оцена положаја мобилног робота на основу примене одговарајућег алгоритма оцењивања и оцена положаја карактеристичних објеката. Мобилни робот у произвољном тренутку  $k-1$  уз примену сензорског система идентификује карактеристичне објекте  $m_i$  и  $m_j$ . Након идентификације карактеристичних објеката мобилни робот је променио свој положај и у првом наредном тренутку  $k$  врши предикцију положаја карактеристичног објекта  $m_j$ .



Мобилни робот и карактеристични објекти у окружењу. Треба обратити пажњу на то да се аквизиција сензорске информације врши између робота и карактеристичног објекта, а да стварни положај карактеристичног објекта није познат.

У смислу теорије вероватноће, проблем симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу подразумева одређивање следеће расподеле:

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

где су:

$\mathbf{x}_k$  вектор положаја мобилног робота у тренутку  $k$ ;

$\mathbf{m}$  вектор положаја карактеристичних објеката;

$\mathbf{z}_{0:k}$  вектор свих прикупљених мерења од почетка кретања до тренутка  $k$ ;

$\mathbf{u}_{0:k}$  вектор свих управљања од почетка кретања до тренутка  $k$ .

С обзиром на разматрани проблем примене интелигентних мобилних робота у унутрашњем транспорту у технолошком окружењу, у оквиру овог *handout*-а дат је акценат на рекурзивној формулацији, односно на *on line* приступу. У том смислу, полазећи од почетне оцене  $p(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{m} \mid \mathbf{z}_{0:k-1}, \mathbf{u}_{0:k-1})$  у тренутку  $k-1$  треба одредити  $p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} \mid \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0)$  на основу мерења  $\mathbf{z}_k$  и управљања  $\mathbf{u}_k$  у тренутку  $k$ . Корак предикције је:

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

док је корак корекције

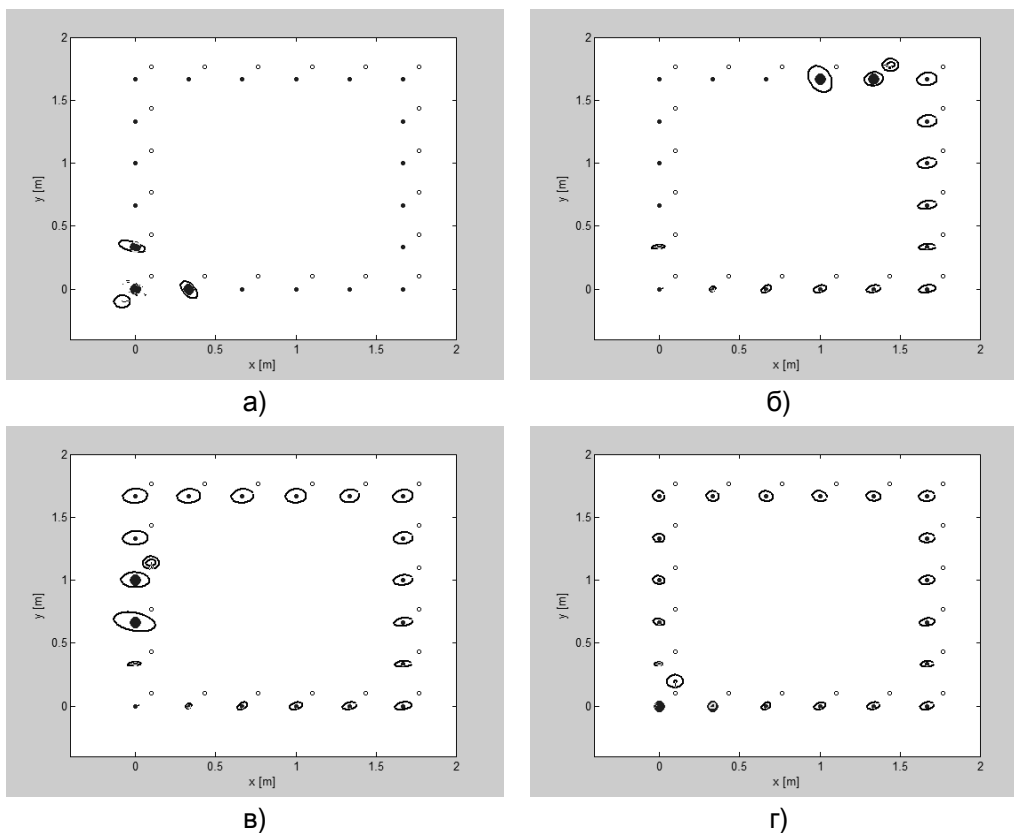
$$p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} \mid \mathbf{z}_{0:k}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0) = \frac{p(\mathbf{z}_k \mid \mathbf{x}_k, \mathbf{m}) p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} \mid \mathbf{z}_{0:k-1}, \mathbf{u}_{0:k}, \mathbf{x}_0)}{p(\mathbf{z}_k \mid \mathbf{z}_{0:k-1}, \mathbf{u}_{0:k})},$$

где  $p(\mathbf{z}_k \mid \mathbf{x}_k, \mathbf{m})$  - представља модел сензора (модел перцепције, **види предавање АТ-5**) мобилног робота, а  $p(\mathbf{x}_k \mid \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k)$  модел кретања мобилног робота.

