



## AI 로봇 종류

- 휴머노이드 로봇  
인간형에 인간과 인터페이스가 같음
- AI 로봇은 외부 환경을 인식,  
스스로 상충을 판단
- 안드루이드 로봇  
피부, 동작, 표현을 인간과 비슷하게 구현

로봇은 단순 작업 → 생산성 높음 (산업용 로봇)  
 ↑ 생산성 유연성 낮음 가격 낮음

↓ 유연성  
 인간은 복잡한, 다양한 작업 → 생산성 낮음  
 (AI 로봇)  
 ↑ 유연성 높음 가격 높음

로봇은 자유도가 증가할수록 가격이 높아질

→ 특정, 목적 작업을 분석하여 최소한의 actuator,

end-effector를 구성해야 가격을 낮출 수 있음.

## 로봇의 종류

- 산업용 로봇 (용접, 도장 등)
- 개인 서비스 로봇 (청소, )
- 전문 서비스 로봇 (의료, 국방, 재난인원 탐색 대응)
- 엔터테인먼트 로봇 (레고 파코)

## 로봇 workspace에 따른 분류

- 가리데시안 (직교 좌표 시스템)

- 실린더-리얼 직교 2개, 회전각 1개를 풀면

기 1개

- 스피리얼 ~~변위~~; 회전각 2개

→ 스칼라 방향은 2개 가능

- SCARA : Selective Compliance Assembly Robot Arm

바른 속도, 4자유도 3개 회전 + 1개 수직

- Articulated Robot : 기계 로봇의 가장 흔한

(마누플레이터, 6축 로봇)

→ 다목적에 사용

6자유도

## 로봇 부품

① Manipulator : 링크 + 조인트

② Controller : actuator를 제어

③ Actuator : 모터, Manipulator 안에 설치

④ End-Effector : 마지막 축에 설치. 그리퍼 등

⑤ Sensor : 외부 환경, 내부 상태 인식

⑥ Processor : Controller를 제어하는 하드웨어

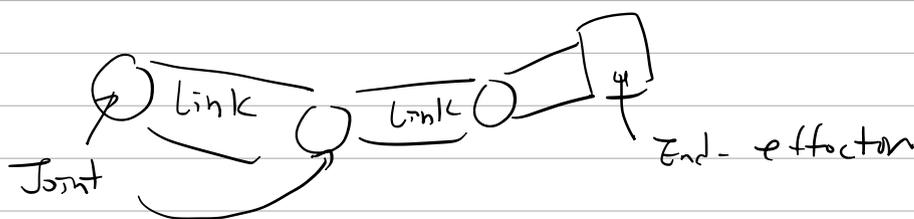
상호 인식

⑦ Software operating : 소프트웨어

소프트웨어는 늘어 나이기 양으로 가변속도가  
 느린. 즉속으로하는 A가 목표.

산업용 로봇 기술이 서비스로봇으로 이전.  
 다시 서비스 로봇 기술이 산업용 로봇으로 확대

로봇의 물리과 이해



자유도. 3차원계 (시스템) 안에서 움직이는 물체가  
 갖는 움직임의 수.

강체 (Rigid body) 는 보통 6축 움직의 자유도

유체는 무한개의 자유도 (분자 수준)

Joint 종류

- ① Revolute : 회전      ② prismatic : 직선
- ③ Helical : 회전하면서 높이가 변하는 것

④ Cylindrical : 회전과 높이가 변할 뿐이는 회전과 독립적으로 변함

⑤ Universal : 직교한 2축이 회전

DOF = 링크 개수 - 관절로 인한 구속조건 수

Grobler's Formula

$$DOF = m(n-1-J) + \sum f_i$$

$m$ : 링크의 개수 2회전은 3, 3회전은 6

$n$ : 링크 수

$f_i$ :  $i$ 번째 관절의 구속도

$J$ : Joint 수

작업 공간 (Work Space)

end effector는 링크, Joint 구성에 따라

다름

강체의 위치 / 회전 표현방법

Rigid Motion — Translational Motion

— Rotational Motion

$R^0 \rightarrow 0$  frame에서 1 frame으로 회전 행렬

$$R^0 = [ \underbrace{X^0 \quad Y^0 \quad Z^0}_{\text{원 벡터}} ]$$

$$= \begin{bmatrix} X_1 \cdot X_0 & Y_1 \cdot X_0 & Z_1 \cdot X_0 \\ X_1 \cdot Y_0 & Y_1 \cdot Y_0 & Z_1 \cdot Y_0 \\ X_1 \cdot Z_0 & Y_1 \cdot Z_0 & Z_1 \cdot Z_0 \end{bmatrix}$$

Z 축 기준을  $\theta$  회전시키면

$$R^0 = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y = R X$$

↙ 방향을 바꾸는 것만 가능. 그대로

Similarity Matrix

$$B = T^{-1} A T \quad \text{가 성립할 때}$$

T 대신  $R^0$  (0 frame 기준을 1 frame으로 회전)

대입

$R_i$  은 알고 있는 matrix

A 를 알고 있는 경우 B matrix ?

