

# Vizuální navigace mobilních robotů

Tom Krajník

FEL ČVUT

Oct 2019

# Dlouhodobá Autonomie STRoLL-MoRoN



Cíl: plná autonomie 24/7

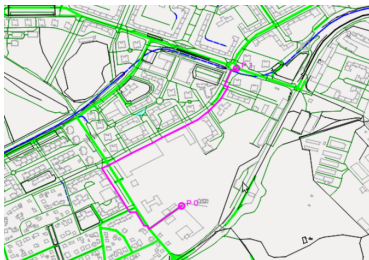
Prostředí: venkovní - přírodní park Hostibejk



# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

## RoboTour 2006 - navigace v síti cest

- GPS, kamera, mapové podklady
- segmentace cesty v obraze
- regulace směru podle výsledků segmentace



Vyhledávání cesty v Open Street Map

Konfigurace mobilního robota: kamera, GPS, sonary



# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

## Rozpoznávání cesty:

- obtížná identifikace okrajů,
- stíny a překážky,
- proměnlivé osvětlení.



Cesta z pohledu robotu

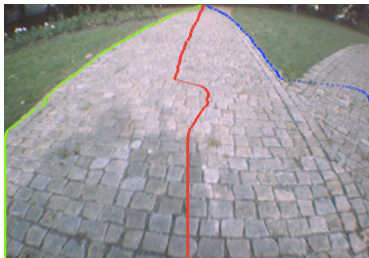
Konfigurace mobilního robotu: kamera, GPS, sonary



# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

## Rozpoznávání cesty:

- obtížná identifikace okrajů,
- stíny a překážky,
- proměnlivé osvětlení.



Cesta z pohledu robotu

Konfigurace mobilního robotu: kamera, GPS, sonary



# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

## Rozpoznávání cesty:

- obtížná identifikace okrajů,
- stíny a překážky,
- proměnlivé osvětlení.



Cesta z pohledu robotu

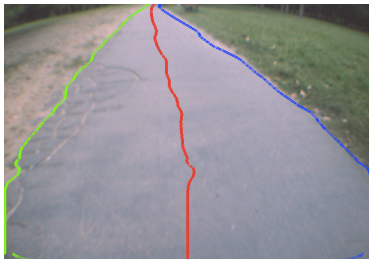
## Konfigurace mobilního robotu: kamera, GPS, sonary



# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

## Rozpoznávání cesty:

- obtížná identifikace okrajů,
- stíny a překážky,
- proměnlivé osvětlení.



Cesta z pohledu robotu

Konfigurace mobilního robotu: kamera, GPS, sonary



# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

## Rozpoznávání cesty:

- obtížná identifikace okrajů,
- stíny a překážky,
- proměnlivé osvětlení.



Cesta z pohledu robotu

Konfigurace mobilního robotu: kamera, GPS, sonary



# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

Rozpoznávání cesty:

- obtížná identifikace okrajů,
- stíny a překážky,
- proměnlivé osvětlení.



Cesta z pohledu robotu

Konfigurace mobilního robotu: kamera, GPS, sonary



# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

## Rozpoznávání cesty:

- obtížná identifikace okrajů,
- stíny a překážky,
- proměnlivé osvětlení.



Cesta z pohledu robotu

Konfigurace mobilního robotu: kamera, GPS, sonary

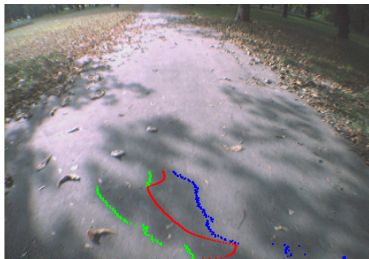




# Reaktivní navigace ve strukturovaných prostředích

Rozpoznávání cesty:

- obtížná identifikace okrajů,
- stíny a překážky,
- proměnlivé osvětlení.



Cesta z pohledu robotu

Konfigurace mobilního robotu: kamera, GPS, sonary

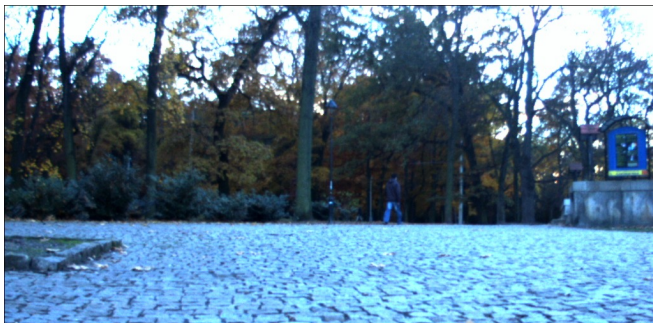


## Nauč a opakuj (Teach and repeat)



Struktura cest nemusí být zjevná na jeden pohled.

# Nauč a opakuj (Teach and repeat)



Struktura cest nemusí být zjevná na jeden pohled.

# Vizuální navigace

Vizuální navigace:

1. Detekce objektů,
2. párování objektů,
3. odhad pozice kamery,
4. výpočet rychlostí.

Davison et al.: MonoSLAM: Real-time single camera SLAM. IEEE PAMI, 2007

# Vizuální navigace

## Vizuální navigace:

1. Detekce objektů,
2. párování objektů,
3. odhad pozice kamery,
4. výpočet rychlostí.

## Problémy:

1. Nedostatek objektů,
2. změny prostředí,
3. vzdálenost objektů,
4. výpočetní náročnost.

Davison et al.: MonoSLAM: Real-time single camera SLAM. IEEE PAMI, 2007

# Vizuální navigace

## Vizuální navigace:

1. Detekce objektů,
2. párování objektů,
3. odhad pozice kamery,
4. výpočet rychlostí.

## Problémy:

1. Nedostatek objektů,
2. změny prostředí,
3. vzdálenost objektů,
4. výpočetní náročnost.

Základním problémem je neurčitost výsledku jednotlivých úloh. Principem řešení výše uvedených problémů jsou pravděpodobnostní modely neurčitosti pozice robotu. Důležitým aspektem je vzájemný vliv jednotlivých komponent pozice  $(x, y, \varphi)$ . Celá řada autorů metod vizuální lokalizace konstatuje, že chyba  $\phi$ , tedy směru, má zásadnější vliv v porovnání s  $x, y$ .

Davison et al.: MonoSLAM: Real-time single camera SLAM. IEEE PAMI, 2007

## Princip prezentované metody

Postačující podmínkou spolehlivé navigace je správnost určení směru a  $x, y$  souřadnice lze odhadovat pouze na základě odometrie. **2d/3d lokalizace není k navigaci nutná.** Korekce směru na základě dat z kamery totiž potlačuje chyby  $x, y$  vzniklé driftem odometrie a zaručuje že chyba pozice nediverguje[1].

### Navrhovaná metoda

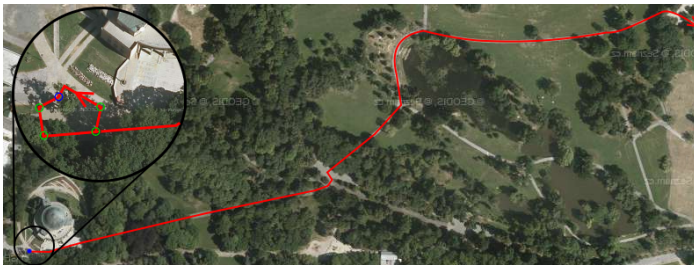
- používá počítačové vidění k pouze k odhadu směru robotu,
- a ponechává odhad  $x, y$  na odometrii.

### Metoda pracuje ve dvou fázích

- učení** - vytváří se mapa během teleoperované jízdy,
- opakování** - robot používá mapu pro autonomní navigaci.

## Nauč a opakuj (Teach and replay)

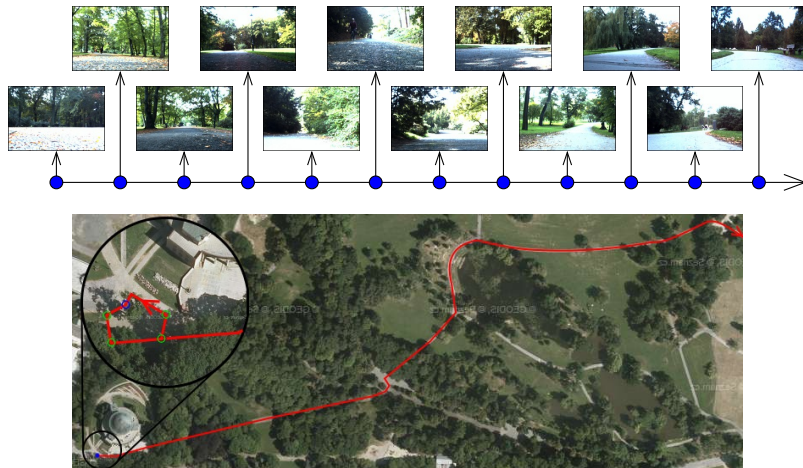
- operátor provede robot danou cestou,
- robot si zaznamená rychlost a otáčení z odvalování kol,
- zaznamená obraz z kamery do mapy,
- robot přehraje údaje o rychlosti,
- a koriguje směr na základě aktuálního a uloženého obrazu.





# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence indexed by position pics/along the learned path



# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence indexed by position along the learned path

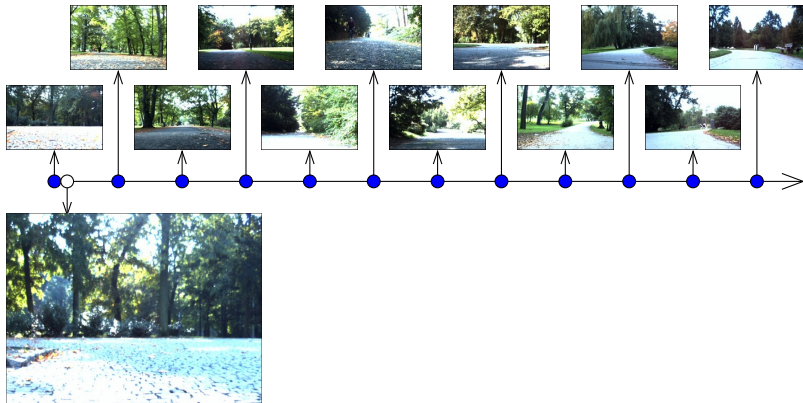


Image perceived by the robot during autonomous repeat

# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence recorded during learning phase

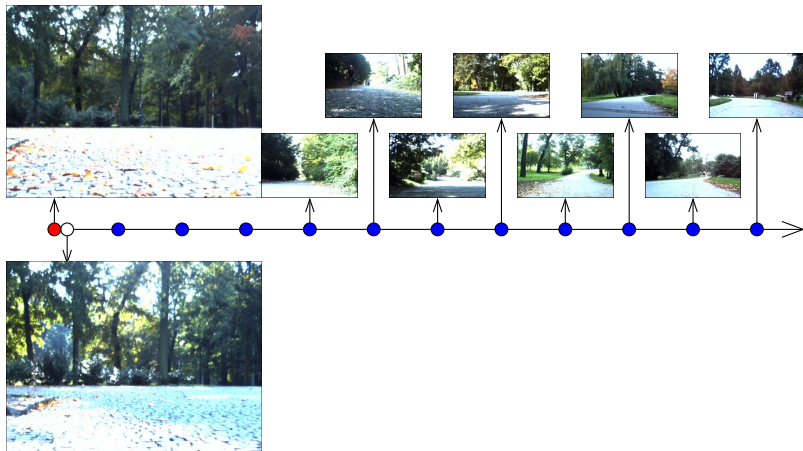


Image perceived by the robot during autonomous repeat

# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence recorded during learning phase

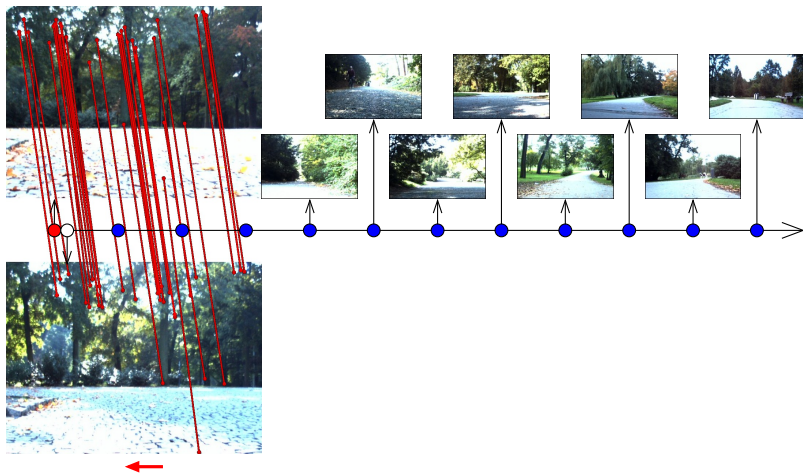


Image perceived by the robot during autonomous repeat

# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence recorded during learning phase

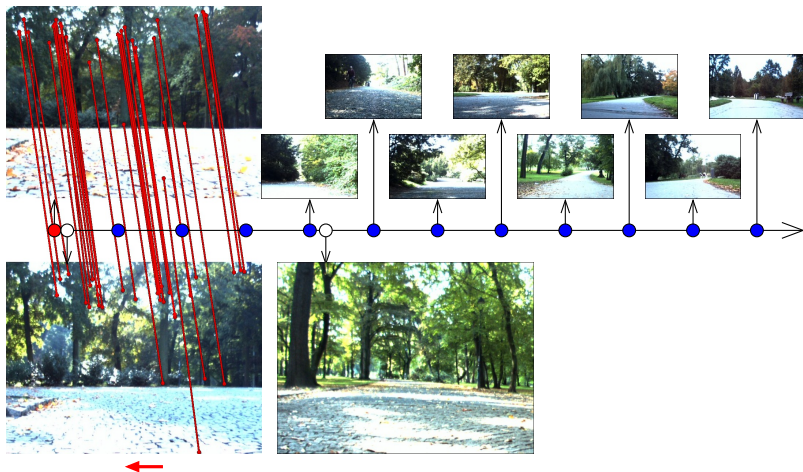


Image perceived by the robot during autonomous repeat

# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence recorded during learning phase

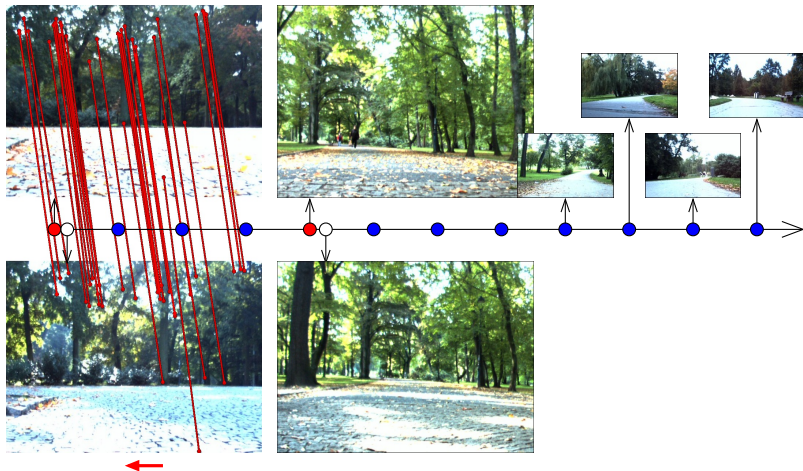


Image perceived by the robot during autonomous repeat

# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence recorded during learning phase

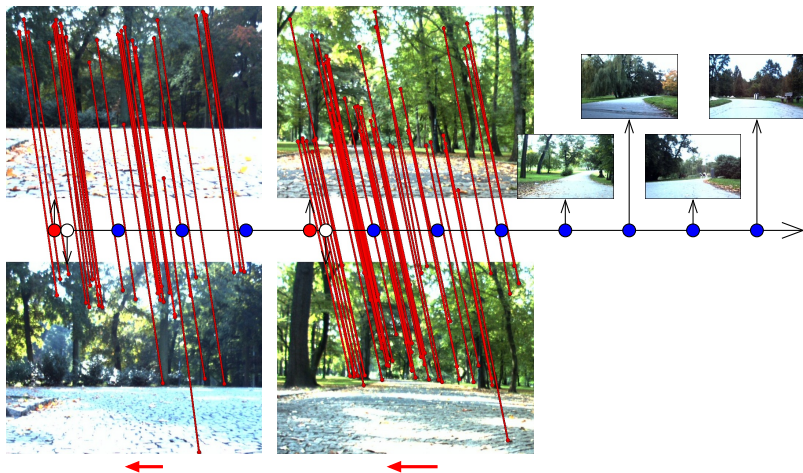


Image perceived by the robot during autonomous repeat

# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence recorded during learning phase

