

SLAM



SLAM

(Simultaneous Localization And Mapping)

로봇이나 이동체가 알지 못하는 환경에서 자기 위치를 추정하면서 동시에 주변 환경의 지도를 생성하는 기술.

SLAM의 중요성

자율주행과 로봇 공학의 핵심 기술:

- GPS가 작동하지 않는 실내나 복잡한 환경에서 정확한 위치 파악과 지도 생성이 필수적.

실시간 환경 인식:

- 동적인 환경에서도 실시간으로 대응할 수 있는 능력 제공.

SLAM의 중요성

로컬라이제이션(자기 위치 추정)

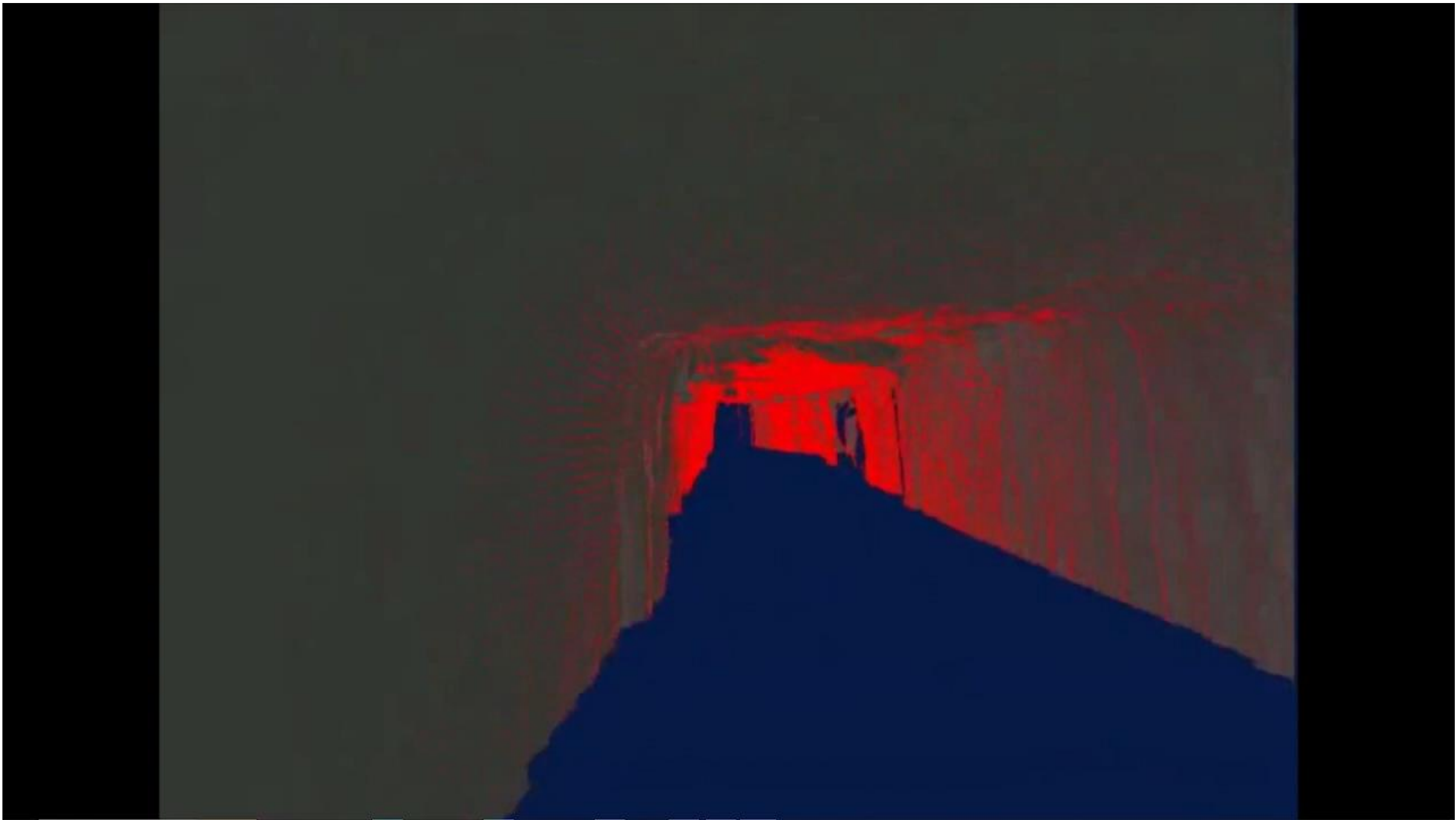
- 로봇이 자신의 위치와 자세를 추정하는 과정.
- 센서 데이터를 활용하여 위치를 지속적으로 업데이트.

매핑(지도 생성)

- 주변 환경의 특징을 추출하고, 이를 기반으로 지도를 생성.
- 특징점이나 지형 정보를 활용.

SLAM

[SLAM = SIMULTANEOUS
LOCALIZATION AND
MAPPING]



SLAM

이동 로봇이 매핑 과정을 수행하고 있다.

이때 이동의 불확실성으로 로봇은 Localization 을 수행해야 한다?