B 는 frame 1 이서 바리블 ~~frame~~ A matrix

$A \times T = A$  를 T 에 ~~frame~~ 좌표계를 변환

$T^{-1} \times (A \times T)$  변환된 좌표계를 다시 생각함.

frame 1 이서 바리블 A matrix = B

좌표계 변환식

쓰리드

회전된 world frame  $\rightarrow$  회전 행렬을  $R_1, R_2$  이 곱함  
 (회전 각도를 새로 새김)  $R_2 = R_1 R_2$

fixed frame  $\rightarrow$  회전 행렬을  $R_2 = R_1 R_2$  곱함

$$R_2 = R_1 R_2$$

갈래 위치 / 회전 풀이 방법

$O_i \rightarrow$  frame 0 의 origin 이서 frame 1 의 origin vector

P.  $P^0 = \text{frame 0 기준}$   $P^1 = \text{frame 1 기준}$

$P^0 = O_i + P^1$   $P^1$  은 frame 1 기준 점이라 ~~frame 0 기준~~ 변환

$R_1^0, P^1 \Rightarrow P^1$ 은 frame 0 기준을 잘 정리

$$P^0 = R_1^0 P^1 + o_1^0 \quad P^1 = R_2^1 P^2 + o_2^1$$

$$= R_2^0 P^2 + o_2^0$$

$$P^0 = R_1^0 R_2^1 P^2 + R_1^0 o_2^1 + o_1^0$$

$\Rightarrow$  식을 간편하게 정리하려면 matrix 사용.

$$\begin{bmatrix} P^0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1^0 R_2^1 & R_1^0 o_2^1 + o_1^0 \\ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P^2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

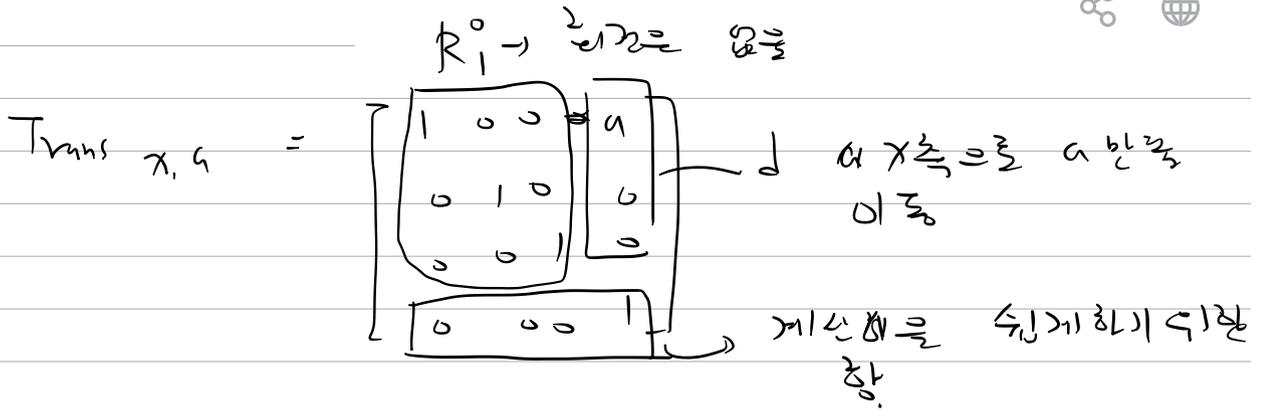
$$= \begin{bmatrix} R_1^0 & o_1^0 \\ -0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_2^1 & o_2^1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P^2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$[1 \times 3] [3 \times 3] = [1 \times 3]$$

rotation matrix 와 translation matrix

잘 정리  $\rightarrow$  Homogeneous Transformation

$$H = \begin{bmatrix} R & d \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H^{-1} = \begin{bmatrix} R^T & -R^T d \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$H = H_1, H_2$  ~~이동~~, 결합 방식, 성립

인속계의 나비효과, 행과 열의 비, 인과관계의 무늬

고정점을 기준으로 바뀐 뒤엔, 좌측 공

구분차분은 가늠이 관계 없음.