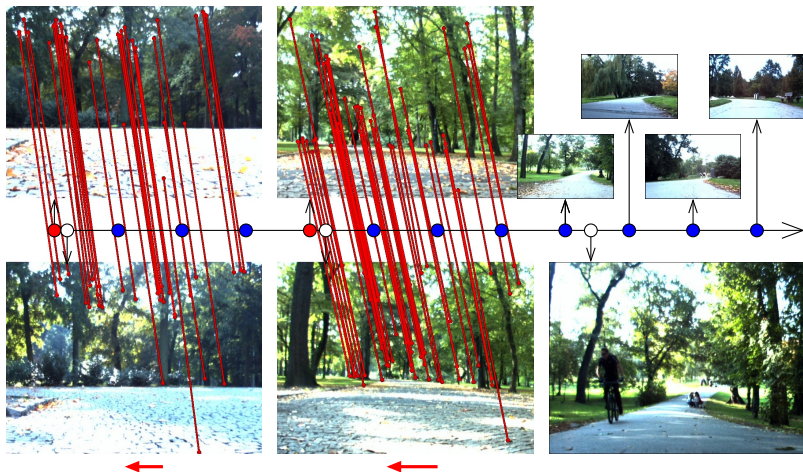


Image perceived by the robot during autonomous repeat



# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence recorded during learning phase

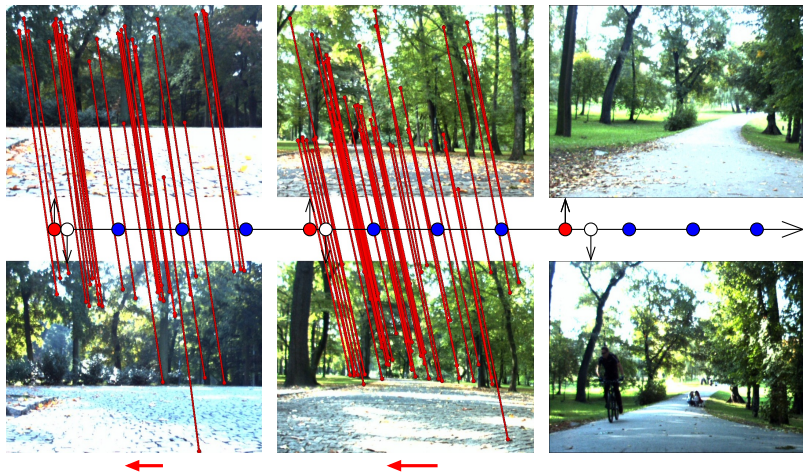


Image perceived by the robot during autonomous repeat

# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Images stored in the local maps

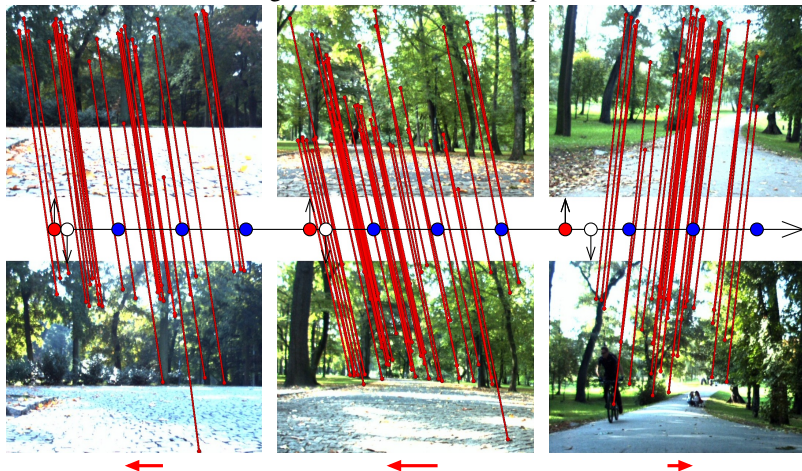


Image perceived by the robot during autonomous repeat

# Nauč a opakuj (Teach and replay)

Image sequence recorded during learning phase

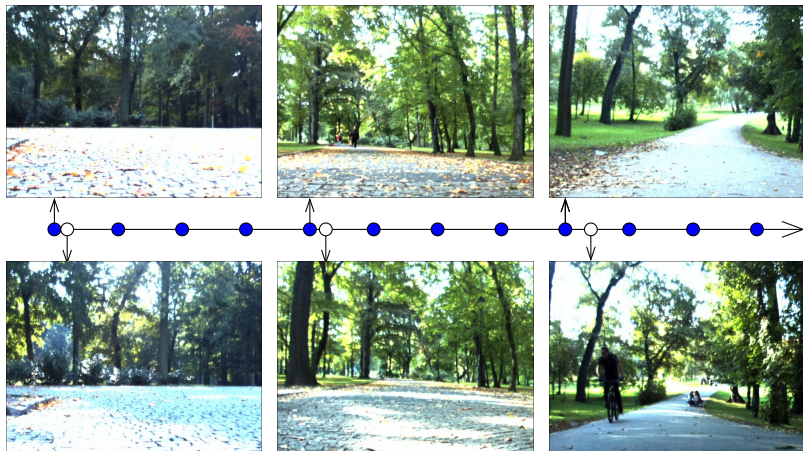
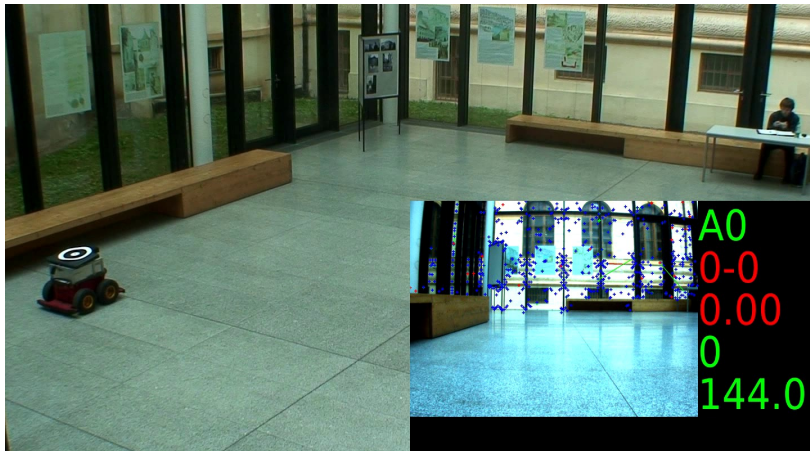
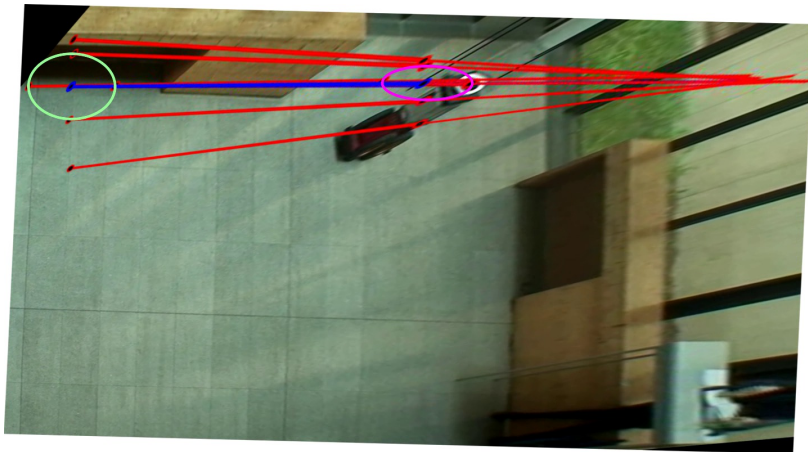


Image perceived by the robot during autonomous repeat

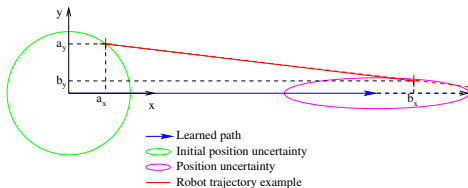
# Nauč a opakuj - diskrétní model



# Nauč a opakuj - diskrétní model



# Nauč a opakuj - diskrétní model



Robot position

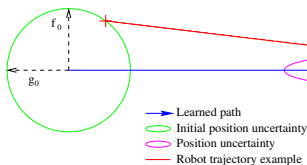
$$b_x = a_x + s(1 + v),$$

$$b_y = ma_y + \xi.$$

$m$  - heading correction

$\xi, v$  - errors (odo+cam)

# Nauč a opakuj - diskrétní model



## Robot position

$$b_x = a_x + s(1 + v),$$

$$b_y = m a_y + \xi.$$

$m$  - heading correction

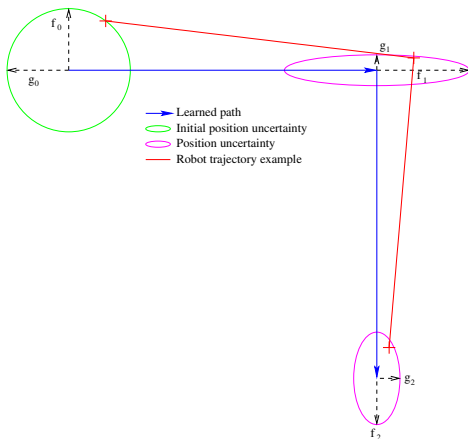
$\xi, v$  - errors (odo+cam)

