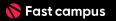
4-17 네비게이션 (Navigation)



강의 요약

01

패스 파인딩 vs. 모션 플래닝 02

멀티 로봇 패스 파인딩

- Task Allocatior
- Multi-robot Path Finding

03

Conflict-Based Search (CBS)

- Two-level Search
- ▶ 완전성
- 최적성

• 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템

● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템

01 02 03 04

Task Description Perception Planning Control

• 네비게이션

● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템

01 02 03 04

Task Description Perception Planning Control

• 네비게이션
• 카메라, 라이다
• 로봇의 위치 추정
• 장애물 확인

● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템

Task Description

네비게이션

Perception

02

- 카메라, 라이다
- 로봇의 위치 추정
- 장애물 확인

03

Planning

• 경로 계획

04

Control

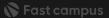
- 로봇을 구동
- 외란 (미끄럼) 의 작용

● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템

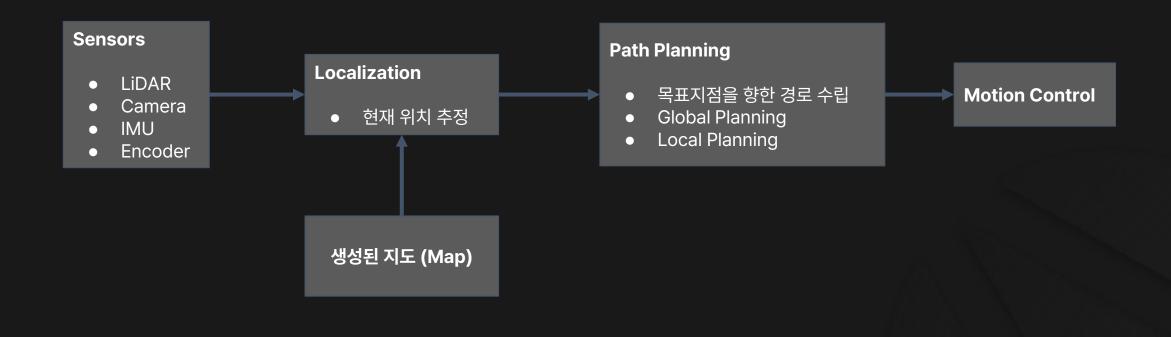
04 01 02 03 **Task Description Perception Planning** Control 네비게이션 카메라, 라이다 경로 계획 로봇을 구동 로봇의 위치 추정 외란 (미끄럼) 의 작용 장애물 확인 Localization 나의 위치가 어디에 있는지 결정

● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템

01 02 03 04 **Task Description Perception Planning** Control 네비게이션 카메라, 라이다 경로 계획 로봇을 구동 로봇의 위치 추정 외란 (미끄럼) 의 작용 장애물 확인 Localization 나의 위치가 어디에 있는지 결정 환경 정보를 사전에 제공하는가? → O: Mapping → X: Simultaneous Localization And Mapping (SLAM)

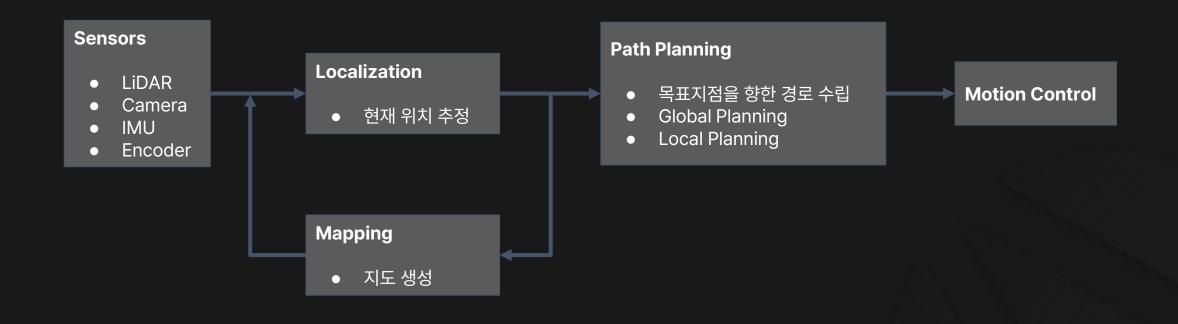


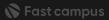
● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템



