

Inverse kinematics

using QP

7. 제2 LUKA 역자극 OP 문제 공식화.

1. 기본 OP 형태.

$$\min_{z \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} z^T H z + f^T z$$

$$\text{subject to: } A_{eq} z = b_{eq} \text{ (Equality constraint)}$$

$$A_{ineq} z \leq b_{ineq} \text{ (Inequality constraint)}$$

(여기까지) $z \in \mathbb{R}^n$: Joint Angle vector

$H \in \mathbb{R}^{n \times n}$: Hessian matrix

$f \in \mathbb{R}^n$: linear coefficient vector

$A_{eq} \in \mathbb{R}^{m \times n}$: Equality constraint coefficient matrix.

$A_{ineq} \in \mathbb{R}^{m \times n}$: Inequality constraint coefficient matrix.

2. 목적함수 설계

● option 1 : 관절각 변화 최소화
 $\rightarrow \leq 0 \Rightarrow \text{convex.}$

$$\Rightarrow H = I \text{ (단위 행렬)}, f = -2z_0$$

$$\Rightarrow \text{Object: } \min_{z \in \mathbb{R}^n} \|z - z_0\|^2$$

● option 2 : 가중치 최소화

$$\Rightarrow H = W \text{ (가중치 행렬)}, f = -2Wz_0$$

$$\Rightarrow \text{Object: } \min_{z \in \mathbb{R}^n} (z - z_0)^T W (z - z_0)$$

● option 3 : 특이점 회피 포함.

$$\Rightarrow H = W_1 + \kappa (J^T J)^{-1}$$

$$\Rightarrow f = -2W_1 z_0$$

\Rightarrow Total objective function

$$= \text{관절각 변화 최소화} + \text{특이점 회피} + \text{조작성 최적화}$$

$$\Rightarrow J(z) = \frac{1}{2} (z - z_0)^T W_1 (z - z_0)$$

$$+ \alpha * \text{singularity-avoidance}(z)$$

$$+ \beta * \text{manipulability}(z)$$

X option 3 상세!

[문제 1] 기본 관측값 변화 최소화

$$\Rightarrow \text{Term 1} = \frac{1}{2} (\mathbf{z} - \mathbf{z}_0)^T \mathbf{W}_1 (\mathbf{z} - \mathbf{z}_0) = \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{W}_1 \mathbf{z} - \mathbf{z}_0^T \mathbf{W}_1 \mathbf{z} + \frac{1}{2} \mathbf{z}_0^T \mathbf{W}_1 \mathbf{z}_0$$

QP 형태로 변환

$$\circ H_1 = \mathbf{W}_1, \quad \mathbf{f}_1 = -\mathbf{W}_1 \mathbf{z}_0, \quad \text{상승 문제!}$$

[문제 2] : 특이점 회피 (Singularity Avoidance) → 특이점에서 멀어지도록 하는 항.

◦ 방법 A - Jacobian 자식 기반

$$\Rightarrow \text{Singularity_Avoidance} = -\alpha \sqrt{\det(\mathbf{J} \mathbf{J}^T)}$$

◦ 방법 B - 최소 특이값 기반

$$\Rightarrow \text{Singularity_Avoidance} = -\alpha * \sigma_{\min}(\mathbf{J})^2$$

◦ 방법 C - 자공간 최소자승 기반 (null space projection)

$$\Rightarrow \text{Singularity_Avoidance} = \alpha \mathbf{z}^T (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{z}$$

↑ → 정규화 항으로 수치적 안정성 보장!

$$\Rightarrow \text{Term 2} = \alpha \mathbf{z}^T (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{z}$$

↑ → 의 과정에서 작을수록 (특이점 근치) 큰 페널티

⇒ QP 형태

$$\circ H_2 = \alpha (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1}, \quad \mathbf{f}_2 = 0$$

[문제 3] : 조작성 최대화 (Manipulability)