클러트는 식재가 있을, effector actuator 등,  
link, joint

Sensor가 있을

주변 환경 인지, 카메라, 휴대폰 (mobile what)

gynoscope sensor, 가속도 센서

최근 여러 센서 정보를 취합하여 여러 상행은

인지.

여러 클러트 행태의 지능을 부여  $\rightarrow$  AI 클러트  
인공지능

① Perception + ② motion planning

of perception. 은 신화 해석으로 주변 환경 들  
이해

신화는 정량적하게 상태를 측정할 수 없음  
(문화, 노이즈, 음역이기 때문에 어려움)

주변 물체들 측정할 수 있음

filter를 신화 state estimation

1) Bayes filter

클러스터링, 노이즈, 상태를 반영하여

시작 → 과정이 → 리얼으로 state를  
estimation

2) Kalman filter

Bayes Filter의 한 종류. 상태에 큰 즉 본질

이 선형 데이터는 → 속도가 빠름

가짜나 신화나 관련적인 악극리즘 + deep learning

적용 분야 정량적 분석

신화만 대응하는 리얼은 perceived (비근거)

수행 → computing power 필요 → deep learning  
적용 가능

## ② path motion planning

perception을 기본 작업 수행. → 어떻게 수행 할  
것인가? 경로를 생성, 처리하는 작업 수행 ✕

필요를 어떻게 충족시킬 것인가 → control

Joint 보도록 전류, 바퀴를 회전

대부분 경로는 미리 기본으로 작성.

↳ 동역학 해석, 제어 알고리즘으로 바르고 정확하게 이동

Planning 과 perception 과의 차이 → error. 를 최소화  
제어 ⇒ control 목적.

perception 인지해서 주변 움직이는 물체를 감지

open loop control : perception x

closed loop control : pre perception 사용.

↳ 사전에 준비해서 대부분 적용. 바르게 반납 경로  
반복 주변 환경에  
동적.

↳ human in the loop control :

조이스틱으로 사람이 컨트롤을 제어.

# motion planning

시각이 ← 목표까지 장애물을 피하여, 충돌없이 이동 계획은 이동

## ① Teaching By Demonstration

사람이 로봇을 직접 교시. 직관적.

매우 단순한 부분까지 teaching 한다면 로봇이 아닐 → 어느 정도 스스로 경로를 설정 필요.

경로를 찾는 방법은 여러개임 → 어느 경로를 만들지는 로봇 알고리즘이 결정.

Path = 시간 정렬가 없는 공간의 위치

Trajectory = 시간 + Path. 시간은 속도, 가속도

① point to point straight Trajectory

② Trajectories specified by multiple via points. (여러 점을 리나는 Trajectory)

p2p straight Trajectory = 각 관절에 { Joint space  
Task space

Configure 1  $\xrightarrow{\text{어떻게?}}$  Configure 2

Task Space  $\leftrightarrow$  end effector가 움직이는 (좌표)공간  
 직관적 이해. , task space 공간과 work space에  
 있을 수 있음.

Joint Space에서 직선변위 (각 관절의 한계점을  
 쉽게 알 수 있음)  
 $\rightarrow$  task space는 곡선 궤적을 생성함.