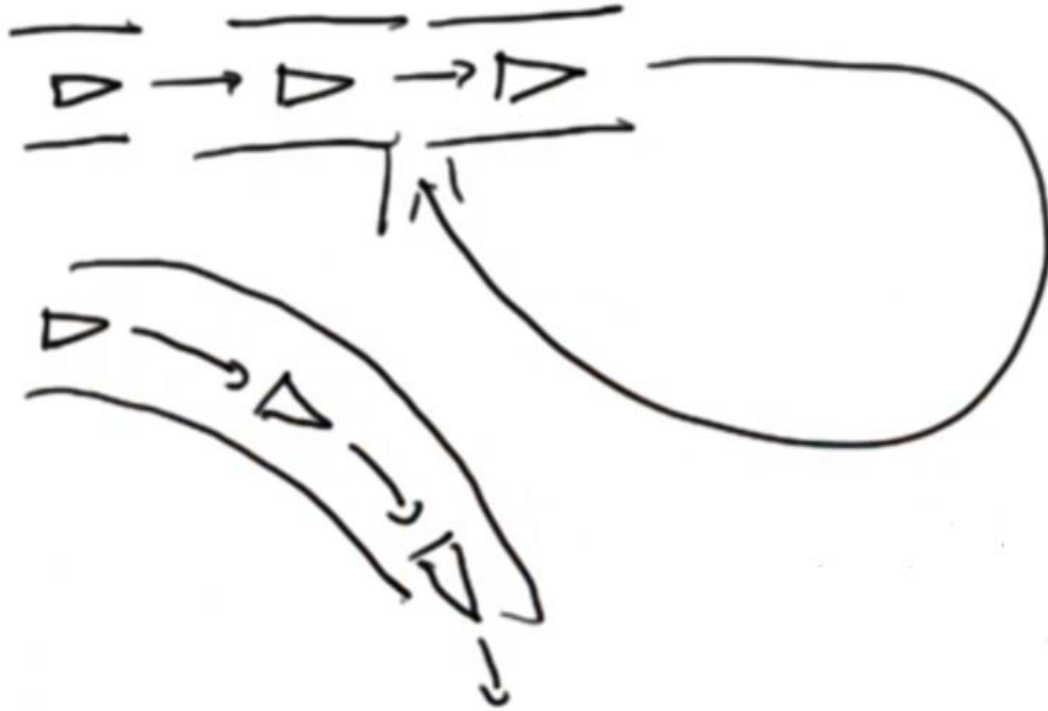
SLAM

모든 매핑 과정에서 로봇은 항상 불확실성을 보일수 있다.

시간 + 불확실성은

➔ 즉 매핑의 품질을 떨어뜨리는 요소...

SLAM



로봇이 복도를 따라 움직인다.
가정할때,
만약 모션의 불확실성으로 드리프트에 문제가 있다면,
로봇은 실제 이렇게 작동 하고 있다. 믿게 된다.
하지만, 잘 못 그려 졌다 하더라도, 다시 돌아온다면, 잘못된 것을 바로 잡을 기회는 있다.

좋은 SLAM 은 이러 불확실성을 해소해 나가는 과정이 필요 한것...

Graph SLAM

- **노드(Nodes):**

로봇의 상태(예: 위치와 자세)와 지도에 포함된 랜드마크 또는 특징점을 나타냅니다.

- **엣지(Edges):**

노드들 사이의 제약 조건이나 측정치를 나타냅니다. 이는 로봇의 움직임에 따른 오도메트리 정보나 센서 측정값 등을 포함합니다.

- **그래프 최적화:**

노드와 엣지로 구성된 그래프에서 전체적인 오차를 최소화하도록 노드의 값을 조정하는 과정입니다.

Graph SLAM

Graph SLAM의 작동 원리

1. 그래프 생성:

1. 로봇이 이동하면서 센서를 통해 수집한 데이터로 노드와 엣지를 생성합니다.
2. 오도메트리 정보로 이동한 후의 로봇 상태를 새로운 노드로 추가하고, 이전 상태와의 관계를 엣지로 연결합니다.
3. 주변 환경의 랜드마크를 관측하면 해당 랜드마크를 노드로 추가하고, 로봇 상태와의 관계를 엣지로 연결합니다.

2. 그래프 최적화:

1. 생성된 그래프에서 측정된 오차들을 최소화하는 방향으로 노드들의 상태를 조정합니다.
2. 일반적으로 비선형 최적화 기법(예: 가우스-뉴턴 방법, Levenberg-Marquardt 알고리즘)을 사용합니다.

3. 결과 추출:

1. 최적화된 그래프에서 로봇의 경로와 환경의 지도를 추출합니다.

