

SCE5880
Algoritmos de Estimação para
Robótica Móvel

SLAM
Localização e Mapeamento
Simultâneos

1

Localização e Mapemanto Simultâneos

O SLAM é um dos mais importantes problemas na área da robótica móvel.

Dados:

- Deslocamento do robô
- Informações obtidas pelos sensores

Estimar:

- O mapa do ambiente
- A posição/trajeto do robô

SCE-5868 Denis F. Wolf

2

SLAM Summer School

SCE-5868 Denis F. Wolf

3

Aplicações

4

SLAM - problemas

Incerteza na localização é propogada no mapa

SCE-5868 Denis F. Wolf

5

SLAM - problemas

Erros na associação de referências no mapa são catastróficos.

SCE-5868 Denis F. Wolf

6

Online SLAM

$p(x_t, m | z_{1:t}, u_{1:t})$

SCE-5868 Denis F. Wolf 7

Full SLAM

$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t})$

SCE-5868 Denis F. Wolf 8

Scan Matching

$$\hat{x}_t = \operatorname{argmax} \{ p(z_t | x_t, \hat{m}^{[t-1]}) \cdot p(x_t | u_{t-1}, \hat{x}_{t-1}) \}$$

- Estima a posição com a maior probabilidade, dada a posição anterior e o mapa.
- A posição é estimada maximizando a sobreposição das informações dos sensores com o mapa obtido até o momento.
- Utiliza a posição estimada para continuar a construção do mapa.

SCE-5868 Denis F. Wolf 9

Mapeamento baseado apenas na odometria

SCE-5868 Denis F. Wolf 10

Scan Matching

SCE-5868 Denis F. Wolf 11

Scan Matching

Problemas com o Scan Matching:

- Pequenos erros vão se acumulando na trajetória do robô, e nunca são reparados.
- Pode apresentar inconsistências quando o robô completa um loop.

SCE-5868 Denis F. Wolf 12

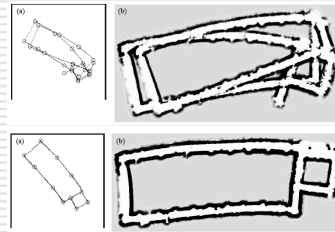
Expectation Maximization (EM)

- Utiliza **landmarks** como referência
- Utiliza o algoritmo EM para estimar a trajetória completa do robô.
- E = estima a trajetória do robô baseado no mapa atual.
- M = estima o mapa baseado na trajetória estimada.
- O algoritmo consiste em alternar as etapas E e M.

SCE-5868 Denis F. Wolf

13

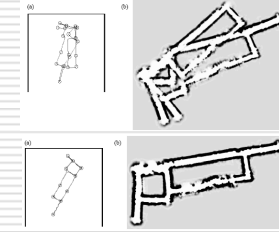
EM SLAM



SCE-5868 Denis F. Wolf

14

EM SLAM



SCE-5868 Denis F. Wolf

15

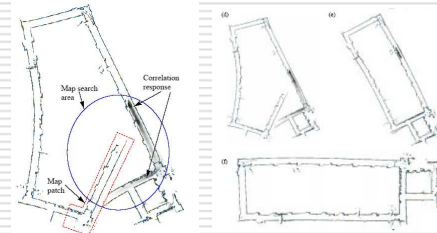
Incremental Mapping

- O mapa é construído de maneira incremental, utilizando scan matching, até que um loop seja detectado.
- Quando um loop é detectado, tenta-se localizar o robô dentro da área já mapeada.
- Depois que o robô é localizado, é calculada o erro odométrico.
- Com base no erro, todas a trajetória do robô é corrigida proporcionalmente.
- O mapa é reconstruído.

SCE-5868 Denis F. Wolf

16

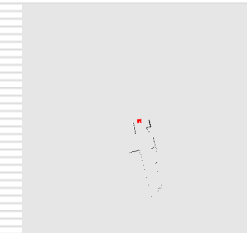
Incremental Mapping



SCE-5868 Denis F. Wolf

17

Incremental Mapping – Monte Carlo



SCE-5868 Denis F. Wolf

18

Incremental Mapping – Grid

SCE-5868 Denis F. Wolf 19

Incremental Mapping

Problemas com o Incremental Mapping:

- A localização fica mais difícil a medida que as trajetórias ficam mais longas.
- A correção proporcional pode não funcionar em ambientes/trajetórias complexas.

SCE-5868 Denis F. Wolf 20

EKF SLAM

- Consiste em estimar a posição do robô e dos landmarks com o filtro de Kalman.
- As posição do robô e dos landmarks são correlacionadas através da matriz de covariância.