## Error ellipse axes

$$f_{i+1} = g_i + v,$$

$$g_{i+1} = m f_i + \xi$$

# Nauč a opakuj - diskrétní model



## Robot position

$$b_x = a_x + s(1 + v),$$

$$b_y = ma_y + \xi.$$

$m$  - heading correction

$\xi, v$  - errors (odo+cam)

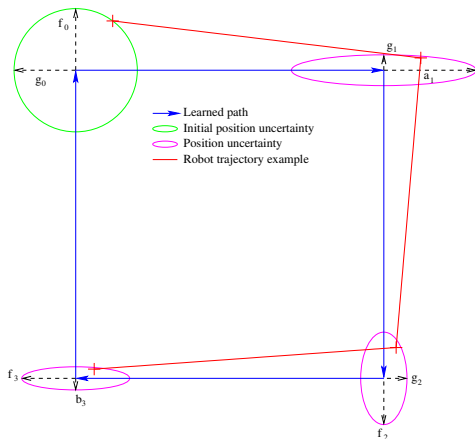
## Error ellipse axes

$$f_{i+1} = g_i + v,$$

$$g_{i+1} = mf_i + \xi$$



# Nauč a opakuj - diskrétní model



## Robot position

$$b_x = a_x + s(1 + v),$$

$$b_y = m a_y + \xi.$$

$m$  - heading correction

$\xi, v$  - errors (odo+cam)

## Error ellipse axes

$$f_{i+1} = g_i + v,$$

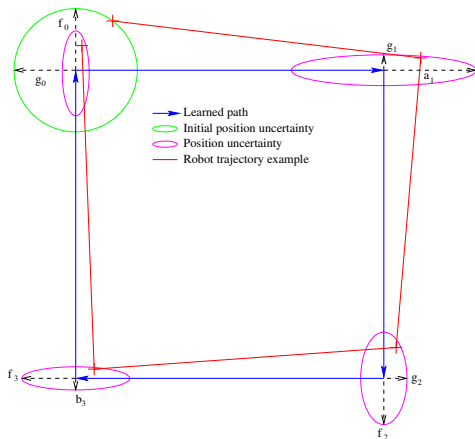
$$g_{i+1} = m f_i + \xi$$

## Convergence

$$f_\infty = (\xi + v)/(1 - m)$$

$$f_\infty \text{ finite if } \|m\| < 1.$$

# Nauč a opakuj - diskrétní model



## Robot position

$$b_x = a_x + s(1 + v),$$

$$b_y = ma_y + \xi.$$

$m$  - heading correction

$\xi, v$  - errors (odo+cam)

## Error ellipse axes

$$f_{i+1} = g_i + v,$$

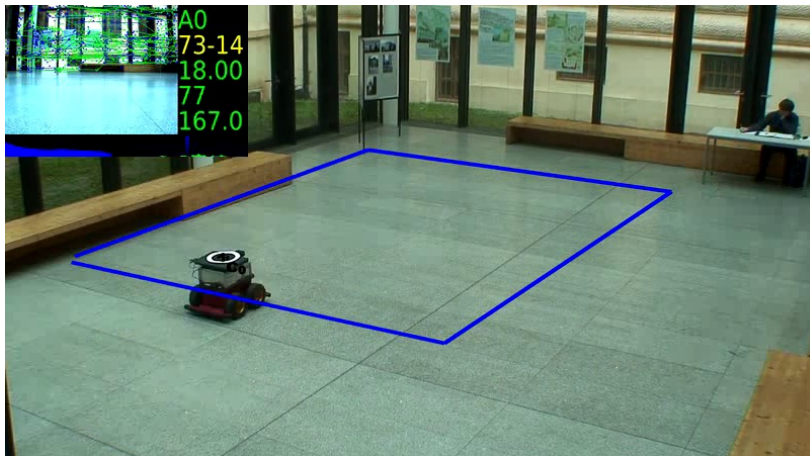
$$g_{i+1} = mf_i + \xi$$

## Convergence

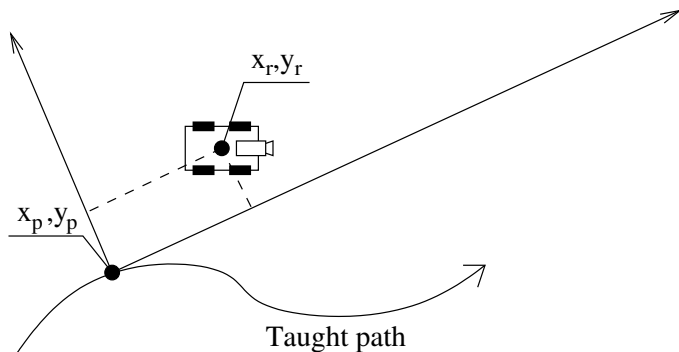
$$f_\infty = (\xi + v)/(1 - m)$$

$$f_\infty \text{ finite if } \|m\| < 1.$$

# Nauč a opakuj - diskrétní model



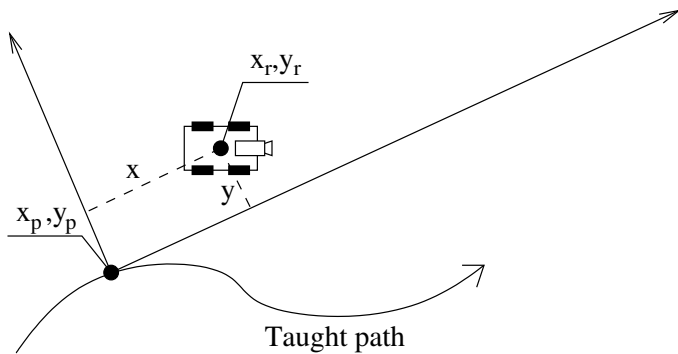
# Nauč a opakuj - spojitý model



$$\dot{x} =$$

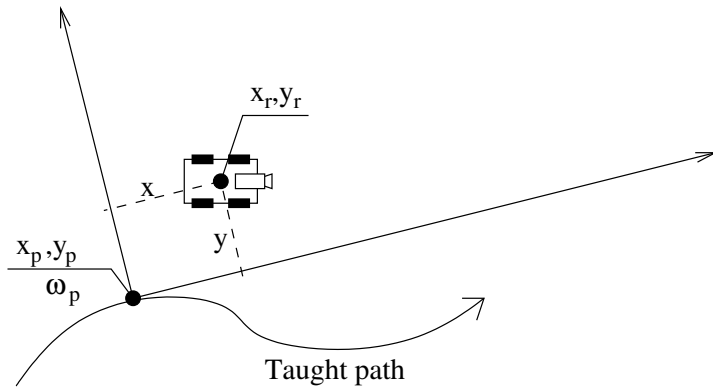
$$\dot{y} =$$

# Nauč a opakuj - spojitý model



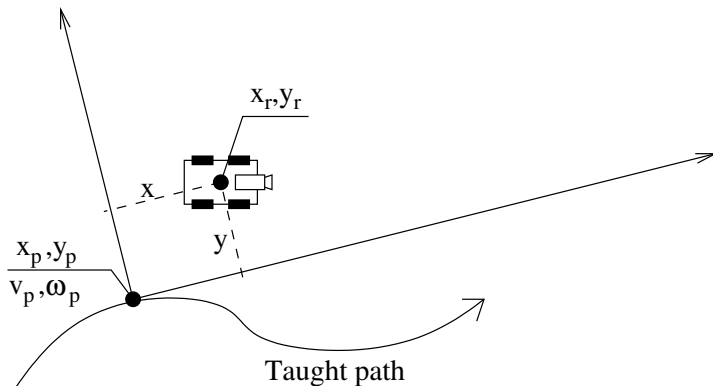
$$\begin{aligned}\dot{x} &= \\ \dot{y} &= \end{aligned}$$

# Nauč a opakuj - spojitý model



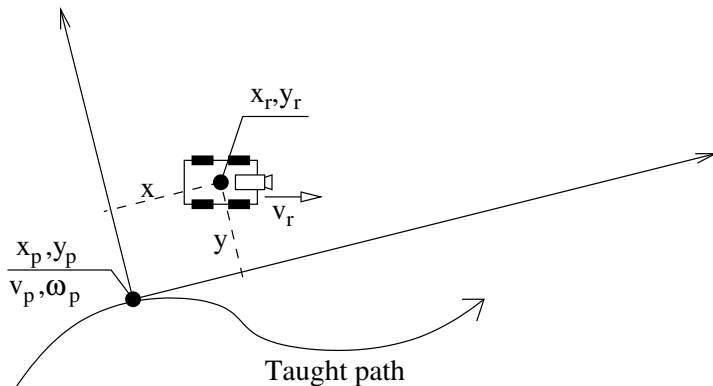
$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y \\ \dot{y} &= -\omega_p x\end{aligned}$$

# Nauč a opakuj - spojitý model



$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p \\ \dot{y} &= -\omega_p x\end{aligned}$$

