

第3回 MPC 勉強会

鶴原康太

November 7, 2023

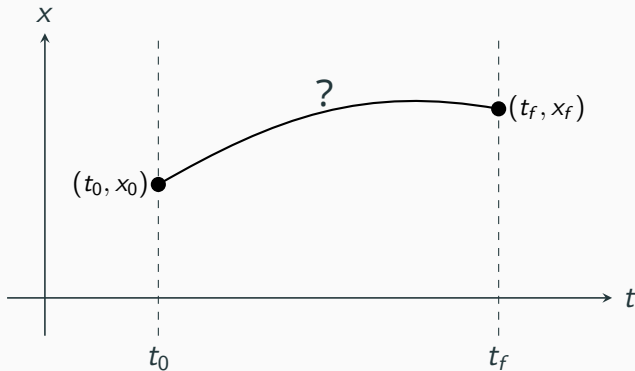
今回の目標

$$-\frac{\partial V}{\partial t}(x, t) = \min_u H \left(x, u, \left(\frac{\partial V}{\partial x} \right)^T (x, t), t \right)$$

- 復習
- 動的計画法
- HJB 方程式
- 最小原理
- MPC 導入

今までの内容覚えてますか？
復習しましょう!!

最適制御とは



最適制御

状態方程式 $\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t)$

評価関数 $J = \phi(x(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} L(x(t), u(t), t) dt$

終端コスト

ステージコスト

前回のおさらい

微分法

関数の勾配を考える
停留するとある関数の最大
or 最小
点の変動を考える



変分法

汎関数 (関数の関数) の勾
配を考える
停留するとある関数の全体
を最大 or 最小
関数の変動を考える

微分法ではある曲線を最小化 (最大化) することを考えていたけど、変分法ではある評価関数に基づいて関数全体を最小化 (最大化) する関数を求める
偏微分と似た考え方をする
二点境界値問題の解
Euler-Lagrange 方程式を満たす
制約を含んだ場合

最適性条件まとめ

時間を考慮しない

線形 MPC

予め時間を考慮して出した式から出た最適化問題を解いたから最適化問題自体は時間を考慮不要

Lagrange の未定乗数法

$$L(x, \lambda) = f(x) + \lambda^T g(x)$$

KKT 条件

$$\nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* \nabla g_i(x^*) + \sum_{j=1}^n \mu_j^* \nabla h_j(x^*) = 0$$

$$g_i(x^*) \leq 0 \quad \text{for all } i$$

$$\lambda_i^* \geq 0 \quad \text{for all } i$$

$$\lambda_i^* g_i(x^*) = 0 \quad \text{for all } i$$

$$h_j(x^*) = 0 \quad \text{for all } j$$

時間を考慮

非線形 MPC

時間で離散化せずに直接最適化問題を解きたい

Euler-Lagrange 方程式

$$\frac{\partial L}{\partial x} - \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{x}} \right) = 0$$

最適化の多様な定式

Q. なぜ似たようなものがいくつもあるのか??

A. 同時期 (冷戦期) に 2 人の天才によって最適制御が定式化されたから



Bellman

Bellman 方程式
HJB 方程式



Pontryagin

最小原理

- 復習
- 動的計画法
- HJB 方程式
- 最小原理
- MPC 導入

線形 MPC では離散状態を考えただけ、連続での制御を考える

Bellman 方程式

$$V(x, t) = \min_{u[t, t+dt]} (L(x, u, t)dt + V(x + f(x, u, t)dt, t + dt))$$

動的計画法 1

最適制御

状態方程式 $\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t)$

評価関数 $J = \phi(x(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} L(x(t), u(t), t) dt$

終端コスト

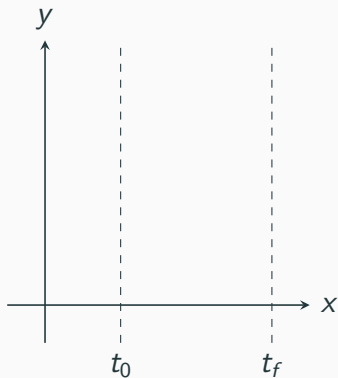
ステージコスト

価値関数 $V(x, t)$: 評価関数 J を最小にする値

$$V(x, t) = \min_{u[t, t_f]} \left(\phi(x(t_f)) + \int_t^{t_f} L(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau \right)$$