* 7 자유도에서 조작성이 중요한 위치

이 오동작이 조작성이 높은 자세에서 유리

① 조종기구의 활용

② 작업수행률 개선

→ 같은 E.E. 위치에서 무수히 많은 태 존재

→ 작업수행률에 장애물 회피 관련

→ 그 중 조작성이 높은 태 사용

→ 다음 작업영역의 전환

조작성 지수 $\omega(\mathbf{z}) = \sqrt{\det(\mathbf{J}\mathbf{J}^T)}$ 를 최적화

Taylor 전개를 통한 선형화

$$\omega(\mathbf{z}) \approx \omega(\mathbf{z}_k) + \nabla \omega(\mathbf{z}_k)^T (\mathbf{z} - \mathbf{z}_k)$$

조작성 최적화 = $-\beta \omega(\mathbf{z})$ 최소화

$$\begin{aligned} \text{Term3} &= -\beta (\omega(\mathbf{z}_k) + \nabla \omega(\mathbf{z}_k)^T (\mathbf{z} - \mathbf{z}_k)) \\ &= -\beta \nabla \omega(\mathbf{z}_k)^T \mathbf{z} + \text{상수항.} \end{aligned}$$

여기에서 조작성 기울기:

$$\nabla \omega(\mathbf{z}) = \nabla (\sqrt{\det(\mathbf{J}\mathbf{J}^T)}) = \frac{1}{2} \omega(\mathbf{z})^{-1} \text{trace}((\mathbf{J}\mathbf{J}^T)^{-1} \nabla(\mathbf{J}\mathbf{J}^T))$$

$$\Rightarrow \text{QP 형태} : \quad \mathbf{0}^T \mathbf{H}_3 \mathbf{z} = 0 \text{ (제약 없음)}, \quad \mathbf{f}_3 = -\beta \nabla \omega(\mathbf{z}_k)$$

<최종결론>

$$\text{Hessian matrix} : \mathbf{H} = \mathbf{H}_1 + \mathbf{H}_2 + \mathbf{H}_3 = \omega_1 + \alpha (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} + \mathbf{0}$$

$$\text{Linear coefficient vector} : \mathbf{f} = \mathbf{f}_1 + \mathbf{f}_2 + \mathbf{f}_3 = -\omega_1 \mathbf{z}_0 + \mathbf{0} + (-\beta \nabla \omega(\mathbf{z}_k))$$

<매개변수 설정 가이드>

- ω_1 : 관측별 가중치 (보통 Identity matrix or diagonal matrix)
- α : 속이점 회피 정도 ($0.01 \sim 0.1$)
- β : 조작성 최적화 정도 ($0.001 \sim 0.01$)
- λ : 정규화 매개변수 ($1e^{-6} \sim 1e^{-4}$)

↳ 비선형 QP를 킬 수 있는 방법

3. 제약조건 설정

* 동차 제약조건 (L.F. 제약/자유)

$$A_{eq} = J(z_k), \quad b_{eq} = z_g - J(z_k) \Rightarrow \text{목표값} - \text{현재값}$$

* 우리가 원하는 것 $J(z) = z_g$

→ Taylor를 통한 선형화

→ 현재 관측값 z_k 근처에서 $J(z)$ 를 Taylor

→ $J(z) \approx J(z_k) + J'(z_k)(z - z_k)$

* 여기에서 $J'(z_k) = \frac{\partial J}{\partial z} \Big|_{z=z_k}$

* 불등식 제약조건

○ 관측값 관계 : $z_{min} \leq z \leq z_{max}$

○ 관측값의 관계 : $\dot{z}_{min} \leq \frac{z - z_k}{\Delta t} \leq \dot{z}_{max}$

○ 관측값 속도 관계 : $\ddot{z}_{min} \leq \frac{z - 2z_k + z_{k-1}}{\Delta t^2} \leq \ddot{z}_{max}$

* k번째 반복에서

• z_k : 현재 알고있는 관측값 (주어진 값)

• z : QP로 고려할 새로운 관측값 (회전값 변경)

* But 이는 여기에서 manipulability

사용 X.