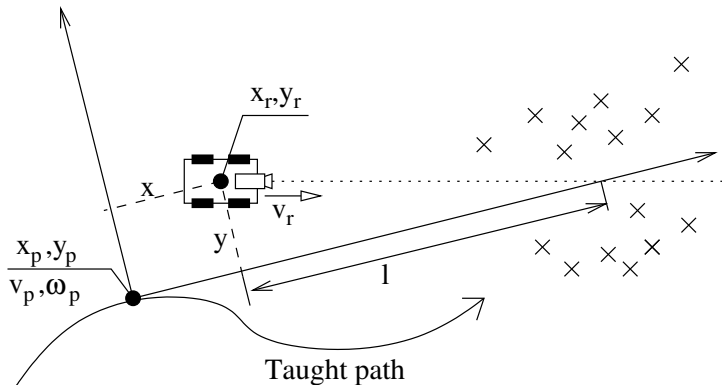
# Nauč a opakuj - spojitý model



$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p + v_r \\ \dot{y} &= -\omega_p x\end{aligned}$$

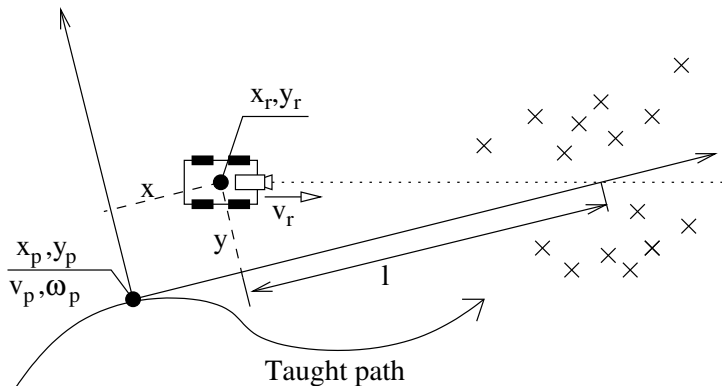


# Nauč a opakuj - spojitý model



$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p + v_r \\ \dot{y} &= -\omega_p x - v_r y l^{-1}\end{aligned}$$

# Nauč a opakuj - spojitý model



$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p + v_r + s_x \\ \dot{y} &= -\omega_p x - v_r y l^{-1} + s_y\end{aligned}$$

# Nauč a opakuj - spojitý model

$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p + v_r + s_x \\ \dot{y} &= -\omega_p x - v_r y l^{-1} + s_y,\end{aligned}$$

## Nauč a opakuj - spojitý model

$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p + v_r + s_x \\ \dot{y} &= -\omega_p x - v_r y l^{-1} + s_y,\end{aligned}$$

Maticově:

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & +\omega_p \\ -\omega_p & -v_r l^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s_x \\ s_y \end{pmatrix},$$

## Nauč a opakuj - spojitý model

$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p + v_r + s_x \\ \dot{y} &= -\omega_p x - v_r y l^{-1} + s_y,\end{aligned}$$

Maticově:

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & +\omega_p \\ -\omega_p & -v_r l^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s_x \\ s_y \end{pmatrix},$$

Vlastní čísla matice:

$$\lambda^2 + \lambda \frac{v_r}{l} + \omega_p^2 = 0,$$

## Nauč a opakuj - spojitý model

$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p + v_r + s_x \\ \dot{y} &= -\omega_p x - v_r y l^{-1} + s_y,\end{aligned}$$

Maticově:

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & +\omega_p \\ -\omega_p & -v_r l^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s_x \\ s_y \end{pmatrix},$$

Vlastní čísla matice:

$$\lambda^2 + \lambda \frac{v_r}{l} + \omega_p^2 = 0,$$

$$v_r > 0, \quad l > 0 \implies \operatorname{Re}(\lambda_{1,2}) < 0 \quad \text{iff} \quad \omega_p \neq 0.$$

## Nauč a opakuj - spojitý model

$$\begin{aligned}\dot{x} &= +\omega_p y - v_p + v_r + s_x \\ \dot{y} &= -\omega_p x - v_r y l^{-1} + s_y,\end{aligned}$$

Maticově:

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & +\omega_p \\ -\omega_p & -v_r l^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s_x \\ s_y \end{pmatrix},$$

Vlastní čísla matice:

$$\lambda^2 + \lambda \frac{v_r}{l} + \omega_p^2 = 0,$$

$$v_r > 0, \quad l > 0 \implies \operatorname{Re}(\lambda_{1,2}) < 0 \quad \text{iff} \quad \omega_p \neq 0.$$

Chyba pozice klesá pokud cesta není pouze rovná.

## Navigace: Nauč a opakuj

Matsumoto et al.: **Visual navigation using view-sequenced route representation.** In ICRA, 1996.



# Navigace: Nauč a opakuj

Matsumoto et al.: **Visual navigation using view-sequenced route representation.** In ICRA, 1996.

## Navigace: Nauč a opakuj

Matsumoto et al.: **Visual navigation using view-sequenced route representation.** In ICRA, 1996.

Chen and Birchfeld **Qualitative vision-based mobile robot navigation.** In ICRA, 1996.

## Navigace: Nauč a opakuj

Matsumoto et al.: **Visual navigation using view-sequenced route representation.** In ICRA, 1996.

Chen and Birchfeld **Qualitative vision-based mobile robot navigation.** In ICRA, 1996.

Krajník et al.: **Simple, yet Stable Bearing Only Navigation.** Journal of Field Robotics, 2010

Barfoot et al.: **Visual teach and repeat for long range over autonomy** Journal of Field Robotics, 2010

## Navigace: Nauč a opakuj

Matsumoto et al.: **Visual navigation using view-sequenced route representation.** In ICRA, 1996.

Chen and Birchfeld **Qualitative vision-based mobile robot navigation.** In ICRA, 1996.

Krajník et al.: **Simple, yet Stable Bearing Only Navigation.** Journal of Field Robotics, 2010

Barfoot et al.: **Visual teach and repeat for long range over autonomy** Journal of Field Robotics, 2010

Paton et al.: **I Can See for Miles and Miles: An Extended Field Test of Visual Teach and Repeat 2.0** In FSR, 2018

Krajník et al.: **Navigation without Localisation: a reliable T-R based on the convergence theorem** In IROS, 2018

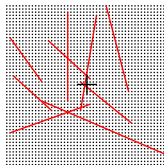
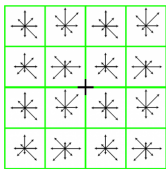
## Učící se extraktor rysů obrazu

vícedimenzionální vektor popisující lokální gradienty jasu

- SIFT - jedna z nejznámějších a nejstarších metod
- SURF - rychlejší varianta SIFTu

binární řetězec porovnávající jas pixelů

- BRIEF - porovnání jasu dvojic pixelů,
- ORB - BRIEF s určením velikosti a orientace,
- BRISK - symetrické pozice pixelů pro porovnání,
- GRIEF - BRIEF s trénovatelnými pozicemi pro porovnání



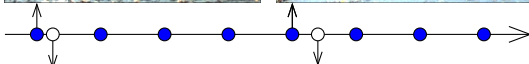
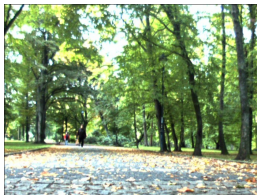


# Učící se extraktor rysů obrazu

Learned images

Typical features  
are robust to :

- viewpoint,
- scale,
- rotation,
- illumination.



Long-term teach-  
T&R requires  
robustness to :

- illumination,
- seasonal factors



Perceived images

# Učící se extraktor rysů obrazu

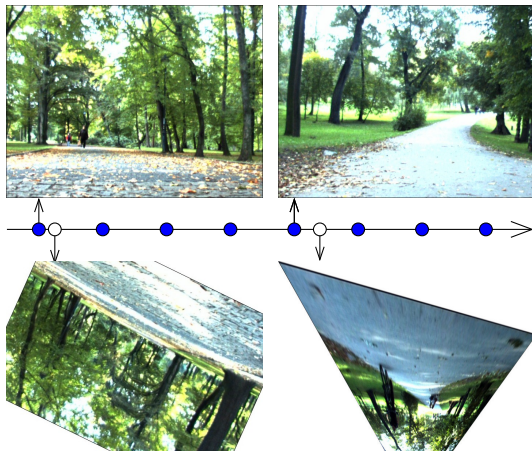
Learned images

Typical features  
are robust to :

- viewpoint,
- scale,
- rotation,
- illumination.