Graph SLAM

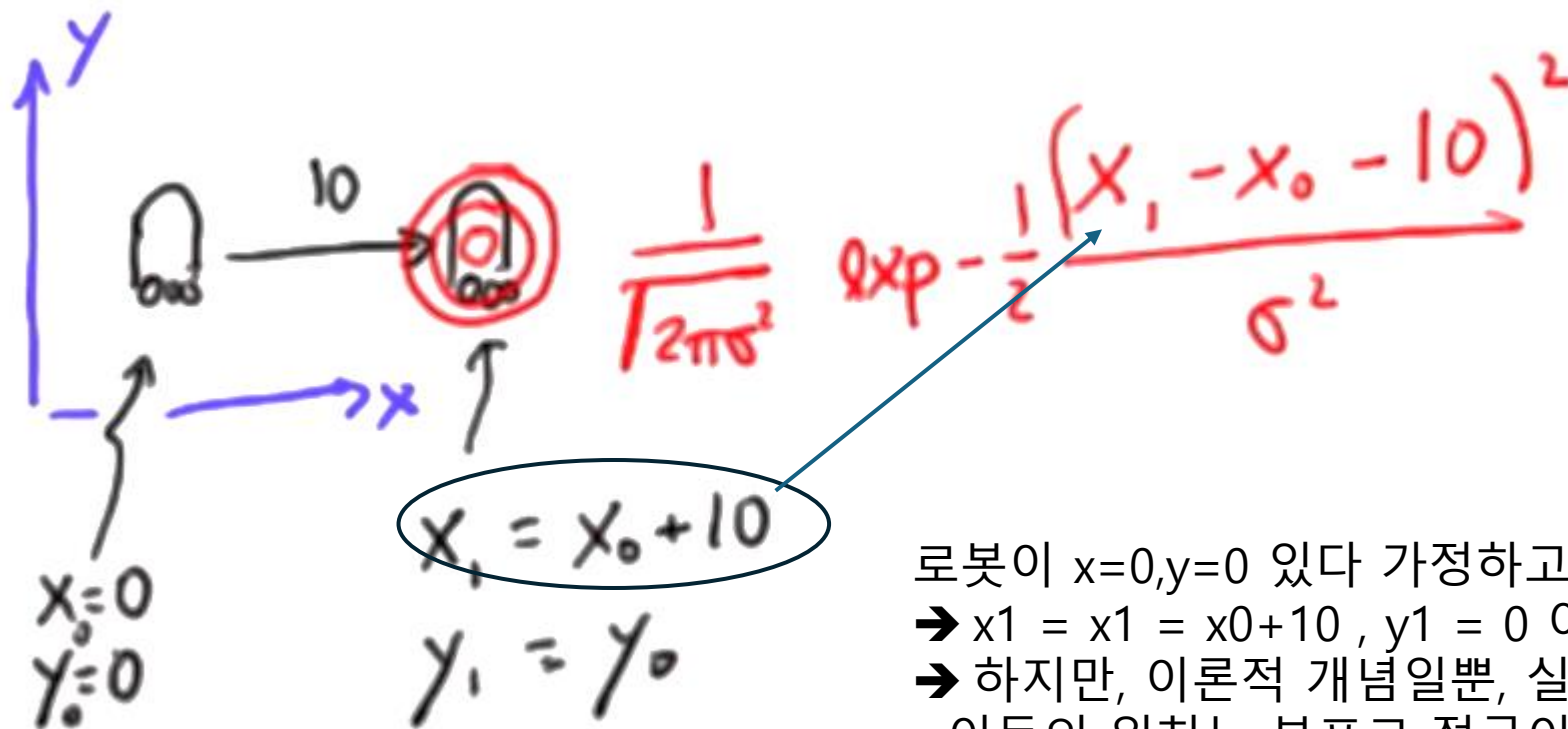
Graph SLAM의 특징

- 효율성:** 그래프 구조를 사용하여 대규모의 SLAM 문제를 효율적으로 처리할 수 있습니다.
- 유연성:** 다양한 센서 데이터와 이동 모델을 통합할 수 있습니다.
- 정확성:** 전체 경로와 지도를 동시에 최적화하므로 오차 누적을 효과적으로 줄일 수 있습니다.

응용 분야

- 모바일 로봇 내비게이션:** 실내외 환경에서의 자율 주행 로봇.
- 자율주행 자동차:** 복잡한 도시 환경에서의 정확한 위치 추정과 지도 생성.
- 드론 및 무인 항공기:** GPS가 불안정한 지역에서의 안정적인 비행.

Graph SLAM

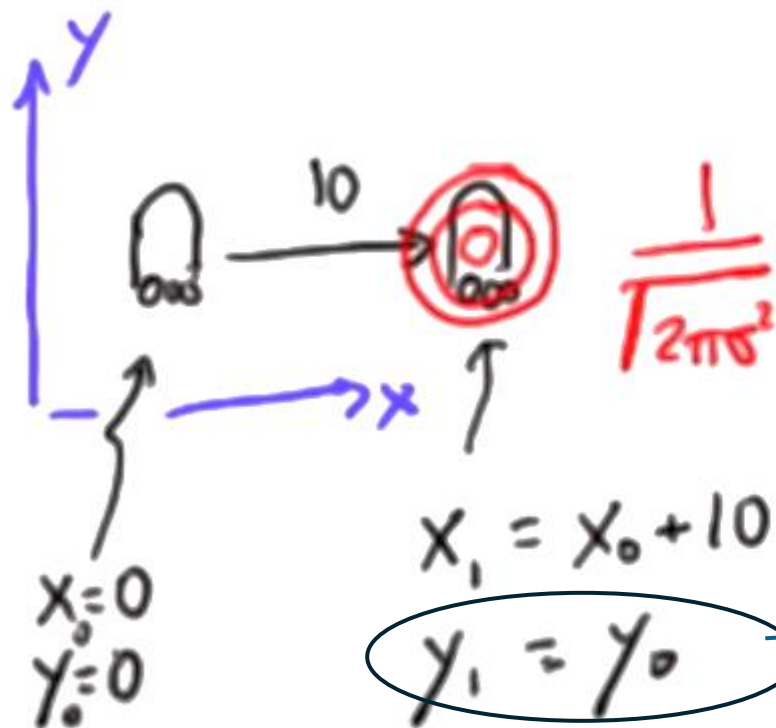


로봇이 $x=0, y=0$ 있다 가정하고, x축 10 이동 가정

→ $x_1 = x_0 + 10, y_1 = 0$ 이다.

→ 하지만, 이론적 개념일뿐, 실제로는 항상 불확실하고 이동의 위치는 분포로 접근이된다(칼만 필터)-가우스 가우스 공식을 적용하면, 동일한 정점에 도달한 확률 분포를 얻을수 있다.

Graph SLAM



로봇이 $x=0, y=0$ 있다 가정하고, x축 10 이동 가정
y는 변화가 없다.