Грешка у оцени положаја и стварног положаја карактеристичног објекта настаје услед грешке у оцени положаја мобилног робота у коме је карактеристични објекат примећен по први пут. Ова чињеница имплицира да оцене положаја карактеристичних објеката током времена постају корелисане. На основу претходног се може закључити да релативни положај једног карактеристичног објекта у односу на положај другог карактеристичног објекта може да буде одређен са високом тачношћу, иако је њихов глобални положај недовољно познат или потпуно непознат. Управо ова корелација представља основу полазног проблема: након поновне детекције једног карактеристичног објекта, ова информација се преноси до оцена положаја свих осталих карактеристичних објеката. Први истраживачки напори били су посвећени распрезању корелација између карактеристичних објеката што је очигледно био погрешан приступ. Релативни положај једног карактеристичног објекта у односу на положај другог карактеристичног објекта је независан од

положаја мобилног робота, што је могуће искористити за оцењивање релативног положаја једног карактеристичног објекта у односу на положај другог карактеристичног објекта, а глобална мапа свих положаја се одређује тек на самом крају процеса.

На слици испод (резултат развијене симулације у MATLAB® програмском окружењу) може да се уочи и то да са повећањем броја мерења једног карактеристичног објекта поверење робота у положај детектованог објекта расте. Основна карактеристика проблема симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката је да поновна идентификација објеката, чија је оцена положаја већ део вектора стања  $x_{klk}$ , резултира смањењем несигурности у положај самог мобилног робота али и свих карактеристичних објеката. Поменута карактеристика је приказана на слици доле (в-г), где се може видети како коваријансе свих карактеристичних објеката значајно опадну након идентификације објекта који је већ на самом почетку кретања детектован, услед постојања корелација између свих карактеристичних објеката.



*Резултати симулације примене ЛКФ алгоритма. Приказ положаја мобилног робота и карактеристичних објеката. Услед постојања грешке кретања коваријанса расте (а-в). Након идентификације првог објекта, матрица коваријанси се смањује. Важно је нагласити да су главне осе елипси коваријанси карактеристичних објеката увећане ради бољег графичког приказа током симулације.*

## **АЛГОРИТАМ НЕУРОНСКОГ ЛИНЕАРИЗОВАНОГ КАЛМАНОВОГ ФИЛТРА**

Линеаризовани Калманов филтар почива на претпоставкама белог шума у моделу кретања и сензорском моделу мобилног робота. На овим основама је могуће извести ЛКФ у облику одговарајућег математичког модела. У реалним условима, када се ЛКФ примењује на мобилном роботу у реалном окружењу, немоделирани проблеми могу још више да угрозе очекиване перформансе. Неки од примера ових немоделираних утицаја су: обојени шум у управљачком систему, проклизавање тачкова мобилног робота у току кретања и грешке одометрије. Такође, с обзиром на то да су модел кретања и сензорски модел *математички модели*, логично је за очекивати да не могу обухватити све аспекте проблема: изразита нелинеарност или промена неких ефективних параметара мобилног робота (ефективни пречник тачка или ефективни размак између

точкова) значајно мењају основне претпоставке на којима почива нелинеарна верзија Калмановог филтра.

Како би се компензовао утицај непознатих величина на процес оцењивања у реалном времену, у наставку је приказан линеаризовани Калманов филтар спрегнут са вештачком неуронском мрежом - неуронски линеаризовани Калманов филтар (**НЛКФ**). Параметри вештачке неуронске мреже модификују се у реалном времену у току оцењивања и компензују утицај непознатих величина.

Да би применили алгоритам неопходно је дефинисати вектор стања  $\hat{x}_k$ , функцију која одређује његову промену  $f(\hat{x}_{k|k-1})$  и сензорски модел  $h(\hat{x}_{k|k-1})$ . На основу ових информација могуће је одредити одговарајуће Јакобијане. Код неуронског линеаризованог Калмановог филтра вектор стања чине положај мобилног робота ( $x_v$ ), вектор свих параметара вештачке неуронске мреже ( $x_w$ ) и позиције карактеристичних објеката ( $x_m$ ), односно:

$$x = [(x_v)^T (x_w)^T (x_m)^T]^T$$

Дакле, разлика у односу на „ стандардну” формулацију вектора стања у ЛКФ приступу, огледа се у томе да су, у случају НЛКФ-а, вектору стања додати и параметри вештачке неуронске мреже ( $x_w$ ). Наравно, поред вектора стања, потребно је повећати и димензије коваријансе са одговарајућим варијансама и коваријансама.

Основна разлика између ЛКФ и НЛКФ алгоритама оцењивања положаја је у кораку предикције, где је уведена вештачка неуронска мрежа за моделирање оцене грешке између стварног кретања мобилног робота и математичког модела кретања:

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

где је  $f_M$  теоријски модел кретања, а  $x_{vnet} = g(\hat{x}_{v(k-1|k-1)}, \hat{x}_{w(k-1|k-1)}, u_k)$  је оцена грешке модела кретања, односно излазна вредност вештачке неуронске мреже. Елементи улазног вектора у вештачку неуронску мрежу су оцена вектора положаја мобилног робота у тренутку  $k-1$  и вектор управљања у тренутку  $k$ :