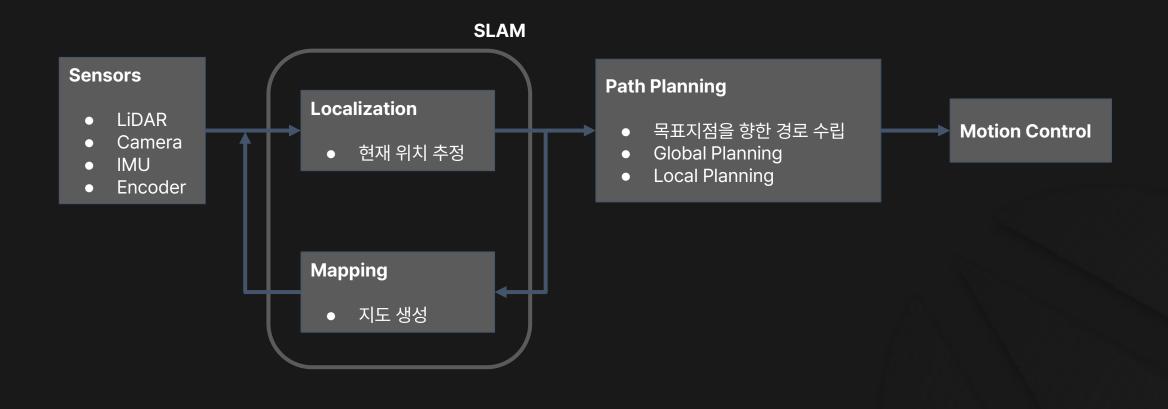


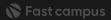
• 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템



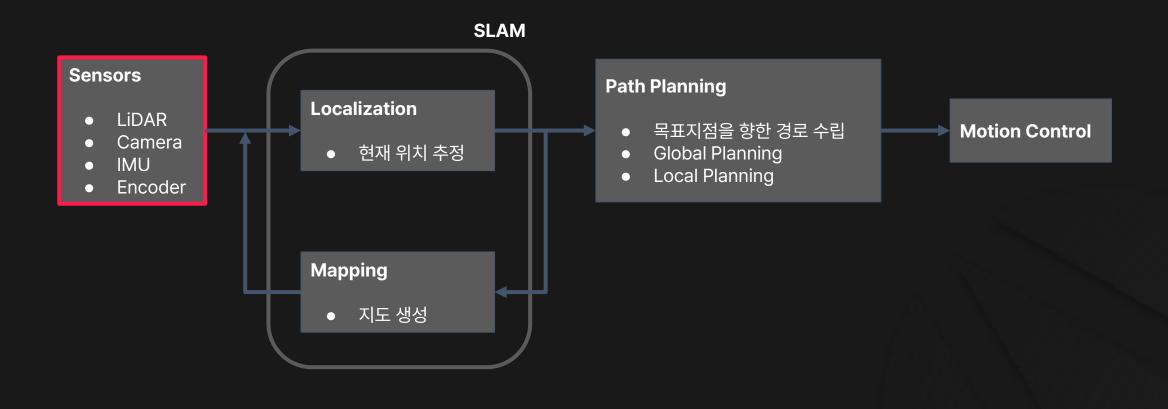


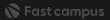
• 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템





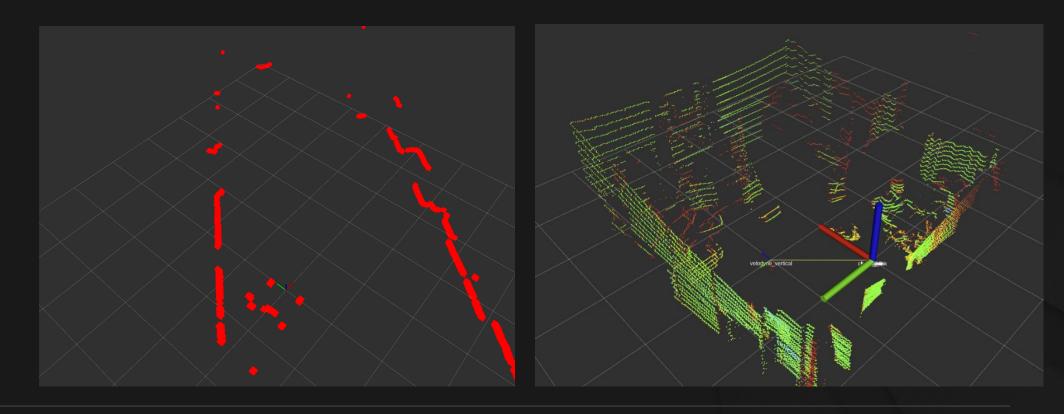
● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템