Long-term teach-  
T&R requires  
robustness to :

- illumination,
- seasonal factors



Perceived images



# Učící se extraktor rysů obrazu

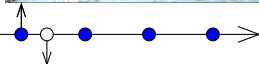
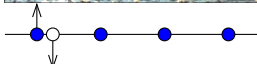
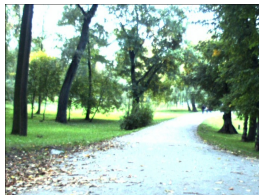
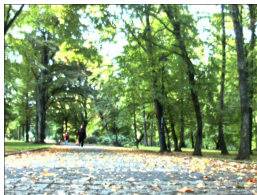
Learned images

Typical features  
are robust to :

- viewpoint,
- scale,
- rotation,
- illumination.

Long-term teach-  
T&R requires  
robustness to :

- illumination,
- seasonal factors



Perceived images

# Učící se extraktor rysů obrazu

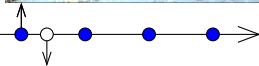
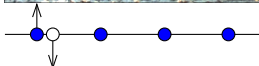
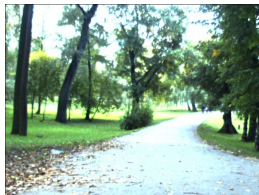
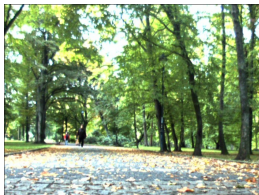
Learned images

Typical features  
are robust to :

- viewpoint,
- scale,
- rotation,
- illumination.

Long-term teach-  
T&R requires  
robustness to :

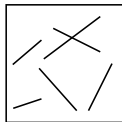
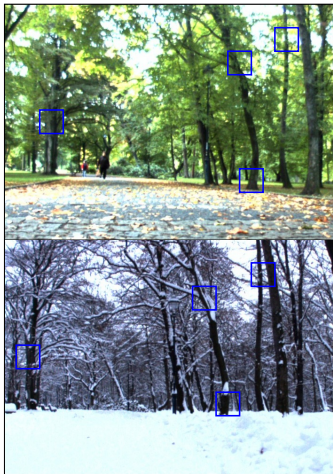
- illumination,
- seasonal factors



Perceived images

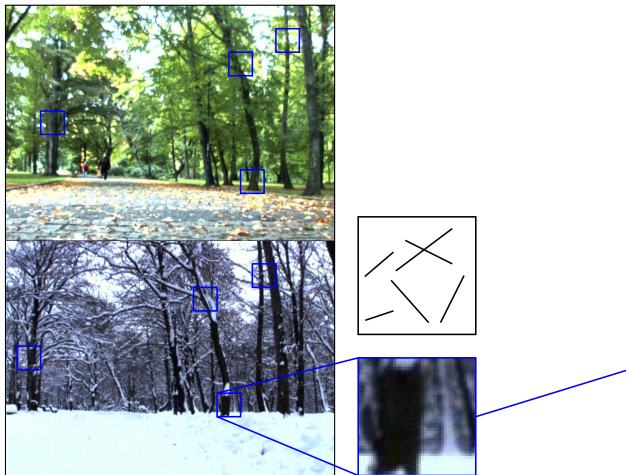
# Učící se extraktor rysů obrazu

BRIEF Binary Robust Independent Elementary Features



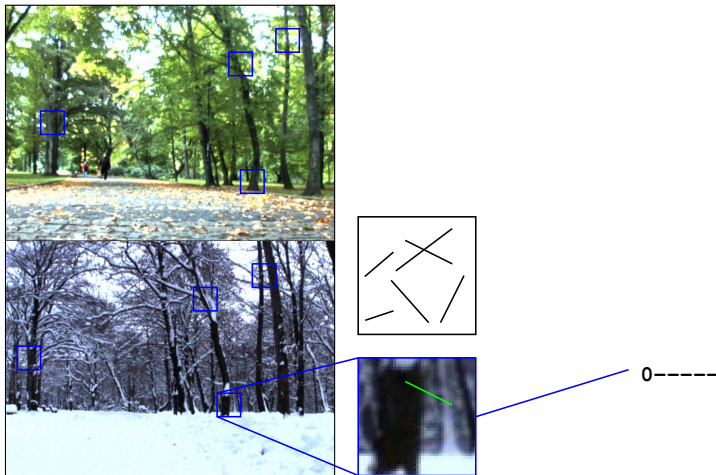
# Učící se extraktor rysů obrazu

BRIEF Binary Robust Independent Elementary Features



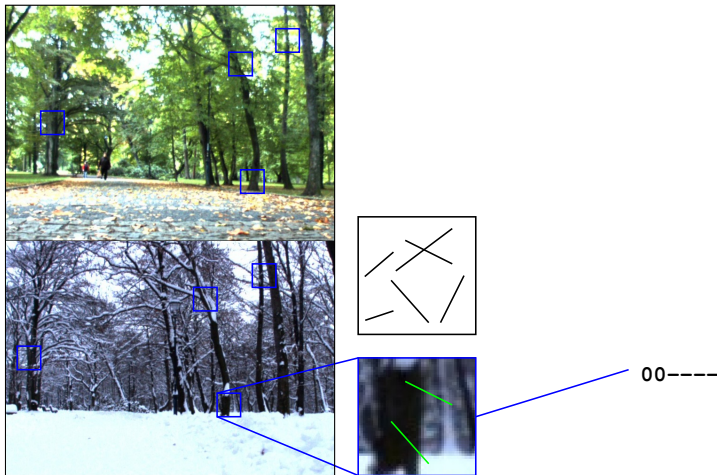
# Učící se extraktor rysů obrazu

## BRIEF Binary Robust Independent Elementary Features



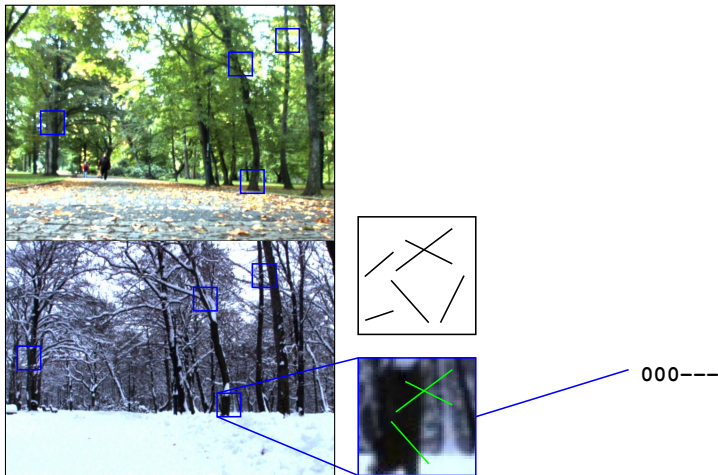
# Učící se extraktor rysů obrazu

## BRIEF Binary Robust Independent Elementary Features



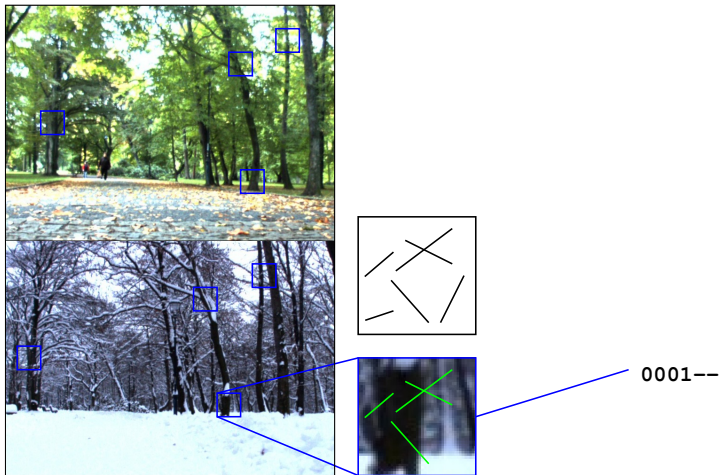
# Učící se extraktor rysů obrazu

BRIEF Binary Robust Independent Elementary Features



# Učící se extraktor rysů obrazu

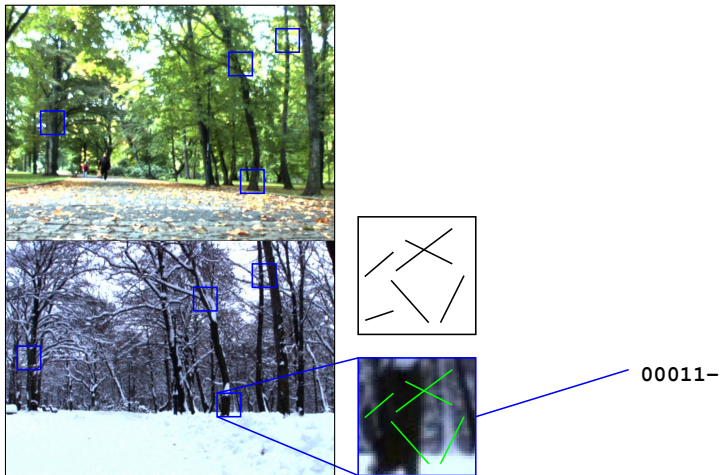
## BRIEF Binary Robust Independent Elementary Features