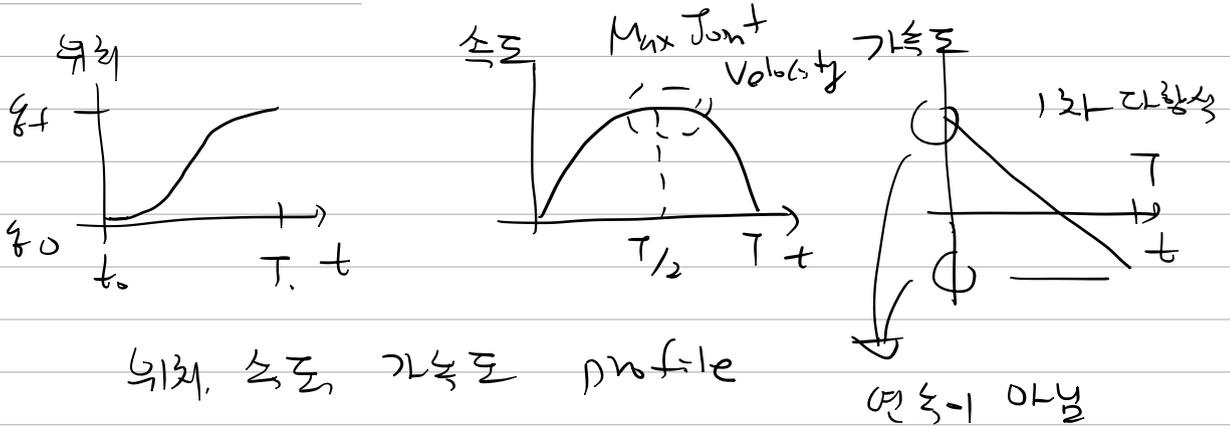
Trajectory는 여러개씩 만들 수 있음

다항식 (low order)으로 ~~표현~~ 만들 수 있음  
 trajectory

위치, 속도를 각속도라면  $\hookrightarrow$  방향성-1  
 개관

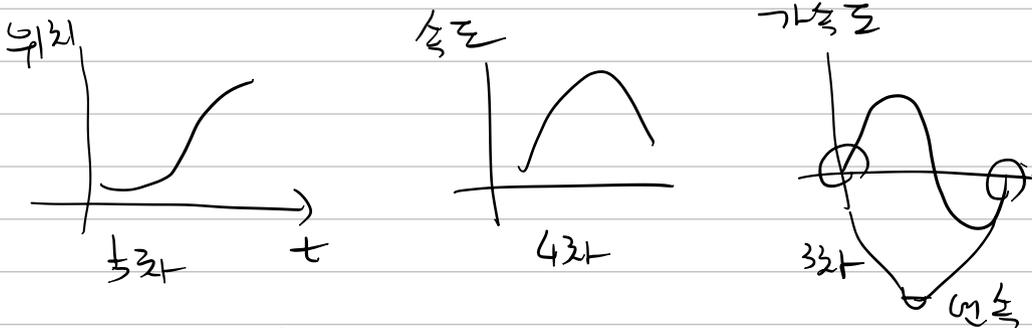
$f(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3$  간단한 3차식으로  
근사  
 위치

• 3차 다항식은 가속도 시작, 끝 위치가 0이 되어야  
 함



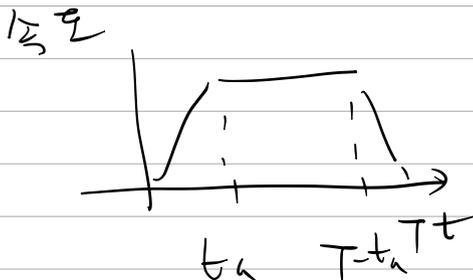
의도치 않은 진동은 유발 (3차 다항식 진동) ↙  
 ↳ 가속도 증가 속도가 빨라져 3차로 5차 다항식  
 ↳ 6차 가속도 → 5차 다항식

6차 다항식 profile

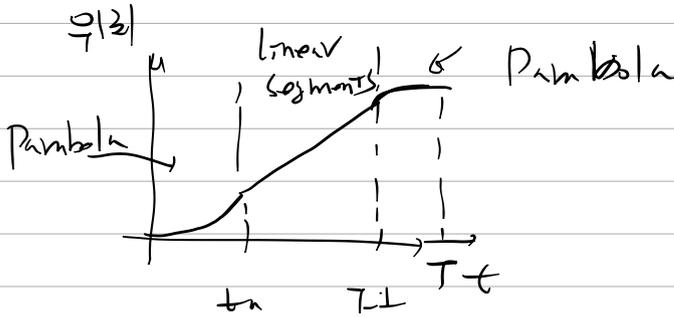


→ 진수가 높을수록 속도가 느려질, 진폭은 커질 (부드럽게 가속/감속)

6차 다항식 속도 profile = linear segments blends with parabolic



속도 증가 시간 = 감속 시간  
 대칭



Linear segments with Pamblolic  
blend = 위치 profile

가속, 감속, 등속 3부분이다 보니까, 계산이 쉬움, 프로그램  
이 간편함

시각, 끝 부분에서 가속도가 클 => 진동이 있을 것 같은  
시스템에서는 사용하지 않음.

시스템에 따른 구간 프로그램 설계가 중요.

$$F = ma \quad F = k_m \ddot{r} \quad \ddot{r}(t) = \frac{m}{k_m} a(t)$$

가속도에 따라 관류량이 비례. → 관류를 미리 계산하여

근비례수 값을 써서 계기의 부양을 줄일 수 있음.

feed forward 제어기

근터의 feed forward 제어기는 error가 나타나면

부양이 가속도의 프로그램 값.

o trajectories by multiple via points.