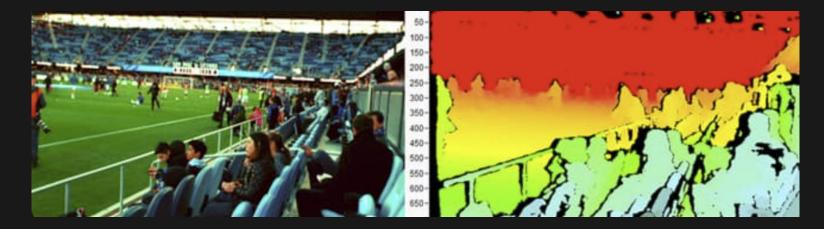


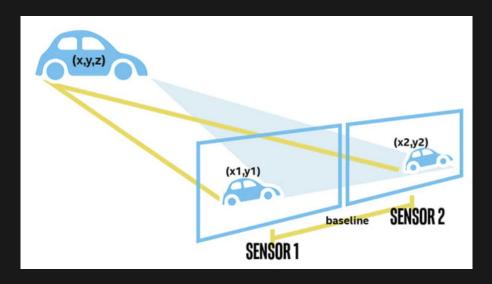


- LiDAR
 - 시간의 정보가 없는 "포인트 클라우드 (Point Cloud)"
 - 3차원의 정보를 저장

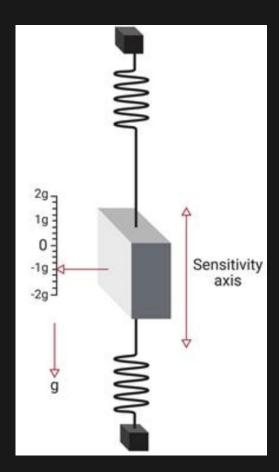


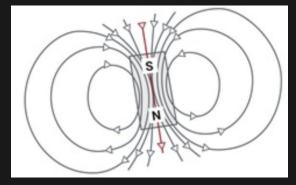
- Camera
 - RGB: 픽셀별 색 정보
 - Depth: 픽셀별 깊이 정보
- Stereo Camera
 - 두개의 카메라로 깊이 정보 계산

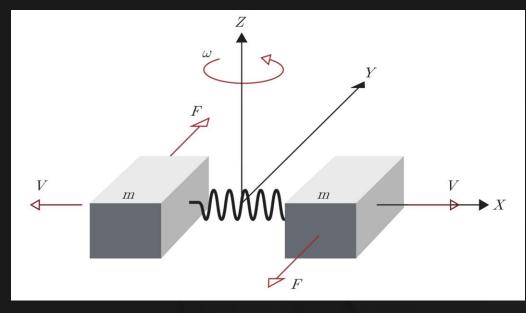




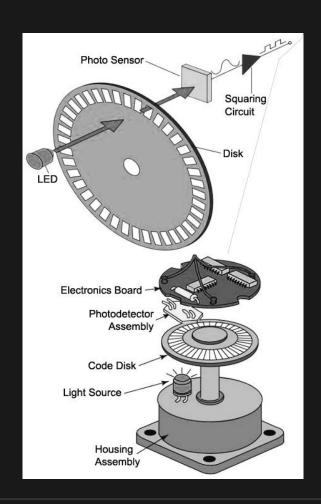
- Inertial Measurement Unit
 - o 선 가속도 (Linear acceleration)
 - 회전 가속도 (Rotational acceleration)
 - 자기장 (Magnetic Field)