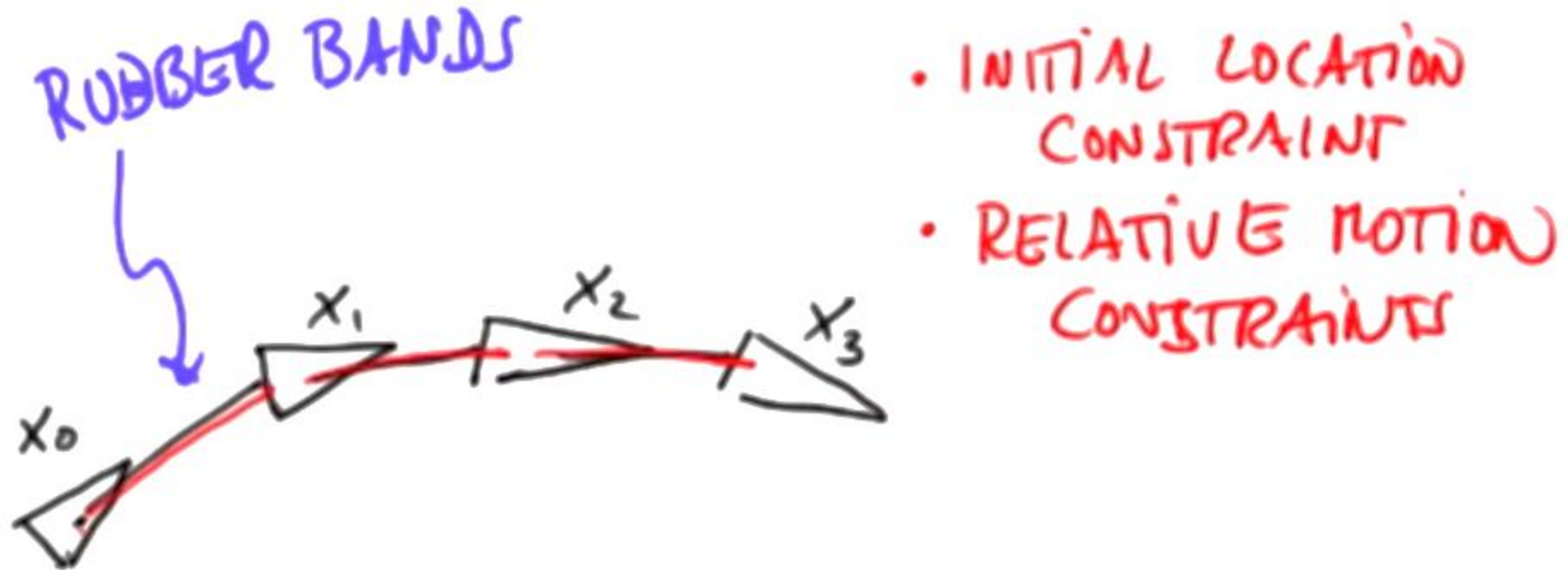
즉 y_1, y_0 는 가능한한 서로 가까움을 유지

GraphSLAM 이 수행하는 작업은 이러한 제약 조건의 시퀀스를 사용, 확률을 정의하는 것

Graph SLAM

Graph SLAM 은
위치 정보의 제약조건 시퀀스를 사용해서 확률을 정의

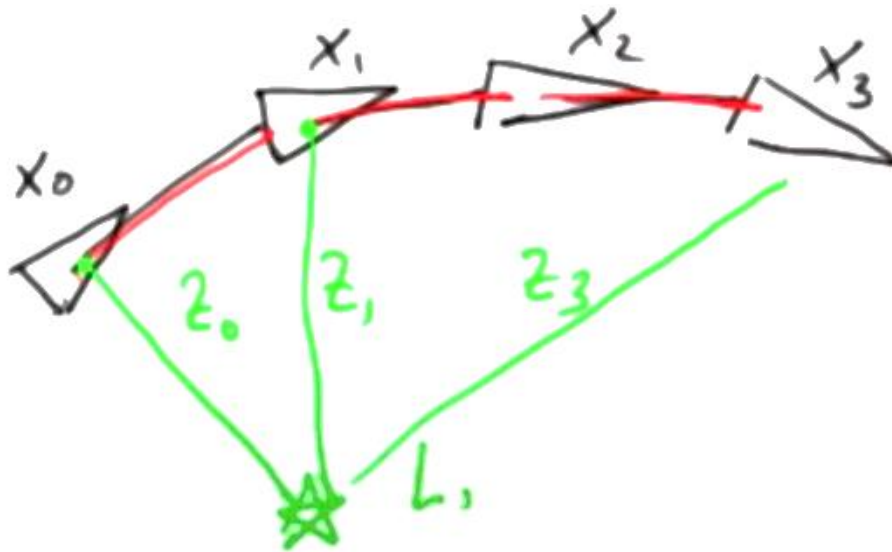
Graph SLAM



Mapping Process

- 벡터 $x_0 \sim x_3$ 이 있을때, Graph SLAM 은 초기 위치 부터 수집
- 각 로봇 포즈를 이전 로봇 포즈와 연관 시키는 많은 상대적 제약이 필요 (상대운동제약)

Graph SLAM

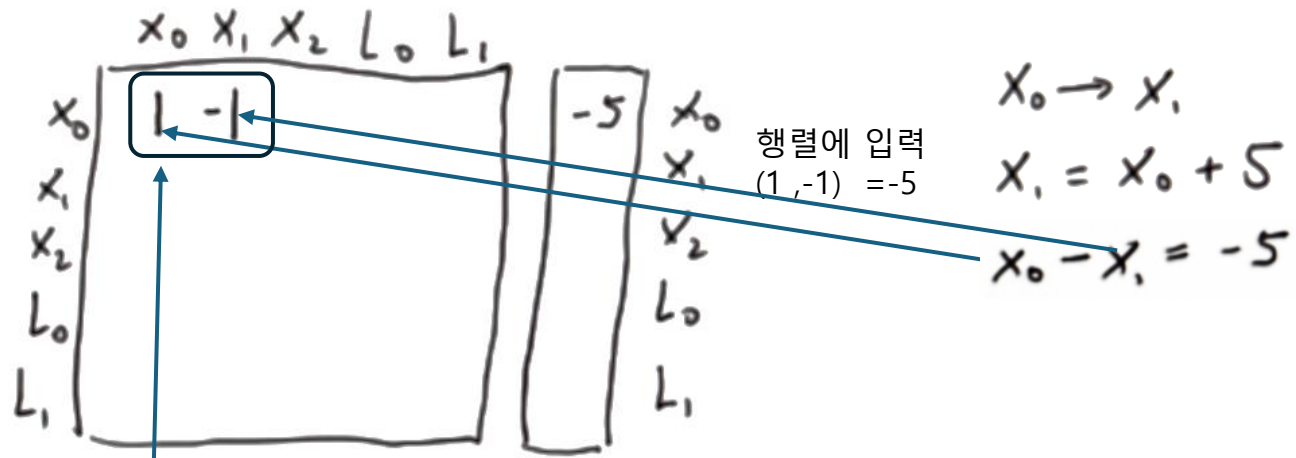


RELATIVE
MEASUREMENT
CONSTRAINTS

Mapping Process

상대적인 측정값 (z_0, z_1) 을 , 로봇에서 L 지역을 볼 때 마다 발생한다 가정
GraphSLAM 은 이러한 제약조건을 수집하기가 쉽다.

