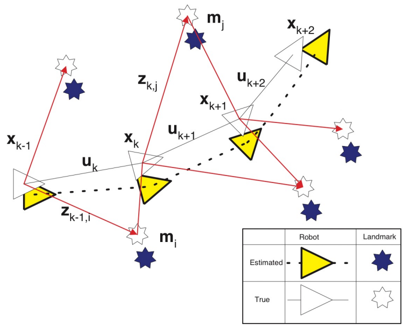
Summary



=> 오류특성이 있어
오류를 최소화 하여야함

Land mark = 로봇이 공간상에서 뚜렷하게 구별가능한 위치 (지나가는 곳들도 LandMark)

(카메라 = 벽의 모서리, 기둥
거리센서 = 지물의 꼭지점

K = 시각!!

x_k (state vector) k 시각에서 로봇의 공간상 위치와 방향을 담는 변수

u_k (control vector) x_k를 결정하는 명령변수로, k-1 시각에 입력되어 k 시각에 효력 가짐

m_i (i는 찾는 순서) = 특정시각 관계없이 로봇이 탐색한 랜드마크 집합 (추정 값)

z_{ik} (measurement) = 특정시각 k에서 로봇이 찾아낸 랜드마크의 집합 (z_k 라고하기도)
라고도 함
↳ ith landmark at time k. (관측 값)

$X_{0:k} = \{x_0, x_1, \dots, x_k\} = \{X_{0:k-1}, x_k\}$ => history of vehicle location

$U_{0:k} = \{u_0, u_1, \dots, u_k\} = \{U_{0:k-1}, u_k\}$ => history of control inputs.

$m = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ => set of landmark

$Z_{0:k} = \{z_1, z_2, \dots, z_k\} = \{Z_{0:k-1}, z_k\}$ => the set of all landmark observation

=> SLAM => $P(x\_k, m)$ 내 위치, 추정한 LandMark 상태

Probabilistic SLAM

x_k, M을 $P(x_k, m \mid Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0)$ 로 구한다

↳ 시작시간부터 k시간까지 모든 측정, 명령, 상태변수 들의 집합을 이용

- **observation model** (관측 모델)

$P(z_k \mid x_k, M)$ ⇒ 현재 위치, 여러 LandMark 들로 새로운 LandMark 관측

- **motion model** (모션 모델)

$P(x_k \mid x_{k-1}, u_k)$ → 이전 위치 벡터, 명령 벡터로 지금 위치 벡터 추론

↳ 직전 데이터 에만 의존, ∴ Markov Process

→ independent with observation model, 이를 Probabilistic Generative Law라 부른다.

bayes filter (예측 ⇄ 수정)

- prediction (time - update)

$$P(x_k, m \mid Z_{0:k-1}, U_{0:k}, x_0) = \int P(x_k \mid x_{k-1}, u_k) \times P(x_{k-1}, m \mid Z_{0:k-1}, U_{0:k-1}, x_0)\, dx_{k-1}$$

- Correction (measurement - update)

$$P(x_k, m \mid Z_{0:k-1}, U_{0:k}, x_0) = \frac{P(z_k \mid x_k, m)\, P(x_k, m \mid Z_{0:k-1}, U_{0:k}, x_0)}{P(z_k \mid Z_{0:k-1}, U_{0:k})}$$

* Bayes

$$P(X \mid Y) = \frac{P(Y \mid X)\, P(X)}{P(Y)}$$

Bayesian rule

⇒ $\boxed{P(A|B) = \dfrac{P(B|A)\,P(A)}{P(B)}}$

→ 데이터가 주어지기 전 어느정도 확률값 예측하고 있을 때 새로 수집한 정보를 합쳐 결과 반영 가능

→ 데이터를 계속 추가적으로 얻는 경우도 이전 분석 결과 이용하여 (전체 정보 불필요 x) 업데이트 하면되 유용 이용가능

$P(A)$ (prior, 사전확률) = 사건 B가 발생전 가진 A의 확률

$P(A|B)$ (posterior, 사후확률) = 사건 B가 발생한후 갱신된 사건 A의 확률

↳ 우리가 알고 싶은것

$P(B)$ (normalizing const, evidence) = 정규화 상수, 증거

$P(B|A)$ (likelihood) = 사건 A가 발생한 경우 사건 B 확률

⇒ 사건 B가 발생 하면서 ($P(B)=1$ 임을, 진실임을 알게되면서) A의 확률이 어케 변하는지 표현한 정리, 즉 새로운 정보가 기존 추론에 어케 영향 미치는지 표현

ps) $P(A,B) = P(A|B)\,P(B) = P(B|A)\,P(A)$

↳ A,B가 동시에 발생할 확률 $P(A\cap B)$

$$\boxed{P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)\,P(A_i)}{\sum_i P(B|A_i)\,P(A_i)}}$$

$\boxed{\text{ex)}}$ 병에 걸린자 양성일 확률 99% - $P(S|D)$

$P(S)$ = 양성
$P(D)$ = 병걸림

↳ 추가정보 전체 인구중 0.2%가 걸림 ⇒ $P(D) = 0.002$

병에 안걸린 사람이 양성 나올 확률 5% ⇒ $P(S|D^c) = 0.05$

$$P(D|S) = \frac{P(S|D)\,P(D)}{P(S)} = \frac{P(S|D)\,P(D)}{P(S\cap D) + P(S\cap D^c)} = \frac{P(S|D)\,P(D)}{P(S|D)\,P(D) + P(S|D^c)(1-D)}$$

$= 0.99\times 0.002 \,/\, 0.99\times 0.002 + 0.05(1-0.002) = \boxed{0.038}$

EKF

베이스 필터 → 칼만 필터 → 확장 칼만 필터

multi variable Gaussian distribution 을 사용 x가 k개 요소로 구성

$$f_x(x_1, \ldots, x_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^k |\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}$$

2-2 EKF 에서 칼만 필터는 자세히 정리하겠다.

Q x_k U_k, M_k는 어떤 성분을 가리는지 (U_k는 방향 벡터 랑 회전정보? 가진것같은데 이케표현 되는지).

=> 로봇자기 위치를 (0,0,0) 이라하는지

아니면 지도상 (0,0,0) 기준점을 정하고 위치를 측정하는지

Ans => U_k -> $\cos\theta$, $\sin\theta$ 로 어디방향으로 얼마만큼 갈지 알려줌

=> x_k = 0,0,0 을 x_0 이라하고 거기서 좌표들의 값

=> z_{ik} = x_i인 상태에서 (x_i)를 기준으로 z_k 값들 (랜드마크 값들을 받은것)

※ m에 대한 association 즉, 어디서 어떤 물체에서 나온 관측 값인줄 알고 한다 (엣지, 라인등 피쳐들로 랜드마크 구분이의 하고있다)

=> 즉 논문은 data association 100% 라 가정되어 있다.

↓
이값은 A의자의 값
이값은 B의자의 값

↳ 이게 틀리면 어떻게 할래?

↳ m이 틀리면? $P(z_k|x_k, m)$ -> 바뀌어야 한다.

=> SLAM 정의는 다양해지고 있음. a loam 아닌것처럼 되고, loop closing이 되냐 안되냐로

trajectory => 로봇 궤적 + 속도정보 (즉 시간 까지)
path => 그냥 단순 길