- Encoder
 - **모터의 회전 각도 계산**

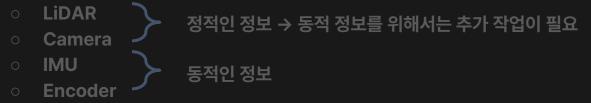


- 종류
 - **LiDAR**
 - **Camera**
 - o IMU
 - Encoder

종류

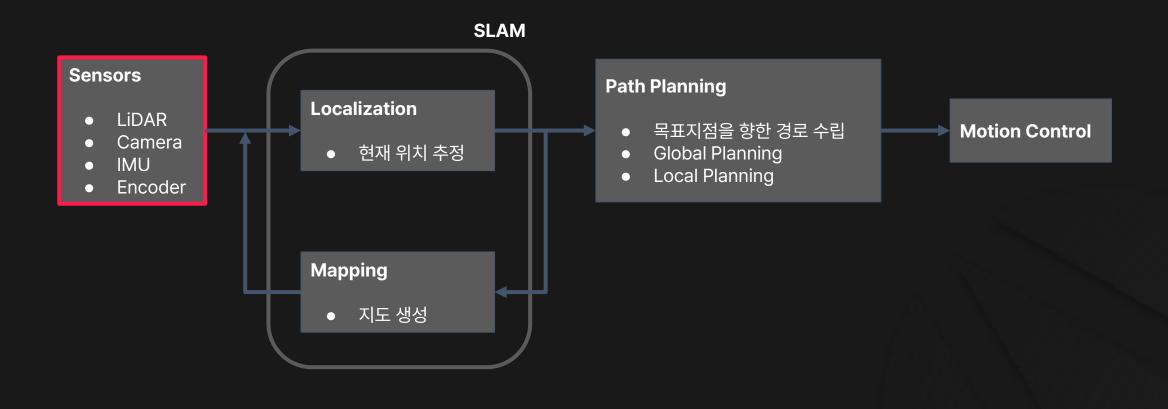
LiDAR
 Camera
 IMU
 Encoder
 Add인 정보 → 동적 정보를 위해서는 추가 작업이 필요

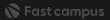
종류



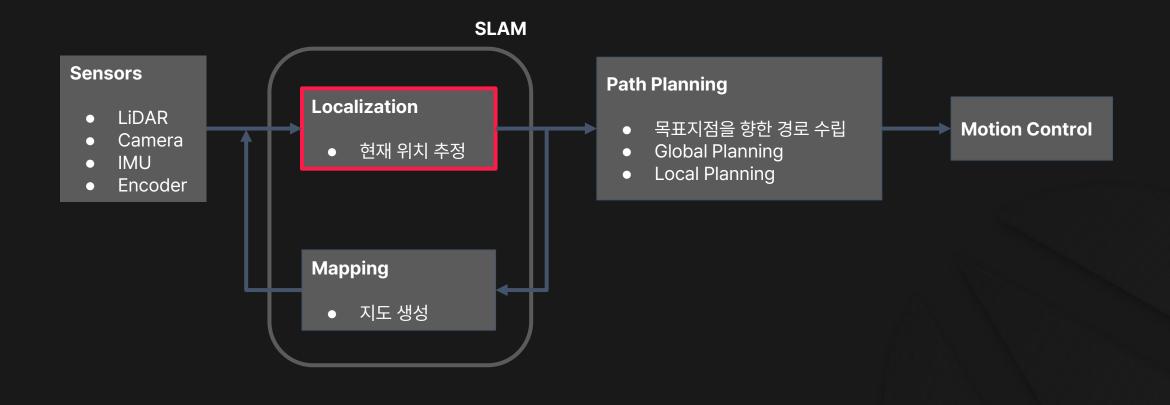
- 센서 오차
 - 각 센서의 상호 보완 관계
 - Filtering, Sensor Fusion

● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템





• 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템





● 로봇이 주어진 목표 지점까지 이동하기 위한 시스템



- 길을 찾기 위해서는 "내가 어디 있는지" 알아야 함
- 지도 상 좌표 없이 경로를 계획할 수 없음
- 실제 도로 주행, 실내 이동 모두 localization이 필수

- 길을 찾기 위해서는 "내가 어디 있는지" 알아야 함
- 지도 상 좌표 없이 경로를 계획할 수 없음
- 실제 도로 주행, 실내 이동 모두 localization이 필수
- 로봇이 자신의 현재 위치(위치 × 방향 = Pose)를 <u>이미 알고 있는 맵 위에서</u> 추정하는 과정