Implementing Constraints

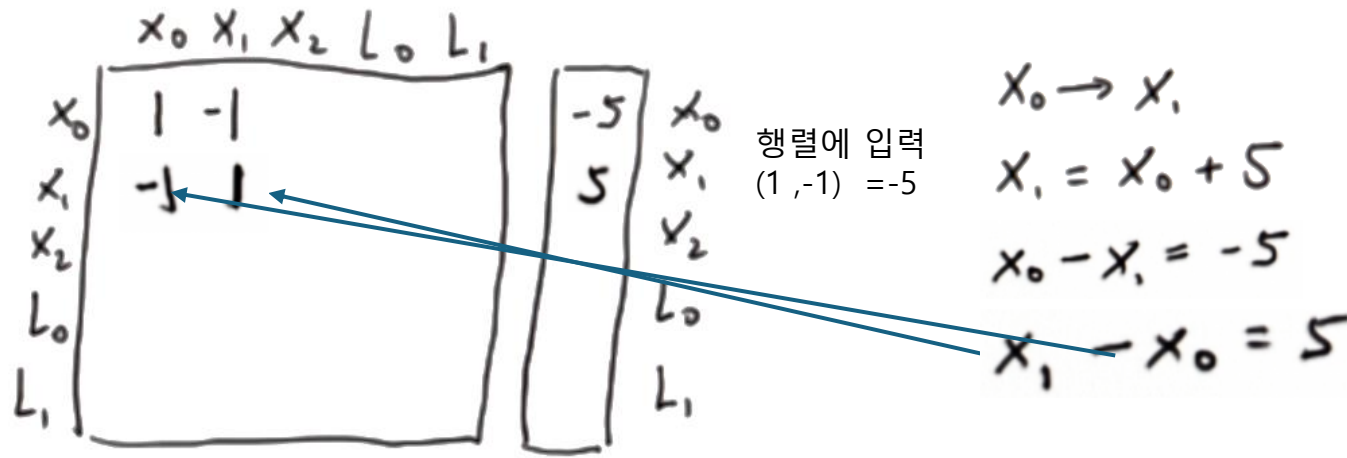


로봇이 $x_0 \rightarrow x_1$ 로 이동하여, x_1 이 x_0 와 동일해야한다고 생각하는 경우(5를 더함)

제약조건

모든 포즈와 모든 랜드마크(L) 을 사용해서 행렬 구성
1 -1 은 모든 곳에서 0으로 시작하는 행렬에 추가 된다.
 x_0 와 x_1 을 -5 로 관련 시키는 제약 조건이 된다.

Implementing Constraints



x1 양수를 사용한 제약조건:

x0 과 x1 을 5의 모션으로 연결하는
모션제약 조건은 x0 과 x1 사이에 있
는 L 요소에 대한 행렬값을 추가해서
점진적으로 수정된다.

$$x_1 \rightarrow x_2 \quad -4$$

x1(5) 에서 x2 로 이동하고, -4 반대방향(모션) 으로 이동한다 가정하자.
이때 행렬의 값은?

Implementing Constraints

	x_0	x_1	x_2	L_0	L_1
x_0	1	-1			
x_1	-1				
x_2					
L_0					
L_1					

	-5	
x_0		
x_1		
x_2		
L_0		
L_1		

$$x_0 \rightarrow x_1 \quad \swarrow 5$$

$$x_1 = x_0 + 5$$

$$x_0 - x_1 = -5$$

$$x_1 - x_0 = 5$$

$$x_1 \rightarrow x_2 \quad -4$$

Implementing Constraints

Handwritten notes showing a linear programming tableau and constraint derivations.

Tableau:

	x_0	x_1	x_2	L_0	L_1
x_0	1	-1			
x_1	-1	2	-1		
x_2		-1	1		
L_0					
L_1					

Right side values:

	x_0	x_1	x_2	L_0	L_1
	-5	9	-4		

Derivations:

- $x_0 \rightarrow x_1$ (circled)
- $x_1 = x_0 + 5$
- $x_0 - x_1 = -5$
- $x_1 - x_0 = 5$
- $x_1 \rightarrow x_2$
- $x_1 - x_2 = 4$
- $x_2 - x_1 = -4$

Bottom left note:

2(기존값 합) -1
 -1 1

Adding Landmarks

	x_0	x_1	x_2	L_0	L_1
x_0	1	-1			
x_1	-1	2	-1		
x_2		-1	1		
L_0					
L_1					

-5	x_0
9	x_1
-4	x_2
	L_0
	L_1

$x_1: L_0$ distance 9

다음과 같은 경우는?
 x_1 에서 9 거리에 랜드마크 L_0 가 있다.
 (상대적 제약)