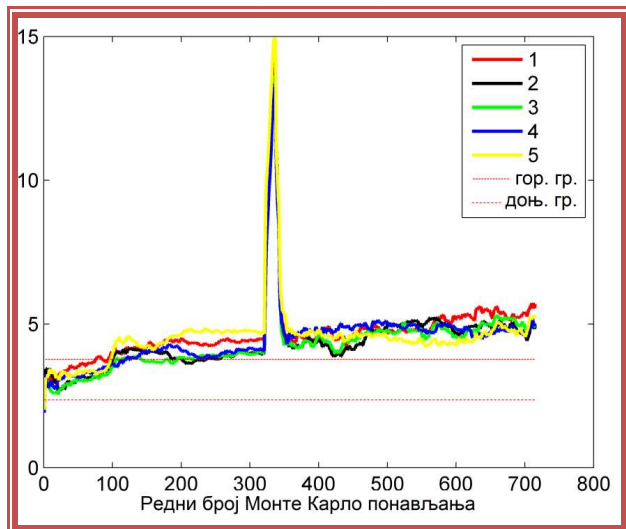
$$x^{net} = \left[ (\hat{x}_{v(k-1|k-1)})^T, (u_k)^T \right]^T$$

На овај начин се свака промена у вектору управљања  $u_k$  директно уводи у вештачку неуронску мрежу. Поред вектора стања неопходно је дефинисати и коваријансу вектора стања:

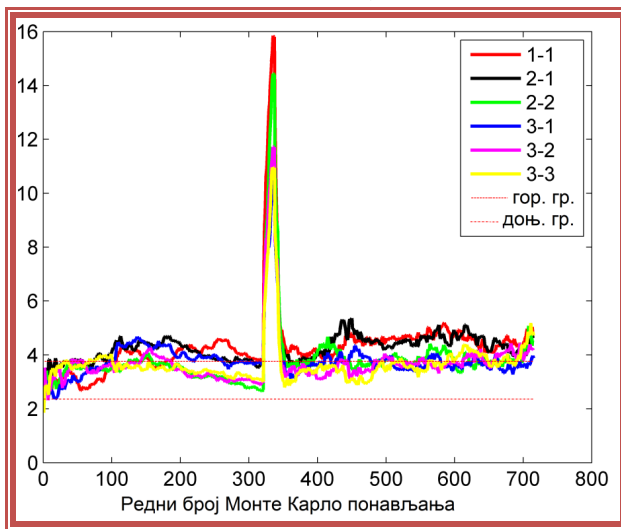
$$P = \begin{bmatrix} P_{xx} & P_{xw} & P_{xm} \\ P_{wx} & P_{ww} & P_{wm} \\ P_{mx} & P_{mw} & P_{mm} \end{bmatrix}$$

Детаљан опис алгоритма неуронског линеаризованог Калмановог филтра за проблем симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката дат је у табеларној форми, у презентацији уз овај *handout*. Експериментални резултати симулације оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу развијене у MATLAB® програмском пакету, приказани су на слици у наставку. За оцену перформанси коришћена је нормализована грешка оцењивања одређена након 50 независних Монте Карло понављања. Приказани су резултати за перцептрон вештачке неуронске мреже, једнослојне и двослојне архитектуре, као и за вештачку неуронску мрежу са радијалним активационим функцијама Гаусовог типа.

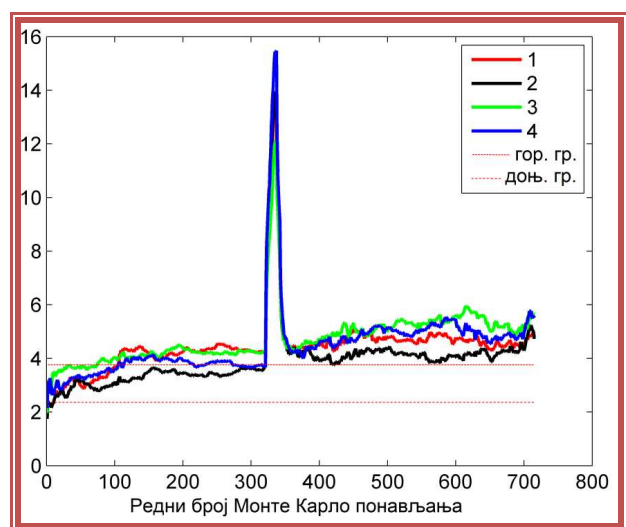
НЛКФ-ВП (једнослојне мреже)



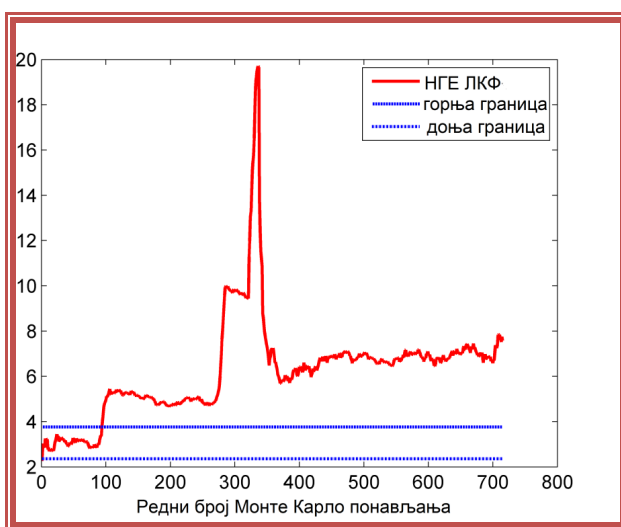
НЛКФ-ВП (двослојне мреже)



НЛКФ-РАФ



ЛКФ



НЛКФ алгоритам у домену симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката

Резултати добијени симулацијом кретања мобилног робота указују да предложени концепт интеграције линеаризованог Калмановог филтра са вештачким неуронским мрежама генерише боље оцјене положаја мобилног робота. Монте Карло симулација је показала да је нормализована грешка оцењивања мања код НЛКФ оцена (без обзира на тип филтра – НЛКФ-ВП или НЛКФ-РАФ). Приликом поновне детекције карактеристичних објеката који се већ налазе у оквиру вектора стања (затварање петље), НЛКФ-ВП генерише боље оцјене грешке, па самим тим и остаје у оквиру граница одређених бројем независних Монте Карло понављања. Ова чињеница је од изузетне важности за оцењивање положаја мобилног робота која подразумева вишеструка затварања петљи, као и кретање мобилног робота у дужем временском интервалу. Претходна предност се директно односи на основни проблем који је предмет анализе, а то је интелигентни унутрашњи транспорт на бази мобилних робота.