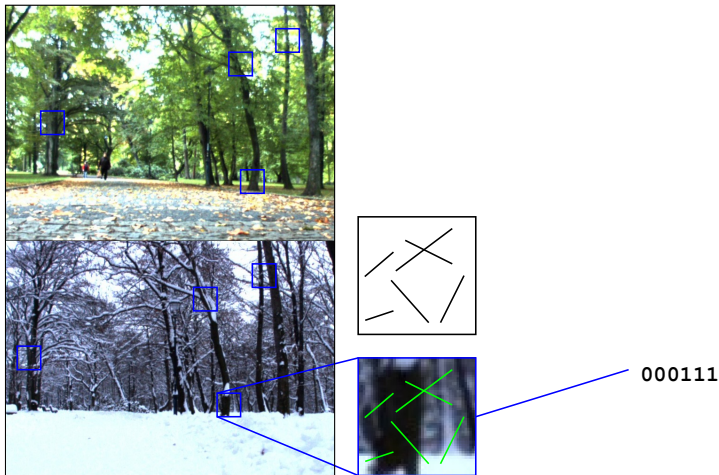
# Učící se extraktor rysů obrazu

BRIEF Binary Robust Independent Elementary Features



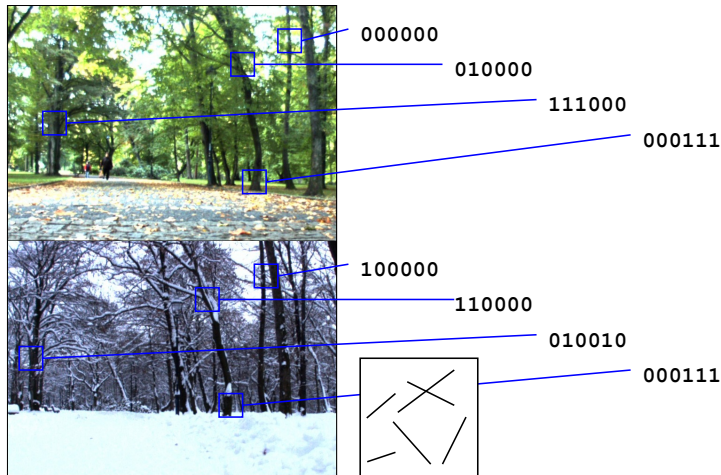
# Učící se extraktor rysů obrazu

BRIEF Binary Robust Independent Elementary Features



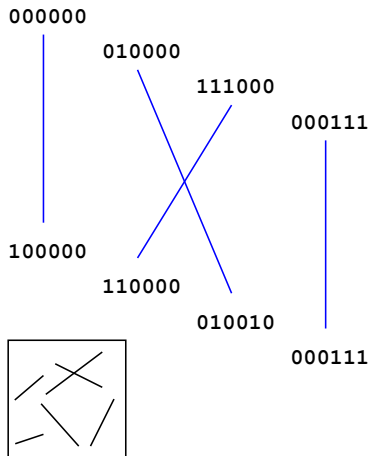
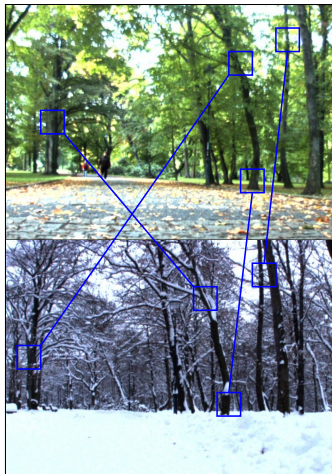
# Učící se extraktor rysů obrazu

Stanovení korespondencí: Hammingova vzdálenost



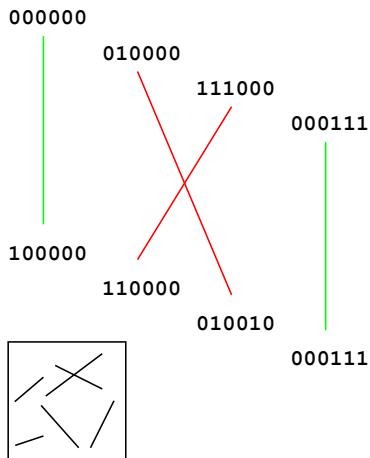
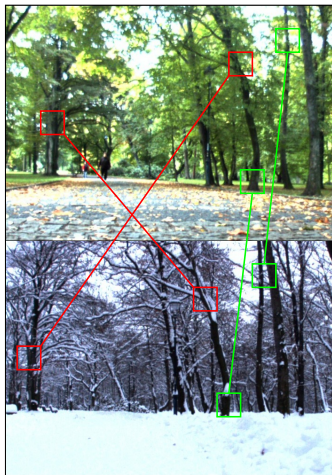
# Učící se extraktor rysů obrazu

Stanovení korespondencí: Hammingova vzdálenost



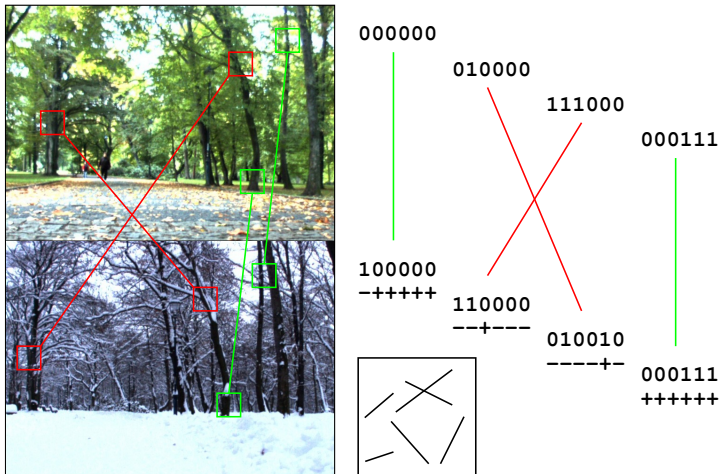
# Učící se extraktor rysů obrazu

Idea: hodnocení jednotlivých porovnání



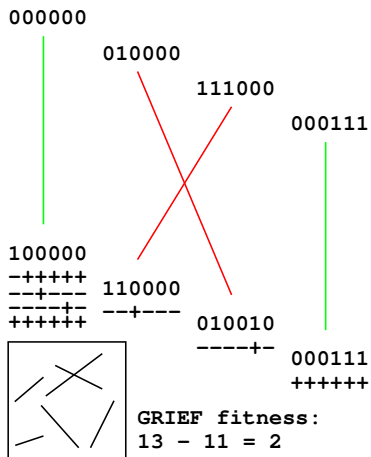
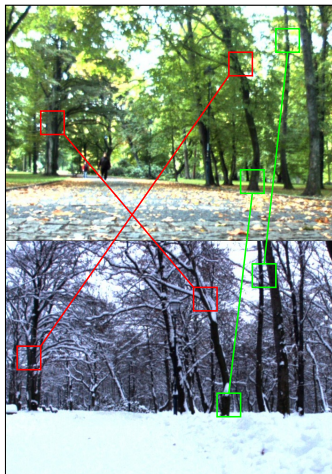
# Učící se extraktor rysů obrazu

Idea: hodnocení jednotlivých porovnání



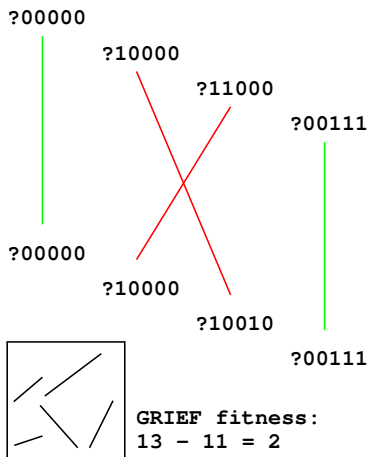
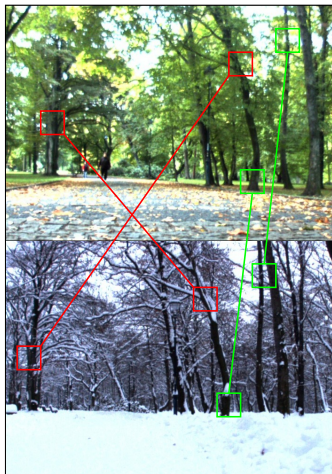
# Učící se extraktor rysů obrazu