Adding Landmarks

	x_0	x_1	x_2	L_0	L_1
x_0	1	-1			
x_1	-1	3	-1	-1	
x_2		-1	1		
L_0		-1		1	
L_1					

$x_1: L_0$ distance 9

	x_0	x_1	x_2	L_0	L_1
x_0	-5				
x_1	0				
x_2	-4				
L_0		9			
L_1					

$$x_1 - L_0 = -9$$

$$1 \quad -1 = -9$$

$$L_0 - x_1 = 9$$

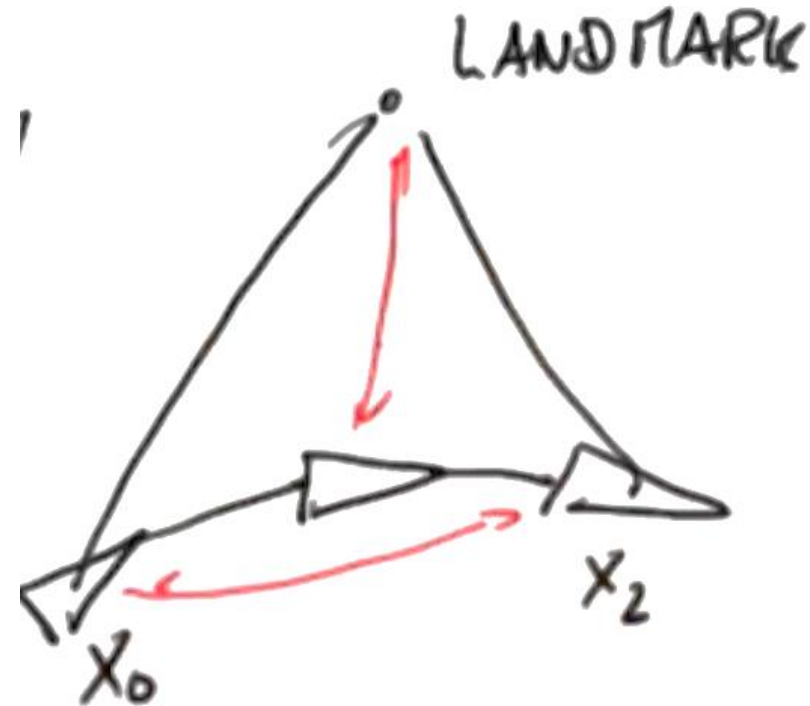
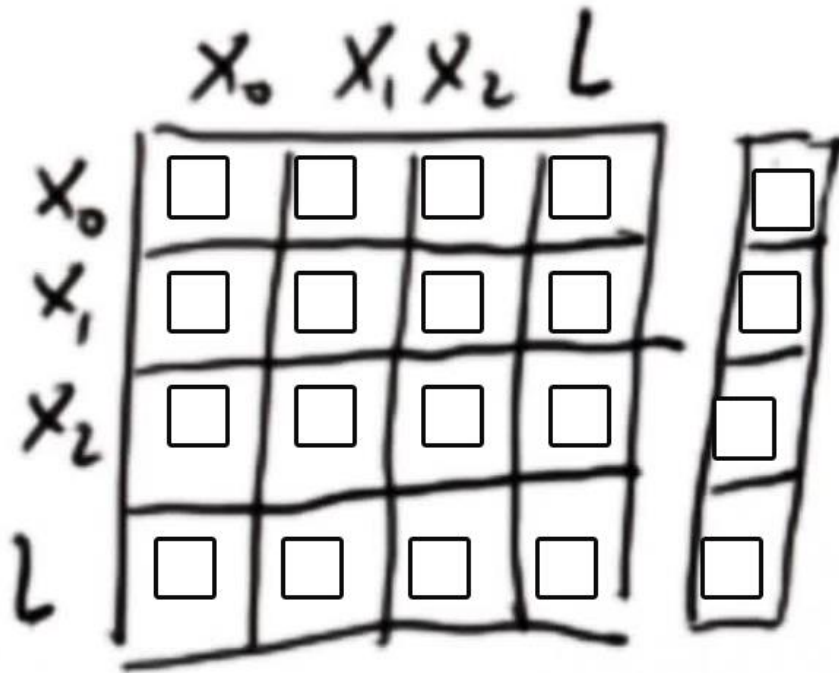
$$-1 \quad 1 = -9$$

Graph SLAM

ALL ABOUT LOCAL CONSTRAINTS

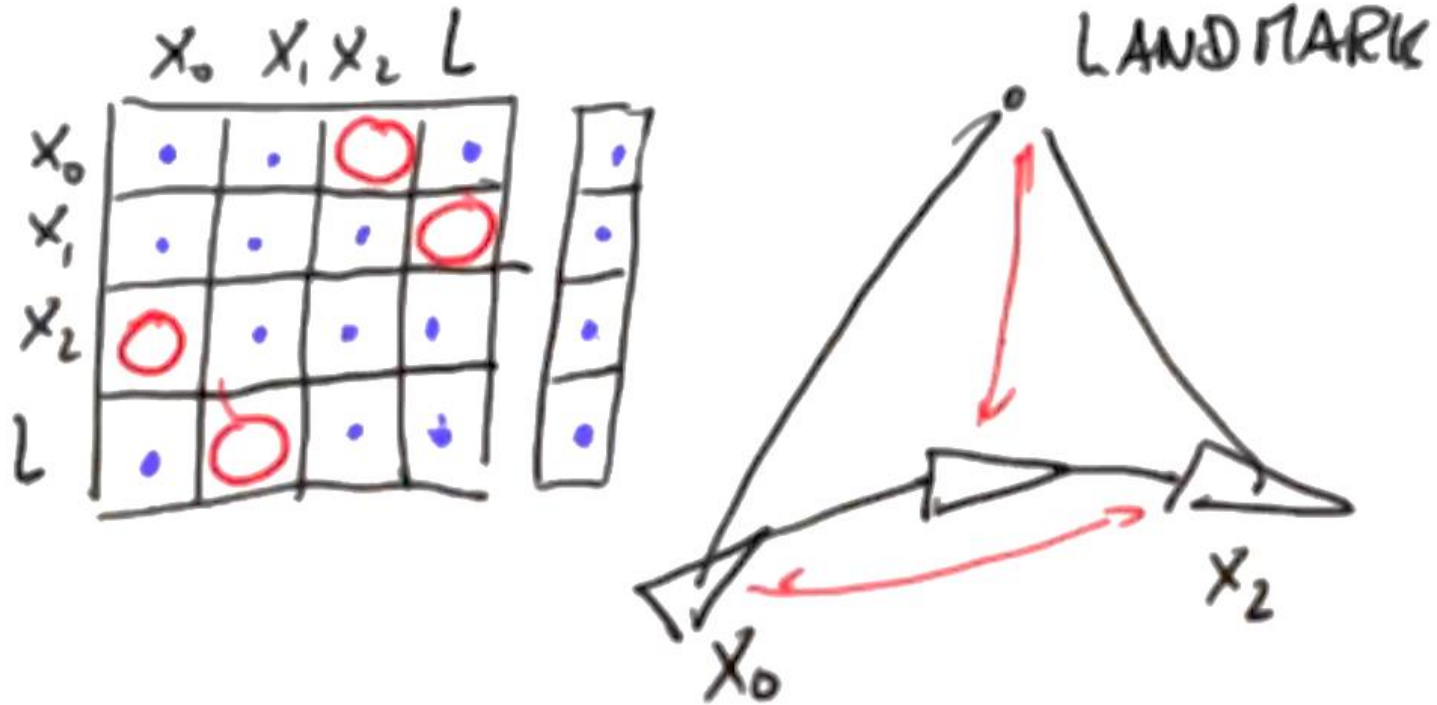
모든 동작은 두 위치를 연결하고, 모든 측정은 하나의 위치를 랜드마크와 연결한다.