Перформансе НЛКФ-а показују да нови филтар може бити примењен за проблем симултаног оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу. На основу свих закључака и спроведене анализе остварених резултата, неуронски линеаризовани Калманов филтар је примењен као модул за оцењивање положаја мобилног робота *Khepera* у лабораторијском моделу технолошког окружења, уз примену система препознавања на бази калибрисане камере.

## Симултано оцењивање положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у технолошком окружењу - експериментални резултати у лабораторијском моделу технолошког окружења

У овом делу *handout*-а представљен је алгоритам оцењивања положаја мобилног робота и карактеристичних објеката применом неуронског линеаризованог Калмановог филтра (НЛКФ) уз коришћење система препознавања на бази камере. Интеграција вештачке неуронске мреже са линеаризованим Калмановим филтром омогућава моделирање непознатих недетерминистичких утицаја у реалном времену модификацијом параметара вештачке неуронске мреже. Основна идеја НЛКФ-а употребљена је за моделирање кретања мобилног робота, односно побољшање полазног математичког модела.

У општем случају усвајају се три основна координатна система у односу на које се посматра промена величина и параметара (слика доле лево):

- ♦ **Спољашњи координатни систем** – апсолутни систем референције у односу на који се посматра кретање робота у окружењу. Претпоставља се да је стационаран. Спољашњи координатни систем обележава се са **W**.
- ♦ **Локални координатни системи објеката** – ови координатни системи омогућавају одређивање положаја посматраног објекта у односу на усвојени спољашњи координатни систем. Објекти *мобилни робот* и *камера* имају један и само један локални координатни систем. Локални координатни систем робота се обележава са **O<sub>r</sub>**, а камере **O<sub>k</sub>**.
- ♦ **Сензорски координатни систем** – специфични локални координатни систем у односу на који се дефинише сензорска информација. Сензорски координатни систем једнозначно дефинише позиције карактеристичних објеката на слици – **S**.

Модел који је коришћен за дефинисање прикупљања информација од камере је *модел инфинитезимално малог отвора бленде (Pinhole model)* приказан на слици доле десно. Овај модел чине:

- ♦ **оптичка оса** – замишљена оса која се поклапа са X осом локалног координатног система камере. Оптичка оса представља Z осу сензорског координатног система камере;
- ♦ **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. У зависности од произвођача камере, наводи се у пикселима [pxl] или метрима [m].



Глобални и локални координатни системи (лево) и модел камере (десно)

Произвољна тачка  $\mathbf{P}(P_x \ P_y \ P_z)$  у простору трансформише се у тачку  $\mathbf{p}(u \ v)$  у равни слике помоћу израза

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -f k_u & 0 & u_0 \\ 0 & -f k_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \mathbf{C} \begin{bmatrix} P_x \\ P_y \\ P_z \end{bmatrix},$$

где матрица **C** представља **калибрациону матрицу** и одређује се посебно за сваку камеру. Параметри калибрационе матрице **C** су:

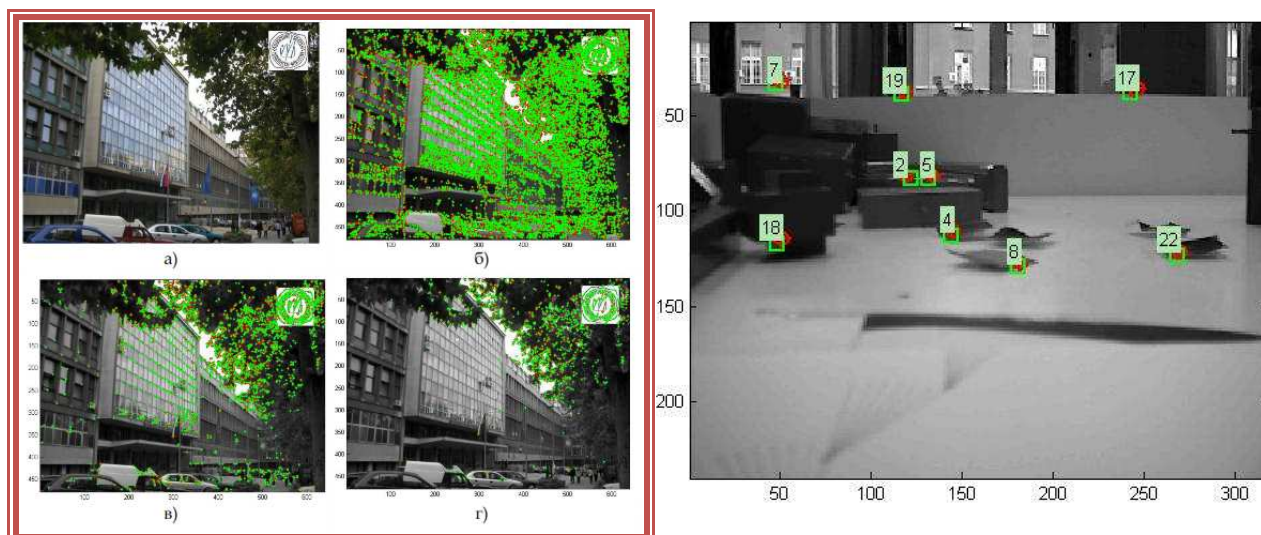
- ♦ фокална дужина  $f$ ,
- ♦ број пиксела по јединици дужине  $k_u$  и  $k_v$
- ♦ позиција оптичког центра камере  $(u_0, v_0)$ .