2D: (x,y, heta)

3D: $(x,y,z,\phi, heta,\psi)$

- 길을 찾기 위해서는 "내가 어디 있는지" 알아야 함
- 지도 상 좌표 없이 경로를 계획할 수 없음
- 실제 도로 주행, 실내 이동 모두 localization이 필수
- 로봇이 자신의 현재 위치(위치 × 방향 = Pose)를 <u>이미 알고 있는 맵 위에서</u> 추정하는 과정

2D: (x,y, heta)

3D: $(x,y,z,\phi, heta,\psi)$

- 센서 활용
 - Encoder: 바퀴의 회전수를 측정
 - IMU: 가속도 정보를 이용하여 이동 속도 및 회전 계산
 - LiDAR: 주변의 거리정보 측정
 - Camera: 주변 특징점들을 파악



- Dead Reckoning
 - 이전 위치와 이동거리를 통해 현재 위치를 계산하는 방법
 - 사용센서: Encoder (Odometry), IMU
 - 장점: 구현이 매우 간단함, 외부 환경 정보 없이도 작동 가능
 - 단점: 누적 오차 발생, 시간에 따라 위치 부정확

$$egin{aligned} x_t &= x_{t-1} + \Delta d \cdot \cos(heta_{t-1}) \ y_t &= y_{t-1} + \Delta d \cdot \sin(heta_{t-1}) \ \ heta_t &= heta_{t-1} + \Delta heta \end{aligned}$$

 Δd : 시간 간격 동안 이동한 거리 (Odometry 기반)

 $\Delta heta$: 회전한 각도

 x_t,y_t : 현재 위치

 θ_t : 현재 방향(heading)

- Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL)
 - 몬테 카를로 방법론 (Monte Carlo Methods): 복잡한 수학적 문제를 정확하게 계산하기 어려울 때, 무작위 샘플 (Random Sampling)을 이용해 통계적으로 근사하는 기법.

$$\mathbb{E}[f(X)] pprox rac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x^{(i)})$$

 $x^{(i)}$: 확률 분포 p(x)에서 샘플링한 샘플

예시) 원주율 근사

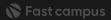
- Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL)
 - 몬테 카를로 방법론 (Monte Carlo Methods)
 - 입자 필터 (Particle Filter) 기반의 알고리즘
 - → 로봇의 가능한 위치 후보들을 입자(particle) 로 표현하고, 센서 정보에 따라 이 입자들의 신뢰도 (가중치) 를 갱신

- Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL)
 - 몬테 카를로 방법론 (Monte Carlo Methods)
 - 입자 필터 (Particle Filter) 기반의 알고리즘
 - → 로봇의 가능한 위치 후보들을 입자(particle) 로 표현하고, 센서 정보에 따라 이 입자들의 신뢰도 (가중치) 를 갱신
 - 구성요소
 - Particles: 로봇의 위치 (x,y,theta)
 - **■** Motion Model: Odometry
 - Sensor Model: 입자의 신뢰도를 계산하기 위한 보조 수단
 - Resampling: 신뢰도가 높은 입자를 중심으로 새로운 입자를 샘플

- Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL)
 - 몬테 카를로 방법론 (Monte Carlo Methods)
 - 입자 필터 (Particle Filter) 기반의 알고리즘
 - → 로봇의 가능한 위치 후보들을 입자(particle) 로 표현하고, 센서 정보에 따라 이 입자들의 신뢰도 (가중치) 를 갱신
 - o 구성요소
 - Particles: 로봇의 위치 (x,y,theta)
 - **■** Motion Model: Odometry
 - Sensor Model: 입자의 신뢰도를 계산하기 위한 보조 수단
 - Resampling: 신뢰도가 높은 입자를 중심으로 새로운 입자를 샘플
 - 과정



- Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL)
 - 몬테 카를로 방법론 (Monte Carlo Methods)
 - 입자 필터 (Particle Filter) 기반의 알고리즘
 - → 로봇의 가능한 위치 후보들을 입자(particle) 로 표현하고, 센서 정보에 따라 이 입자들의 신뢰도 (가중치) 를 갱신
 - 구성요소
 - Particles: 로봇의 위치 (x,y,theta)
 - **■** Motion Model: Odometry
 - Sensor Model: 입자의 신뢰도를 계산하기 위한 보조 수단
 - Resampling: 신뢰도가 높은 입자를 중심으로 새로운 입자를 샘플
 - 과정
 - 초기화: 지도 위에 수백~수천개의 입자를 <u>무작위</u>로 뿌림
 - Motion Update: 로봇을 이동시키고, 입자들도 동일하게 이동
 - Sensor Update: 각 입자와 함께 센서값들도 동일하게 이동시키고, 실제 센서 데이터와 비교
 - Resampling: 유사도에 따라 가중치를 부여하고 입자 분포를 정제



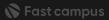
● Kalman Filter: 센서 측정값을 기반으로 시스템의 상태를 추정하는 알고리즘

- Kalman Filter: 센서 측정값을 기반으로 시스템의 상태를 추정하는 알고리즘
 - 예측(Prediction): 현재 상태로부터 다음 상태를 예측

○ 보정(Update): 실제 측정값이 들어오면 예측값을 보정



- Kalman Filter: 센서 측정값을 기반으로 시스템의 상태를 추정하는 알고리즘
 - 예측(Prediction): 현재 상태로부터 다음 상태를 예측
 - 상태 예측: 내가 어디에 있을지 예상
 - 공분산 예측: 내 예상을 얼마나 신뢰할 수 있는지 계산
 - 보정(Update): 실제 측정값이 들어오면 예측값을 보정
 - 칼만 게인 계산: 센서를 믿을 것인가? 아니면 내 예측을 믿을 것인가?
 - 상태 보정: 센서의 정보를 반영하여 상태를 보정
 - 공분산 보정: 센서의 정보를 반영하여 내 예상의 신뢰도 보정



- Kalman Filter: 센서 측정값을 기반으로 시스템의 상태를 추정하는 알고리즘
 - 예측(Prediction): 현재 상태로부터 다음 상태를 예측
 - 상태 예측: 내가 어디에 있을지 예상
 - 공분산 예측: 내 예상을 얼마나 신뢰할 수 있는지 계산
 - 보정(Update): 실제 측정값이 들어오면 예측값을 보정
 - 칼만 게인 계산: 센서를 믿을 것인가? 아니면 내 예측을 믿을 것인가?
 - 상태 보정: 센서의 정보를 반영하여 상태를 보정
 - 공분산 보정: 센서의 정보를 반영하여 내 예상의 신뢰도 보정

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1}$$

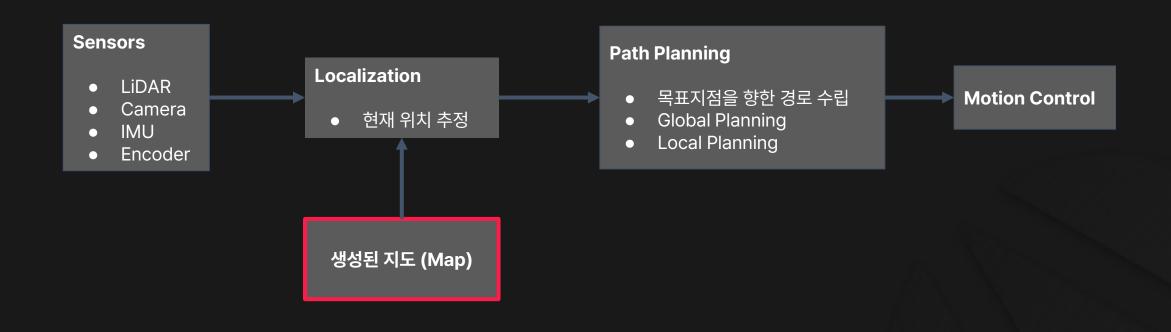
$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}^T$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^-)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_k^-$$









- 로봇이 센서 정보를 이용해 주변 환경의 구조를 지도 형태로 표현 (Mapping)
- 이 과정이 잘 되어야 Localization, Path Planning도 정확히 수행될 수 있음