Matrix Modification



x_0 , x_2 는 L 을 볼수 있지만, x_1 는 볼수가 없다., x_0 , x_2 는 연결이 없을때, 표를 완성해보자,

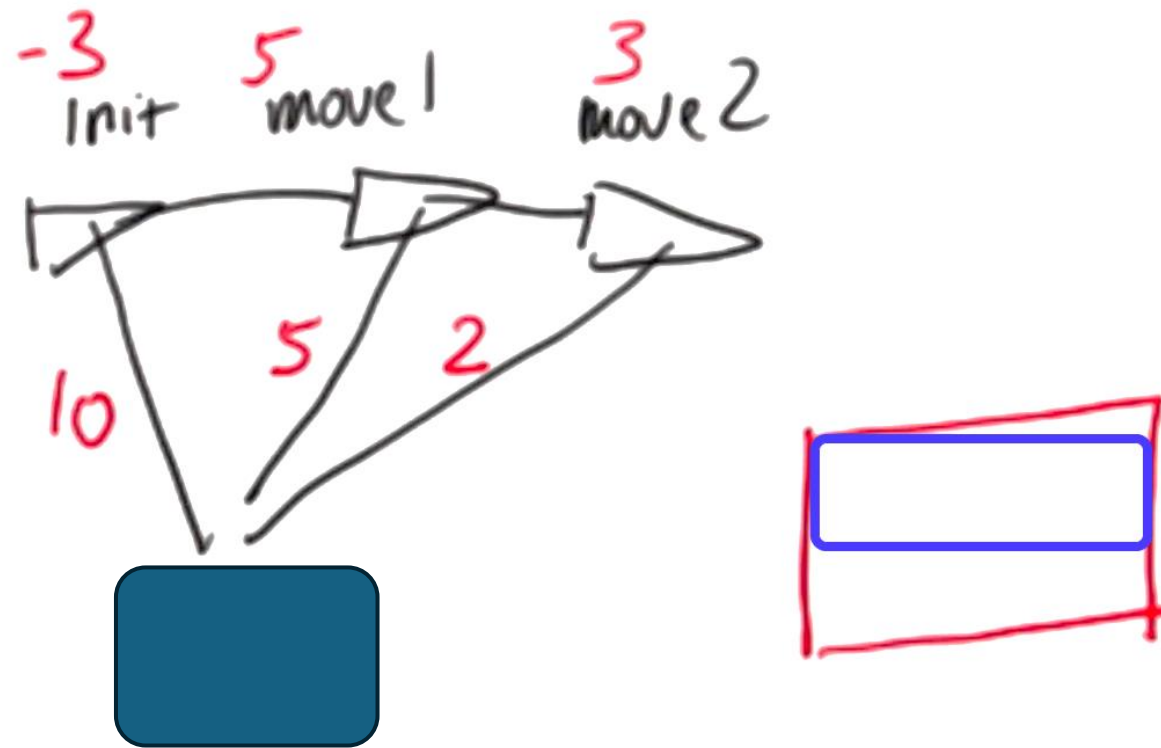
Untouched Fields



OMEGA , XI (실습 : 1)

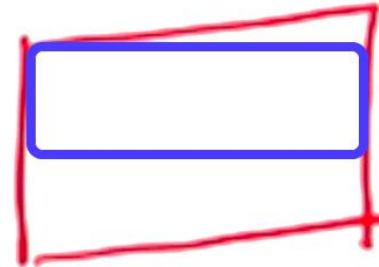
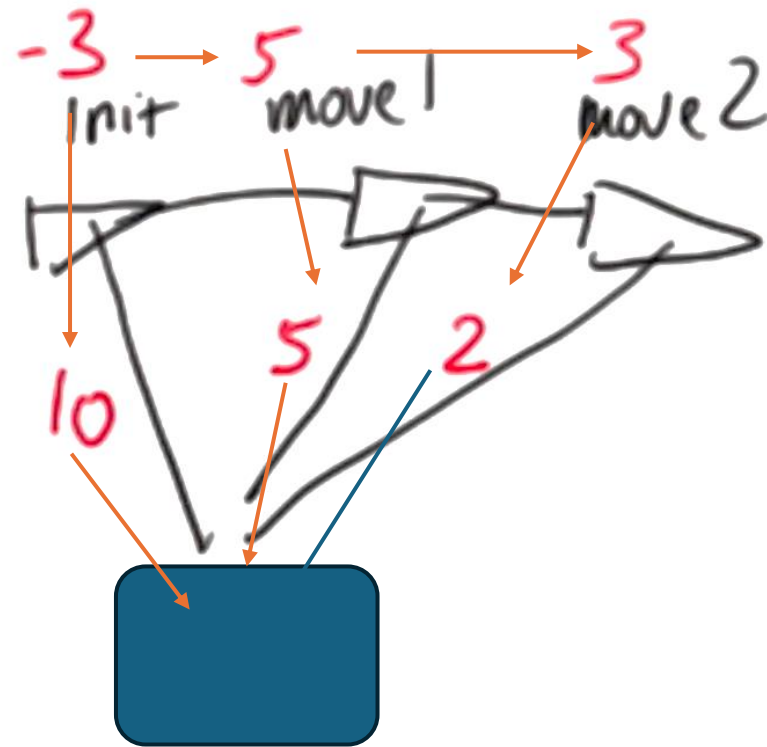
```
omega: [[2, -1, 0], [-1, 2, -1], [0, -1, 1]]
xi: [[-8], [2], [3]]
mu: [[-2.999999999999999], [2.00000000000000018], [5.0000000000000002]]
omega: [[2, -1, 0], [-1, 2, -1], [0, -1, 1]]
xi: [[-8], [2], [3]]
mu: [[-2.999999999999999], [2.00000000000000018], [5.0000000000000002]]
PS C:\work\python-work>
```

Landmark_Position



랜드마크 포지션은 얼마인가?