Ови параметри се називају **унутрашњи параметри камере** и представљају јединствен скуп за сваку појединачну камеру.

На основу претходне анализе, у оквиру *handout*-а коришћени су специфични карактеристични објекти који су дефинисани одговарајућим алгоритмом препознавања. У том смислу, карактеристични објекат се дефинише на самој слици као тачка која представља пројекцију неког објекта у тродимензионалном простору на раван слике. **Карактеристични објекат представља објекат у равни слике који се на неки оптималан начин разликује од осталих**; нпр. већина алгоритама који се користе за препознавање карактеристичних објеката одређују промену осветљења (или осенчености) на слици у некој инфинитезимално малој области. Другим речима, места на којима постоји изражена промена градијента (минимум или максимум) представљају карактеристичне објекте.

Након аквизиције, слика се процесира и као излазне вредности добијају се позиције карактеристичних тачака дефинисане у равни слике. Број карактеристичних објеката зависи од параметра под називом **праг активације алгоритма препознавања објеката**, чију вредност корисник усваја на основу искуства и карактеристика окружења (нпр. интензитет осветљености просторије). Веће вредности прага активације за резултат дају мањи број објеката (наравно, за мање вредности важи супротан случај). Међутим, одређивање прага активације алгоритма зависи пре свега од крајњег циља. Алгоритам може да идентификује велики број недовољно квалитетних објеката (квалитетних у смислу препознавања) које након малог помераја камере неће више бити могуће да се препознају. С друге стране, мањи број квалитетних објеката може за коначан исход да има недовољан број објеката, због чега неће бити спроведен корак корекције изабраног алгоритма оцењивања положаја, пошто не постоји вектор иновације (слика доле лево).

Међутим, идентификација карактеристичних објеката и одређивање њихове позиције на слици није довољна за примену алгоритма оцењивања положаја, а тиме ни за навигацију мобилног робота у технолошком окружењу. С обзиром на то да је позиција објекта дефинисана са два параметра  $(u, v)$ , неопходно је омогућити препознавање посматраног објекта и након померања камере, што се са позицијом не може спровести. Да би се применио алгоритам оцењивања потребно је усвојити више параметара, а тиме и проширити полазни појам карактеристичног објекта. У том смислу, уводи се део слике око идентификованог објекта произвољних димензија (ширина  $[pxl]$  x висина  $[pxl]$ ) као додатни параметар (слика доле десно). У овом случају, усвојено је да су делови слике димензија  $(20 [pxl] \times 20 [pxl])$



Препознати карактеристични објекти (лево) и региони изабраног карактеристичног објекта (десно)



## Експеримент #1 (оцена положаја мобилног робота и карактеристичних објеката у окружењу применом НЛКФ-а)

НЛКФ алгоритам је примењен у MATLAB® програмском окружењу, уз развој посебног софтверског кода и коришћењем *Kheperall* мобилног робота (види слику). Комуникација између рачунара и робота се извршава путем RS232 кабла, док је USB кабл употребљен за комуникацију између рачунара и камере. Резолуција слике је 320 x 240 пиксела.



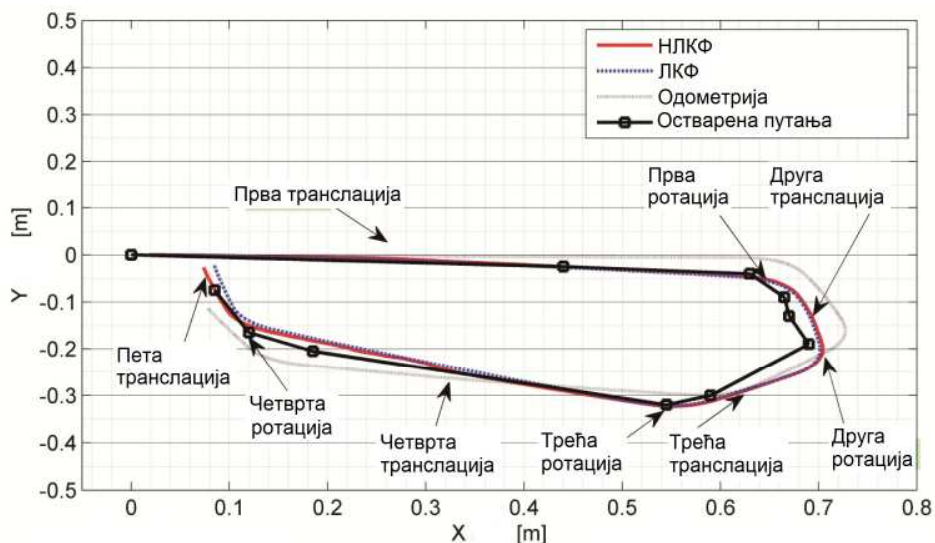
Мобилни робот *Kheperall* са WEB камером у лабораторијском моделу технолошког окружења

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 алгоритма.