SCE-5868 Denis F. Wolf 21

EKF SLAM

SCE-5868 Denis F. Wolf 22

EKF SLAM

$$Bel(x_t, m) = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \\ l_1 \\ l_2 \\ \vdots \\ l_N \end{pmatrix}$$

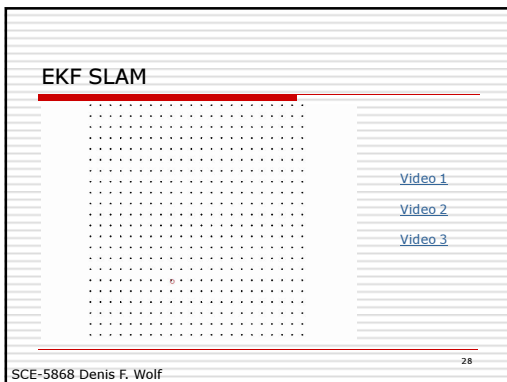
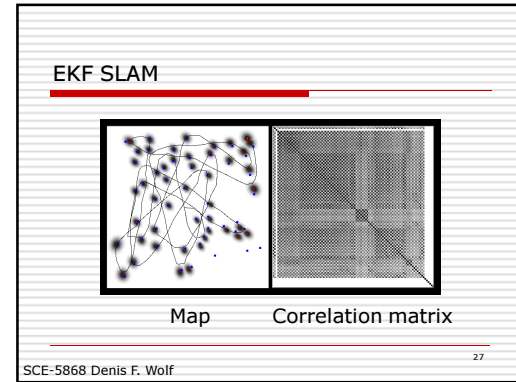
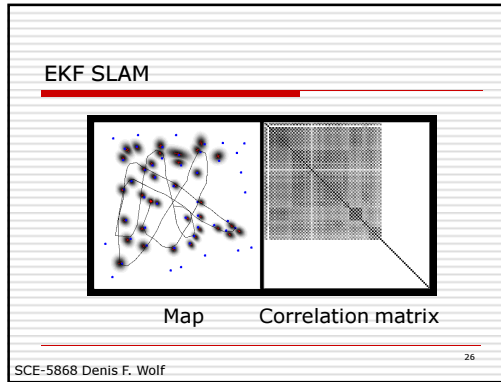
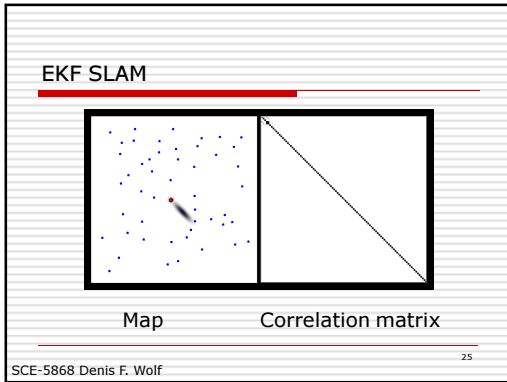
σ_x^2	σ_{xy}	$\sigma_{x\theta}$	σ_{x_1}	σ_{x_2}	\dots	σ_{x_N}
σ_{xy}	σ_y^2	$\sigma_{y\theta}$	σ_{y_1}	σ_{y_2}	\dots	σ_{y_N}
$\sigma_{x\theta}$	$\sigma_{y\theta}$	σ_θ^2	σ_{θ_1}	σ_{θ_2}	\dots	σ_{θ_N}
σ_{x_1}	σ_{x_2}	σ_{x_N}	$\sigma_{l_1}^2$	$\sigma_{l_2}^2$	\dots	$\sigma_{l_N}^2$
σ_{y_1}	σ_{y_2}	σ_{y_N}	σ_{l_1}	σ_{l_2}	\dots	σ_{l_N}
σ_{θ_1}	σ_{θ_2}	σ_{θ_N}	σ_{l_1}	σ_{l_2}	\dots	σ_{l_N}
σ_{l_1}	σ_{l_2}	σ_{l_N}	$\sigma_{l_1}^2$	$\sigma_{l_2}^2$	\dots	$\sigma_{l_N}^2$

- Um mapa com N landmarks estimará 2N+3 variáveis e terá uma matriz de covariância de 2N+3 x 2N+3 elementos.

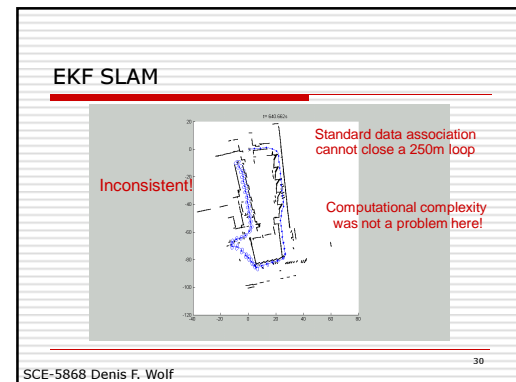
SCE-5868 Denis F. Wolf 23

EKF SLAM

1. Algorithm **Kalman_filter**(μ_{t-1r} , Σ_{t-1r} , u_{tr} , z_t):
2. Prediction:
3. $\bar{\mu}_t = A_t \mu_{t-1} + B_t u_{tr}$
4. $\bar{\Sigma}_t = A_t \Sigma_{t-1} A_t^T + R_t$
5. Correction:
- 6.
7. $K_t = \bar{\Sigma}_t C_t^T (C_t \bar{\Sigma}_t C_t^T + Q_t)^{-1}$
8. $\mu_t = \bar{\mu}_t + K_t (z_t - C_t \bar{\mu}_t)$
9. $\Sigma_t = (I - K_t C_t) \bar{\Sigma}_t$
10. Return μ_t , Σ_t



- EKF SLAM
- Problemas com o EKF SLAM:**
- Complexidade $O(n^2)$ em relação ao número de landmarks
 - Operações com matrizes grandes têm grande custo computacional.
 - Pode divergir em situações de grande não-linearidade
- SCE-5868 Denis F. Wolf 29



EKF SLAM

Conclusão:

- O EKF SLAM têm se mostrado extremamente robusto em situações reais.
- Existem diversas otimizações possíveis para se reduzir o custo computacional