Landmark_Position



$$-3 + 10 =$$

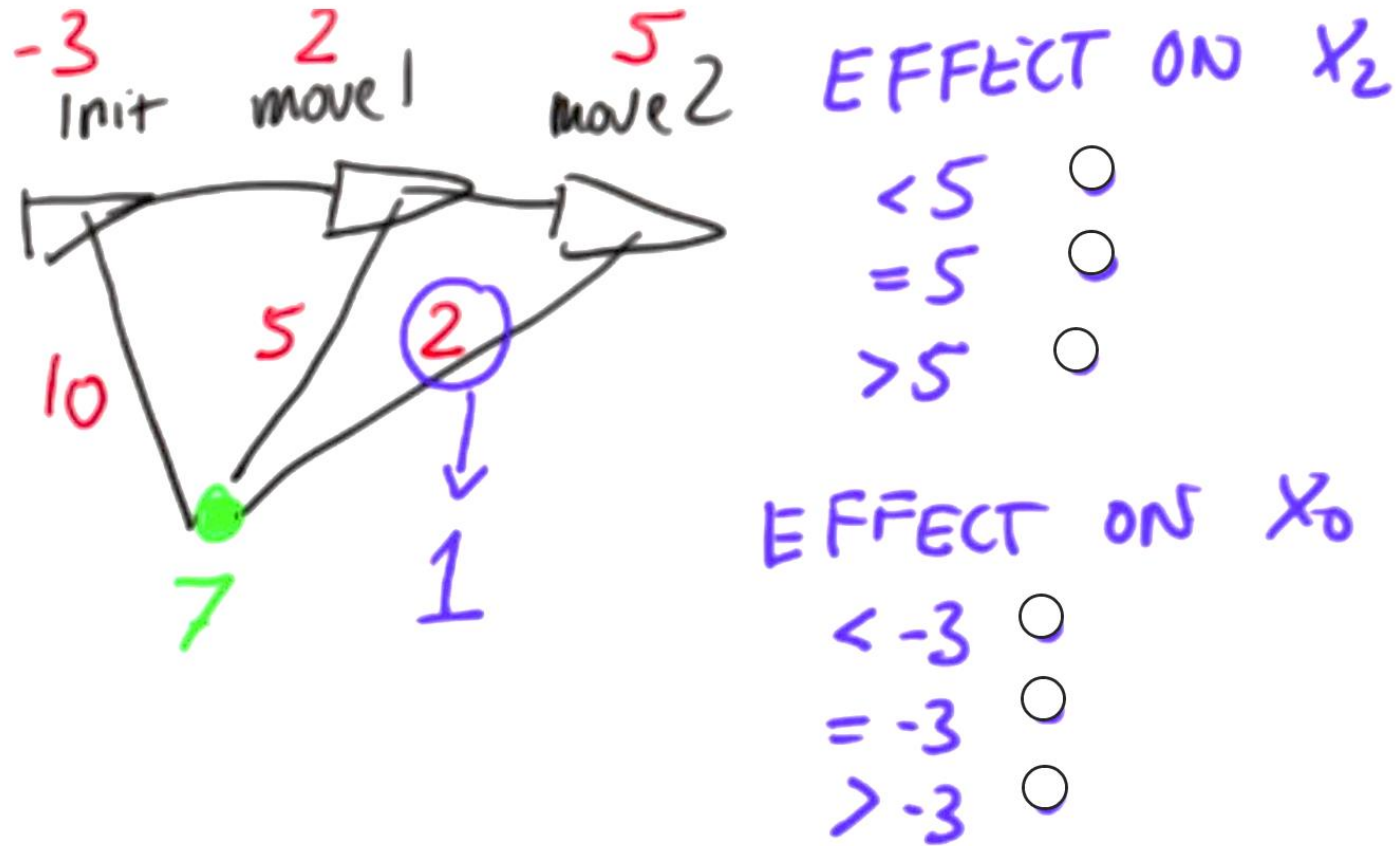
$$-3 + 5 + 5 =$$

$$-3 + 5 + 3 + 2$$

Expands 실습



Noise



마지막 측정 값이 2가 아닌 1로 변경시 로봇의 포즈 어떤 영향을 받을까?

Noise

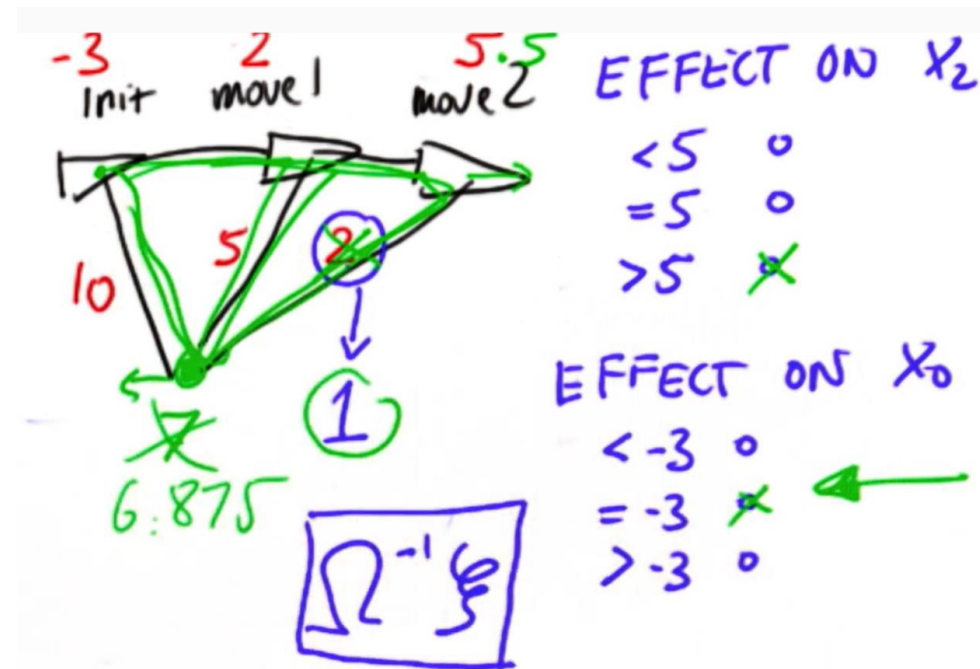
```

388         mu = Omega.inverse() * Xi
389         mu.show('Mu:      ')
390
391         return mu
392
393     doit([-3, 5, 3, 10, 5, 1])

```

5 →
7 →

```
Mu: [-3.000]
Mu: [2.125]
Mu: [5.500]
Mu: [6.875]
```



1로 변경시에도 초기값은 고정
Move 2 에서는 1로 변경 시 위치를 더 가깝
게 이동하려는 경향이 생긴다.

ConfidentMeasurement



Implement SLAM



수고하셨습니다.