Mapping

- Occupancy Grid Mapping
 - 환경 표현: Grid World

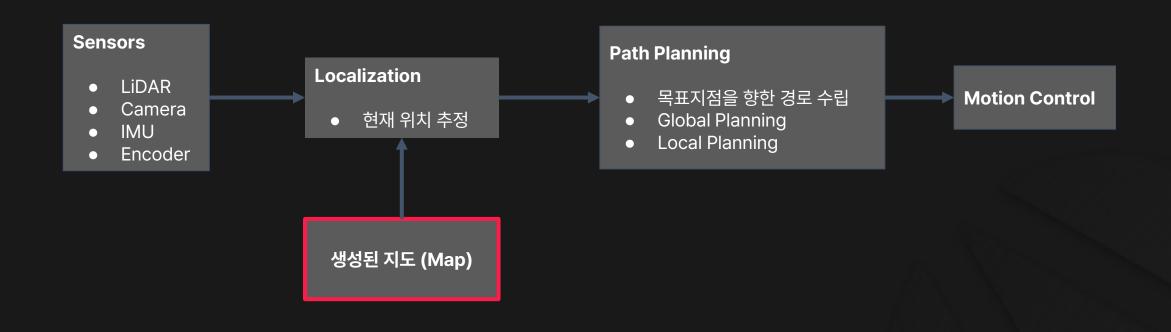
$$p(m_{i,j}) = \mathbb{P}(ext{cell } (i,j) ext{ is occupied}) \ \mathbf{M} = \{p(m_1), p(m_2), \dots, p(m_N)\}$$

 \circ 센서 기반 환경 예측: $p(m \mid z_{1:t}, x_{1:t})$ 서 z와 로봇 위치 x를 바탕으로, 이 셀이 장애물일 확률은 얼마일까?

→ Bayesian Update:

$$p(m \mid z_{1:t}, x_{1:t}) = rac{p(z_t \mid m, x_t) \cdot p(m \mid z_{1:t-1}, x_{1:t-1})}{p(z_t \mid z_{1:t-1}, x_{1:t})}$$
 내서 계신

$$l(m) = \log\left(rac{p(m)}{1-p(m)}
ight)$$
 "있을 가능성 vs. 없을 가능성" $l_t^{(i)} = l_{t-1}^{(i)} + \log\left(rac{p(m_i \mid z_t)}{1-p(m_i \mid z_t)}
ight) - l_0$









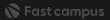
Path Planning

- 시작 위치에서 목표 위치까지 충돌 없이 갈 수 있는 경로를 찾는 과정
 - Global Planner (전역 경로 계획자)
 - 로봇이 목적지까지 가는 큰 그림을 계획
 - A*, Dijkstra, RRT, PRM 등
 - Local Planner (지역 경로 계획자)
 - 로봇 주변의 짧은 거리만 고려하여 동작 결정
 - 센서 정보로 주변 장애물을 반영해서 경로를 수정 → 동적 장애물 회피
 - Dynamic Window Approach (DWA)