3점은 통과할 때

시각, 끝 위치, 속도, 가속도가 주어질 수 있음

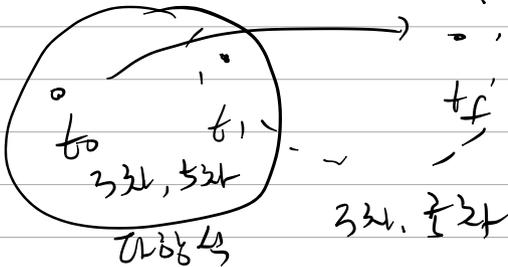
$$r(t_0), \dot{r}(t_0), \ddot{r}(t_0), r(t_f), \dot{r}(t_f), \ddot{r}(t_f)$$

수개 구간  $\rightarrow$  6차 미분방정식으로 계산 가능

정유권역  $\rightarrow$   $\frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} dx$   $\rightarrow$   $\frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} dx$

즉  $\frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} dx$   $\rightarrow$   $\frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} dx$

근점인  $\frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} dx$   $\rightarrow$   $\frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} dx$



각 구간의 속도가 주어진

6차

미분방정식  $\rightarrow$   $\frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} dx$

각 구간은 2 구간에서만 유한 (시간이 무리?)

\*

장애물이 있을 때 어떻게 피하게 할 것인가

motion planning + 장애물 회피

① Bug 알고리즘

장애물을 회피하는 방법을 표현, 간단, 쉬움

경로를 반복적으로 찾아가서 장애물이 있으면 C-space  
를 고쳐서 해를 찾음

② Artificial Potential Function

장애물을 가까워질수록 높음 (장애물은 +, 목표는 -)

목적지까지

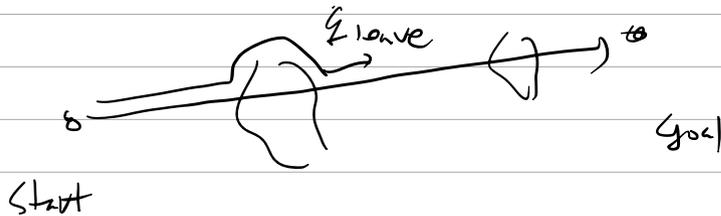


Goal은 goal 이서 가리진 가가순 객은 선택

장애물을 통과하여 갔다면 부위 양근리듬으로  
불가능

bug 2 양근리듬

장애물을 벗어나는 지점여 라를 시각적, 풍속은  
있는 객은 한나번 탐색



### ② Configuration Space

클로저 조건을 만족하는 넓이가 있을 - 포인트를 표현

Configuration Space는 칸아야 함

Configuration = 시스템의 모든 점의 위치를 표현  
(클로저)

C-space

점으로 표현된 ~~사~~ & 표현할 때 Work Space =

Configuration Space라 표현

### ③ Artificial Potential Function

Work Space를 산과 골짜기를 표현

Goal 부근은 위치 클로저 공간을 높음 곳에 위치

Robot은 + 전하. 장애물은 + 전하, 목표는 - 전하를 띤

attractive potential 은 전하 증가 할수록 사동 거리가 짧수록

repulsive potential 은 어느 범위 안에서는 0이다.

충돌회 면 거리를 할수록

threshold 사용 ← 낮아질수록 힘은 무의미

Gradient Descent Algorithm.

공간을 표현하여 계산할 수 있음.

### ④ Road map

클러스터링을 하기엔, 주변 환경은 변하지 않음

map은 환경을 표현한 정보. mapping: 클러스터링

map을 만드는 과정

map을 생성하는 방법

- Topological representation

- Geometric Model

- Grid : 가장 간단하고 비효율적이지만 접근 가능 영역

node와 edge 를 정의 → graph 를 인식

클러스터링 : |라벨| 곡선 특이 정의

start, end 이 라벨로 연결

### \* 접근성 (Accessibility)

클러스터에 정의된 모든 노드의 노드가  $u_{start}$  가 접근 가능

한가?

### • 분할 가능성 (Separability)

클러스터에 있는  $u_{goal}$  이  $u_{goal}$  이 접근 가능?

정리 가능

### • Connectivity (연결성)

$u_{start}$  와  $u_{goal}$  이 연결되어 있는가?

각각 노드와 다른 노드와 연결

road map을 위한 Visibility Graph.

장애물의 위치를 node로 표현

장애물과 충돌하는 edge는 제외.

→ reduced Visibility Graph를 반환

Voronoi Diagram