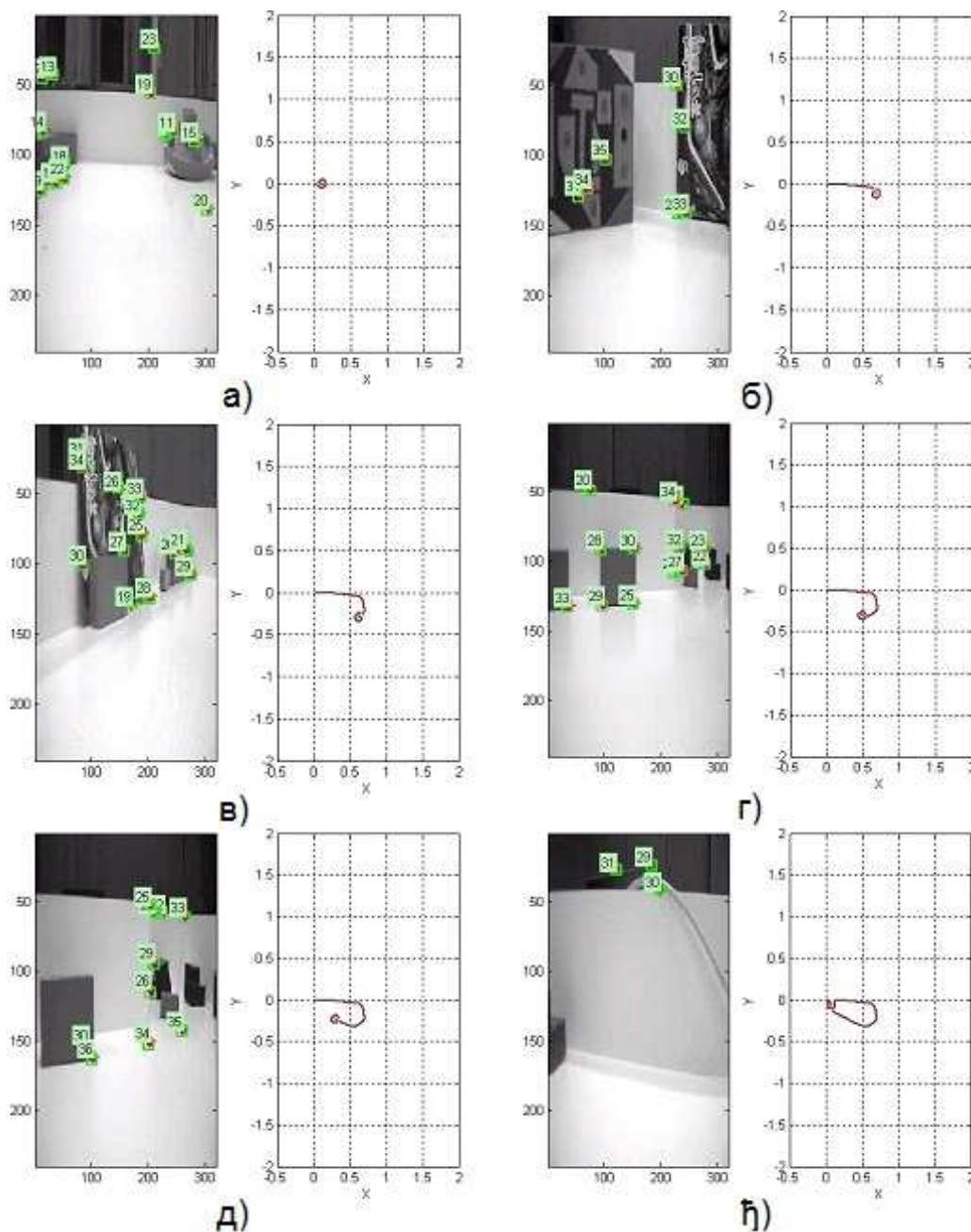
Резултати су показали да **НЛКФ** оцене имају **мању грешку** у поређењу са осталим алгоритмима. НЛКФ и ЛКФ грешке имају исти ред величине, док су грешке одометрије веће (види табелу). Додатни доказ овој тврдњи даје упоредни приказ остварене путање и оцењених путања приказан на слици испод.

Табела 1: Грешке срачунате за оцењене путање НЛКФ-а, ЛКФ-а и одометрије.			
	НЛКФ	ЛКФ	Одометрија
Грешка дуж путање [m]	<b>0.4002</b>	0.4258	0.800
Максимална грешка [m]	<b>0.0636</b>	0.0675	0.1044



Оцењене путање НЛКФ-а, ЛКФ-а, одометрије и путање формиране ручним обележавањем положаја мобилног робота током кретања

На слици испод се види како број карактеристичних објеката варира током експеримента, као и оцењену путању робота током кретања.