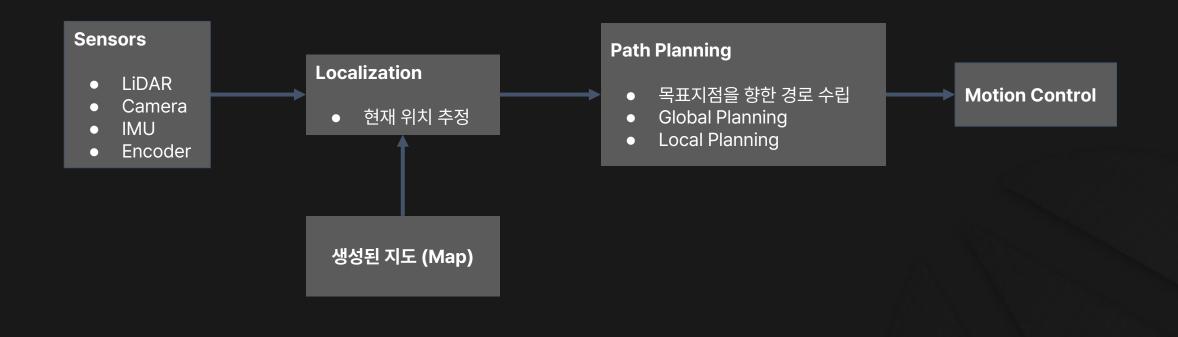
Local Planning

- Dynamic Window Approach (DWA): 단기적인 안전하고 효율적인 경로를 선택
 - 로봇의 즉각적인 제어명령을 위해 속도 조합 다음 커맨드를 결정
 - 단계:
 - 현재 속도 기준으로 가능한 속도-회전 속도 후보들을 샘플링
 - 각 속도 조합으로 단기 시뮬레이션
 - \blacksquare 세 가지 평가 함수로 점수 계산: Goal heading, Obstacle distance, velocity $G(v,\omega)=lpha\cdot ext{heading}(v,\omega)+eta\cdot ext{distance}(v,\omega)+\gamma\cdot ext{velocity}(v,\omega)$
 - 총 점수 가장 높은 후보 선택 → 실제 속도 명령으로 보냄

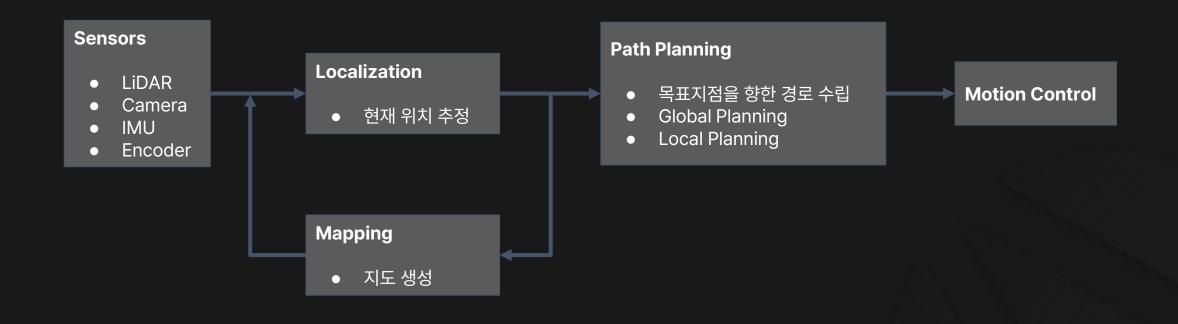


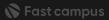


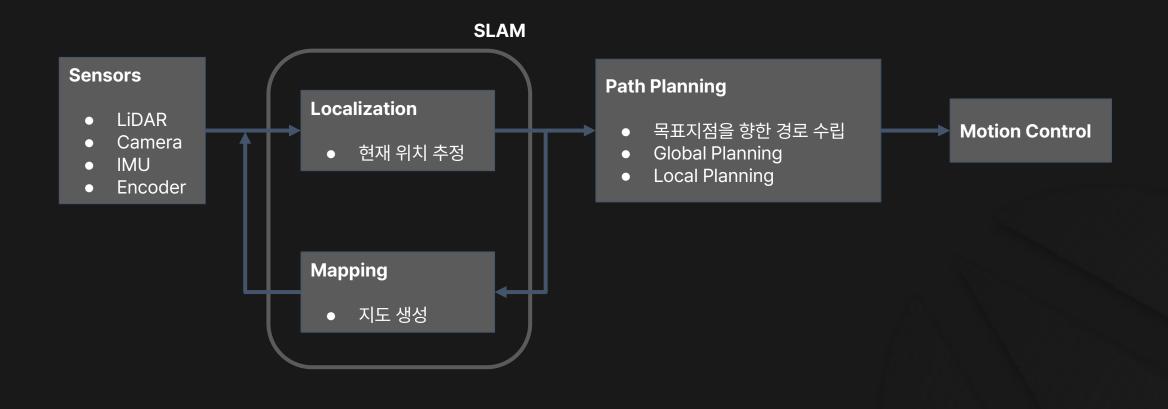


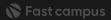












강의 요약

01

네비게이션의 구성요소

- Sensor
- Localization
- Mapping
- Path Planning
- Motion Contro

02

Localization

- Dead Reckoning
- Adaptive Monte Carlo Localization
- Kalman Filter

03

Occupancy Grid Mapping

- Grid world
- Bayes update
- Log-odds

04

Path Planning

- Global Planner
- Local Planner:
 Dynamic Window
 Approach (DWA)