Idea: hodnocení jednotlivých porovnání



# Učící se extraktor rysů obrazu

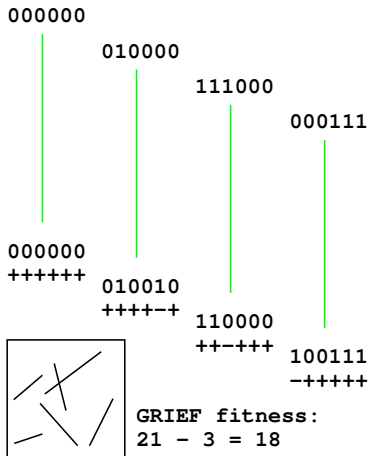
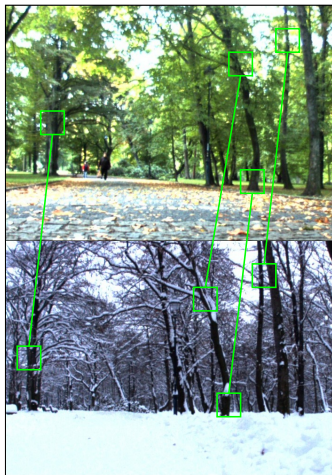
Idea: hodnocení jednotlivých porovnání





# Učící se extraktor rysů obrazu

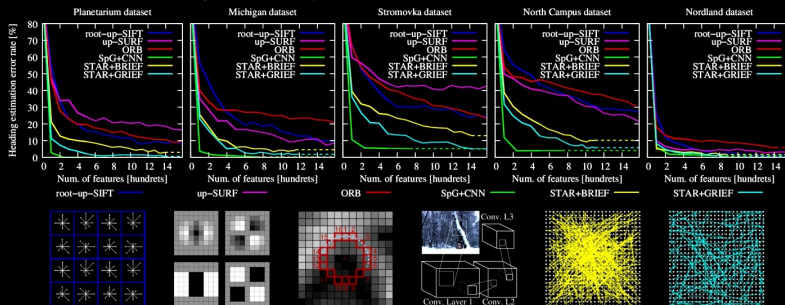
Idea: hodnocení jednotlivých porovnání



# Učící se extraktor rysů obrazu

## Experimental results

The dependence of heading estimation error rate on the number of features extracted.



## Učící se extraktor rysů obrazu

Valgren, Lilienthal: **SIFT, SURF and Seasons: Long-Term Topological Localisation**. In ECMR, 2007

## Učící se extraktor rysů obrazu

Valgren, Lilienthal: **SIFT, SURF and Seasons: Long-Term Topological Localisation**. In ECMR, 2007

## Učící se extraktor rysů obrazu

Valgren, Lilienthal: **SIFT, SURF and Seasons: Long-Term Topological Localisation**. In ECMR, 2007

Neubert et al.: **Appearance change prediction for long-term navigation across seasons** In ECMR, 2013.

## Učící se extraktor rysů obrazu

Valgren, Lilienthal: **SIFT, SURF and Seasons: Long-Term Topological Localisation**. In ECMR, 2007

Neubert et al.: **Appearance change prediction for long-term navigation across seasons** In ECMR, 2013.

Carlevaris et al.: **Learning visual feature descriptors for dynamic lighting conditions** In IROS, 2014.

## Učící se extraktor rysů obrazu

Valgren, Lilienthal: **SIFT, SURF and Seasons: Long-Term Topological Localisation**. In ECMR, 2007

Neubert et al.: **Appearance change prediction for long-term navigation across seasons** In ECMR, 2013.

Carlevaris et al.: **Learning visual feature descriptors for dynamic lighting conditions** In IROS, 2014.

Krajník et al.: **Image Features and Seasons Revisited**. In ECMR, 2015

Suenderhauf, Neubert et al.: **On the Performance of ConvNet Features for Place Recognition** In IROS, 2015.

## Učící se extraktor rysů obrazu

Valgren, Lilienthal: **SIFT, SURF and Seasons: Long-Term Topological Localisation**. In ECMR, 2007

Neubert et al.: **Appearance change prediction for long-term navigation across seasons** In ECMR, 2013.

Carlevaris et al.: **Learning visual feature descriptors for dynamic lighting conditions** In IROS, 2014.

Krajník et al.: **Image Features and Seasons Revisited**. In ECMR, 2015

Suenderhauf, Neubert et al.: **On the Performance of ConvNet Features for Place Recognition** In IROS, 2015.

Krajník et al.: **Image Features for Long-term Teach-and-repeat ....** In RAS, 2017



## Učící se extraktor rysů obrazu

Valgren, Lilienthal: **SIFT, SURF and Seasons: Long-Term Topological Localisation**. In ECMR, 2007

Neubert et al.: **Appearance change prediction for long-term navigation across seasons** In ECMR, 2013.

Carlevaris et al.: **Learning visual feature descriptors for dynamic lighting conditions** In IROS, 2014.

Krajník et al.: **Image Features and Seasons Revisited**. In ECMR, 2015

Suenderhauf, Neubert et al.: **On the Performance of ConvNet Features for Place Recognition** In IROS, 2015.

Krajník et al.: **Image Features for Long-term Teach-and-repeat ....** In RAS, 2017

Han et al.: **Learning Place-And-Time-Dependent Binary Descriptors for Long-Term Visual Localization**. In ICRA, 2018

# Adaptace na postupnou změnu

Biber, Duckett: **Dynamic maps for long-term operation of mobile service robots**. In RSS, 2005

# Adaptace na postupnou změnu

Biber, Duckett: **Dynamic maps for long-term operation of mobile service robots**. In RSS, 2005

## Adaptace na postupnou změnu

Biber, Duckett: **Dynamic maps for long-term operation of mobile service robots**. In RSS, 2005

Dayoub, Duckett: **An adaptive appearance-based map for long-term topological localization of mobile robots**. In IROS, 2008

## Adaptace na postupnou změnu

Biber, Duckett: **Dynamic maps for long-term operation of mobile service robots**. In RSS, 2005

Dayoub, Duckett: **An adaptive appearance-based map for long-term topological localization of mobile robots**. In IROS, 2008

Churchill, Newman: **Experience-based navigation for long-term localisation**. IJRR, 2013

## Adaptace na postupnou změnu

Biber, Duckett: **Dynamic maps for long-term operation of mobile service robots**. In RSS, 2005

Dayoub, Duckett: **An adaptive appearance-based map for long-term topological localization of mobile robots**. In IROS, 2008

Churchill, Newman: **Experience-based navigation for long-term localisation**. IJRR, 2013

Lowry et al: **Transforming morning to afternoon using linear regression techniques**. In ICRA, 2014

## Adaptace na postupnou změnu

Biber, Duckett: **Dynamic maps for long-term operation of mobile service robots**. In RSS, 2005

Dayoub, Duckett: **An adaptive appearance-based map for long-term topological localization of mobile robots**. In IROS, 2008

Churchill, Newman: **Experience-based navigation for long-term localisation**. IJRR, 2013

Lowry et al.: **Transforming morning to afternoon using linear regression techniques**. In ICRA, 2014

## Adaptace na postupnou změnu

Biber, Duckett: **Dynamic maps for long-term operation of mobile service robots**. In RSS, 2005

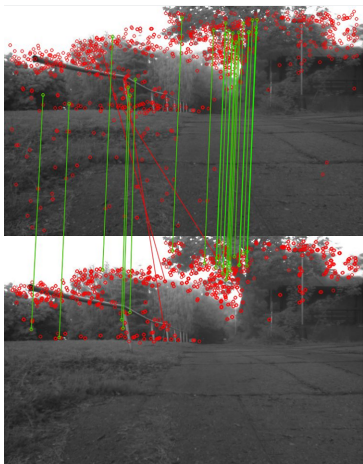
Dayoub, Duckett: **An adaptive appearance-based map for long-term topological localization of mobile robots**. In IROS, 2008

Churchill, Newman: **Experience-based navigation for long-term localisation**. IJRR, 2013

Lowry et al: **Transforming morning to afternoon using linear regression techniques**. In ICRA, 2014



# Adaptace na postupnou změnu



Dva zdroje neurčitosti:

- a) lokalizace, senzory
- b) změny prostředí

Řešení:

- první mapa - robustní vůči a)
- poslední mapa - robustní vůči b)
- více map - robustní vůči a,b)
- pomalá adaptace - robustní vůči a,b)

# Experiment Hostibejk

hostibejk.

# Otázky

Díky za pozornost

Prezentace a system available: **mobilerobotics.eu**

## Download:

|                            |                                                                                               |
|----------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------|
| BearNav system:            | <a href="http://github.com/gestom/stroll_bearnav">http://github.com/gestom/stroll_bearnav</a> |
| Fiducial localisation:     | <a href="http://github.com/gestom/whycon-orig">http://github.com/gestom/whycon-orig</a>       |
| GRIEF Image features:      | <a href="http://github.com/gestom/grief">http://github.com/gestom/grief</a>                   |
| Frequency Map Enhancement: | <a href="http://fremen.uk">http://fremen.uk</a>                                               |