Резултати једног понављања експеримента

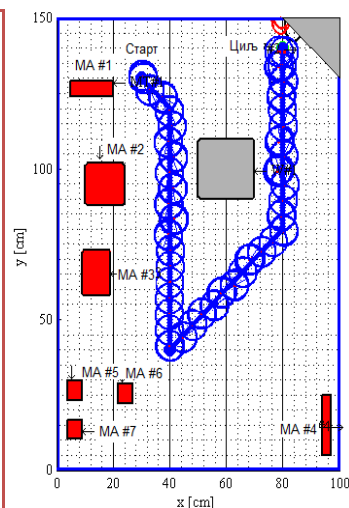
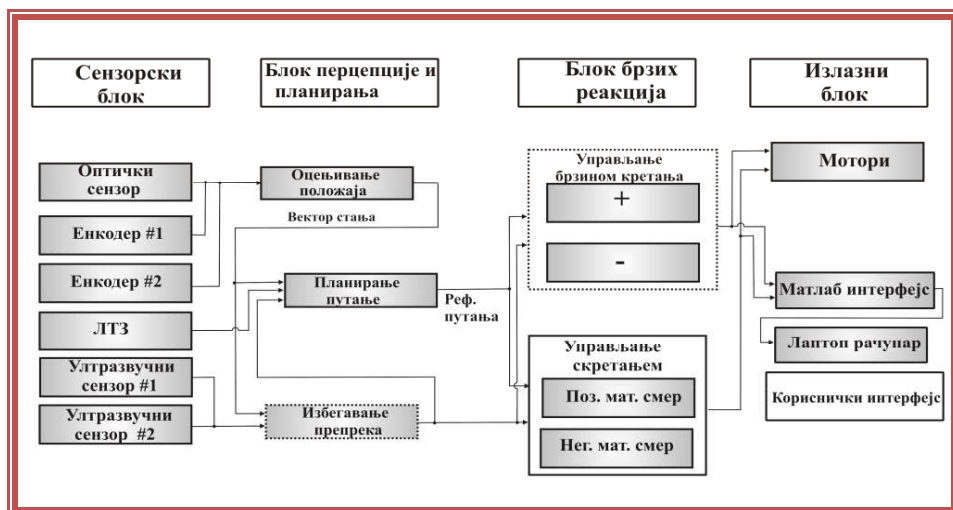
Са леве стране сваког дела слике дата је тренутна слика добијена од камере на којој се могу видети препознати карактеристични објекти; са десне стране је НЛКФ оцена положаја мобилног робота (може се видети и оцена путање). Обе поменуте слике представљају резултат рада развијене MATLAB® апликације за управљање роботом, 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 трансляције; д) #134 – током четврте трансляције; њ) #160 – крај експеримента. На основу свега приказаног, закључује се да експериментални резултати потврђују да неуронски линеаризовани Калманов филтар (НЛКФ) у идентичним контролисаним **условима генерише оцену положаја мобилног робота више тачности.**

## Експеримент #2 (оцена положаја мобилног робота применом ЛКФ-а -- Пројектни задатак)

Развијена хибридна управљачка архитектура (**ХУА**) састоји се од четири основна блока: сензорски блок, блок перцепције и планирања, блок брзих реакција и излазни блок. Сваки од уведених блокова има одговарајућу улогу у функционисању архитектуре/робота као целине и у наставку ће сваки од блокова бити представљен. Архитектура је развијена уз примену *LEGO* мобилног робота, па је избор сензора ограничен оним сензорима који се налазе у оквиру комплета.

**Сензорски блок** је први блок развијене архитектуре, а формирају га следећи сензори: ултразвучни давачи растојања, инкрементални енкодери и оптички сензор (сензор за читавање боје). Инкрементални енкодери читавају број обртаја погонских вратила два мотора. Ова информација се користи у алгоритму оцењивања положаја за предикцију инкременталног помераја мобилног робота. Оптички сензор је коришћен за читавање боје подлоге технолошког окружења. Посебан модул овог блока је ЛТЗ модул (акроним од *листа транспортних задатака*) који обезбеђује информацију о приоритетним транспортним задацима које је неопходно обавити у складу са технолошким процесом. **Блок перцепције и планирања** чине три модула: модул за оцењивање положаја, модул за планирање путање и модул за избегавање препрека. *Модул за оцењивање положаја* мобилног робота решава проблем локализације робота у познатом технолошком окружењу. Модул је развијен на бази **линеаризованог Калмановог филтра**. Улазне величине у модул су читавање енкодера и сензора за читавање интензитета боје, а излазна величина је оцена положаја робота (вектор стања са одговарајућом матрицом коваријанси). *Модул за планирање путање* дефинише оптималну путању у складу са транспортним задатком. Модул је развијен на основу **A\* алгоритма претраге** који тражи најкраће растојање између две изабране позиције у окружењу. ЛТЗ модул сензорског блока прослеђује улаз за овај модул, док се **излаз (оптимална путања)** прослеђује ка наредним блоковима и њиховим модулима. **Блок брзих реакција** прима одговарајуће информације од блока перцепције и планирања. *Модул за управљање скретања* робота заснива се на примени вештачких неуронских мрежа које мењају оријентацију мобилног робота у складу са обрађеним информацијама. Последњи модул је *модул за управљање брзином кретања* робота који одређује да ли треба убрзати кретање сходно постављеном транспортном задатку који на основу технолошког поступка секвенцијално дефинише машине алатке/међускладишта, али и времена потребна за завршетак одговарајућих технолошких операција. **Излазни блок** обрађене информације прослеђује роботу путем управљачких команди, а корисник у сваком тренутку има увид у функционисање система преко рачунара.

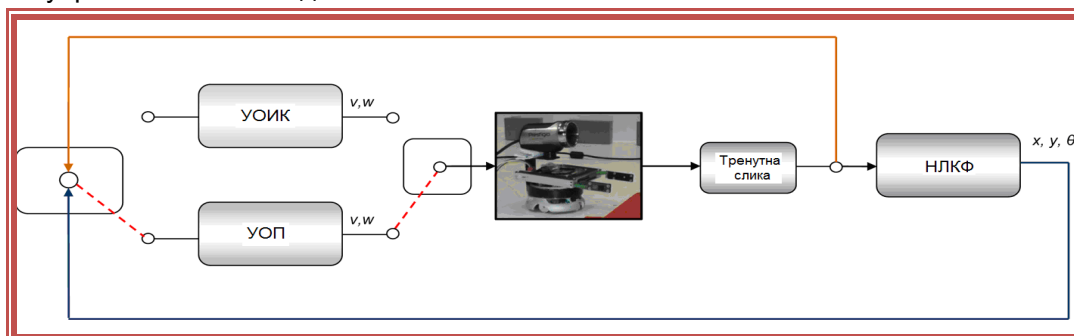
Експериментални резултати приказани на слици верификовали су апликативност развијене управљачке архитектуре (свих блокова) у домену управљања интелигентног мобилног робота у оквиру лабораторијског модела технолошког окружења.



Хибридна управљачка архитектура и кретање мобилног робота у лабораторијском моделу технолошког окружења

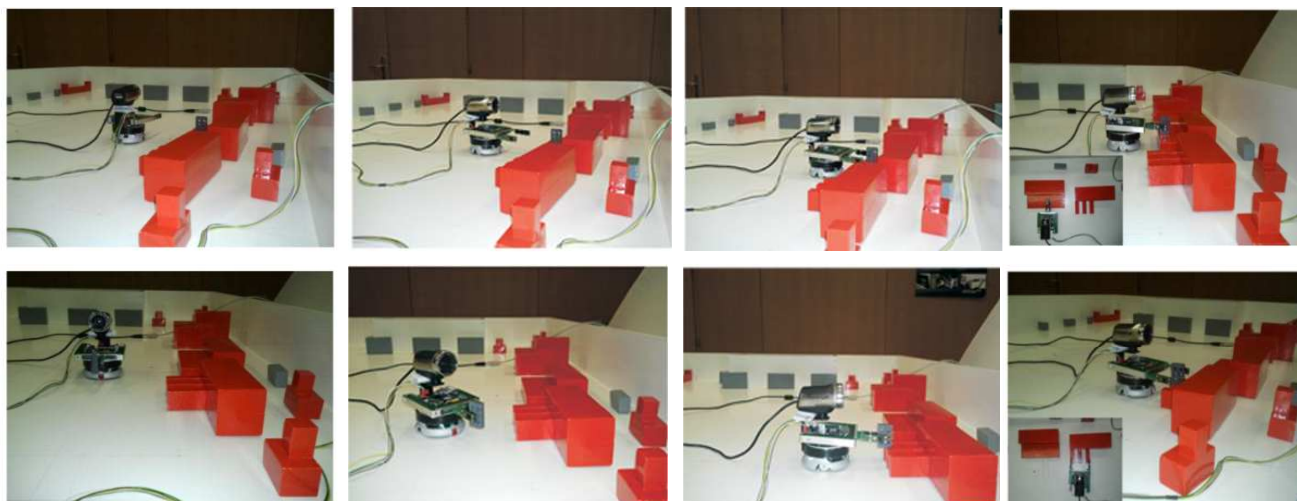
### Експеримент #3 (управљање на основу информација од камере уз оцену положаја мобилног робота у технолошком окружењу применом НЛКФ-а)

Нови хибридни алгоритам за управљање робота који користи камеру за аквизицију информација и чине га две петље. Прва петља је активна када се робот налази далеко у односу положај дефинисан транспортним задатком и назива се *управљање на основу положаја (УОП)*. Ова петља основног управљачког алгоритма служи за глобалну навигацију/управљање роботом од тренутног положаја до жељеног положаја, који се налази непосредно испред машине алатке или међускладишта. Овакав вид управљања је могуће спровести на глобалном нивоу када тачност у управљачком систему може бити коригована током кретања. Међутим, за кретање од транспортног чвора до машине алатке или међускладишта потребна је тачност вишег нивоа, због чега је развијена друга петља (*управљање на основу повратне информације од камере - УОИК*). Друга петља се активира након доласка робота у жељени положај ради наставка кретања ка машини алатки или међускладишту и базирана је на примени камере у циљу управљања кретањем и генерисања адекватних управљачких команди.



Транспортни задатак се састоји од следећих захтева: почевши од почетног положаја, мобилни робот треба да приђе првој машини алатки, ухвати радни предмет, приђе другој машини алатки и постави радни предмет на жељену позицију. Дакле, робот треба два пута да изведе глобално кретање на основу УОП петље и два пута локално кретање на основу информација добијених УОИК петљом. Пре почетка кретања неопходно је дефинисати два циљна положаја (за УОП петљу) и две циљне слике (за УОИК петљу). Два циљна положаја се једноставно дефинишу у спољашњем координатном систему, док се циљне слике одређују аквизицијом информације од камере након што је робот постављен испред машине алатке ради приступања радном предмету.

Експериментални резултати приказани на слици потврдили су да у сваком тренутку током обављања транспортног задатка мобилни робот оцењује свој положај и позицију карактеристичних објеката помоћу алгоритма неуронског линеаризованог Калмановог филтра уз примену камере као сензора. Вештачка неуронска мрежа (једнослојни перцептрон) је спрегнута са линеаризованим Калмановим филтром у циљу моделирања непознатих стохастичких променљивих које нису предвиђене усвојеним моделом кретања мобилног робота ([види презентацију](#)).



Приказ комплетног експеримента у лабораторијском моделу технолошког окружења