最適化を価値関数を探すことだと考える

動的計画法 2



$$t_0 \longrightarrow t_f$$

$$t_0 \longrightarrow t_0 + dt \quad t_0 + dt \longrightarrow t_f$$

動的計画法 3

$$\begin{aligned} V(x, t) &= \min_{u[t, t_f]} \left(\phi(x(t_f)) + \int_t^{t_f} L(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau \right) \\ &= \min_{u[t, t_f]} \left(\int_t^{t+dt} L(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau + \phi(x(t_f)) + \int_{t+dt}^{t_f} L(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau \right) \\ &= \min_{u[t, t+dt]} \left(\int_t^{t+dt} L(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau + \min_{u[t+dt, t_f]} \left(\phi(x(t_f)) + \int_{t+dt}^{t_f} L(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau \right) \right) \\ &= \min_{u[t, t+dt]} \left(\int_t^{t+dt} L(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau + V \left(x + \int_t^{t+dt} f(x, u, \tau) d\tau, t + dt \right) \right) \end{aligned}$$

Bellman 方程式

$$V(x, t) = \min_{u[t, t+dt]} (L(x, u, t)dt + V(x + f(x, u, t)dt, t + dt))$$

$$V(x, t_f) = \phi(x(t_f))$$

Bellman 方程式が解ければ最適制御ができる!!! (もともとの評価関数を満たす解を求めるのと一緒に)
目標の状態 $x(t_f)$ が分かっているならば解けそう??

動的計画法 4

Bellman 方程式

$$V(x, t) = \min_{u[t, t+dt]} (L(x, u, t)dt + V(x + f(x, u, t)dt, t + dt))$$

次元の呪い

次元の呪いは、状態空間や行動空間の次元数が増加するにつれて、必要な計算量やメモリが指数的に増加する現象

2次元の格子が10の場合、合計100のセルが存在します。しかし、10次元の格子が各次元に10のセルを持つ場合、合計で $10^{10} = 10,000,000,000$ のセルが存在します。このように、次元が増加するにつれて格子の数が指数的に増加し、それに伴い計算量も指数的に増加します。

動的計画法まとめ

動的計画法は大きな問題を小さな部分問題に分解し、それぞれ解くことで全体の解を得る手法

Bellman 方程式

$$V(x, t) = \min_{u[t, t+dt]} (L(x, u, t)dt + V(x + f(x, u, t)dt, t + dt))$$

- 最適的な性質を持つ
- 計算結果を保存して再利用 (メモ化)

現在位置

- 復習
- 動的計画法
- HJB 方程式
- 最小原理
- MPC 導入

Bellman 方程式から HJB 方程式への変形

$$V(x, t) = \min_u (L(x, u, t)dt + V(x + f(x, u, t)dt, t + dt))$$

$$-\frac{\partial V}{\partial t}(x, t) = \min_u H \left(x, u, \left(\frac{\partial V}{\partial x} \right)^T (x, t), t \right)$$

HJB 方程式

$$V(x, t) = \min_u (L(x, u, t)dt + V(x + f(x, u, t)dt, t + dt))$$

$V(x + f(x, u, t)dt, t + dt)$ を (x, t) で Taylor 展開する

$$V(x + f(x, u, t)dt, t + dt) \simeq V(x, t) + \frac{\partial V}{\partial x}(x, t) f(x, u, t) dt + \frac{\partial V}{\partial t}(x, t) dt$$

$$V(x, t) = \min_{u[t, t+dt]} \left(L(x, u, t)dt + V(x, t) + \frac{\partial V}{\partial x}(x, t) f(x, u, t) dt + \frac{\partial V}{\partial t}(x, t) dt \right)$$

$$0 = \min_{u[t, t+dt]} \left(L(x, u, t)dt + \frac{\partial V}{\partial x}(x, t) f(x, u, t) dt + \frac{\partial V}{\partial t}(x, t) dt \right)$$

$$H(x, u, \lambda, t) = L(x, u, t) + \lambda^T f(x, u, t)$$

$$H\left(x, u, \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^T(x, t), t\right) = L(x, u, t) + \frac{\partial V}{\partial x}(x, t) f(x, u, t)$$

$$-\frac{\partial V}{\partial t}(x, t) = \min_u H\left(x, u, \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^T(x, t), t\right)$$

現在位置

- 復習
- 動的計画法
- HJB 方程式
- 最小原理
- MPC 導入

別の観点から最適制御を考える



最小原理 1

最小原理 2

もちろん最小原理から HJB 方程式を導ける

最適性条件まとめ

ラグランジュの未定乗数法

KKT 条件

オイラーラグランジュ方程式

動的計画法 (new)

HJB 方程式 (new)

最小原理 (new)

動的計画法から HJB 方程式を導いたが、最小原理からも導ける

ここに各関係の図を貼る

現在位置

- 復習
- 動的計画法
- HJB 方程式
- 最小原理
- MPC 導入

Euler-Lagrange 方程式では入力に状態を含んでいないので、状態が変化 (外的要因によって) する現実システムだと扱いにくい

HJB 方程式は入力に状態を含んでいるが、偏微分方程式なので扱いにくい

現実問題に落とし込んだのが MPC

評価区間が無限の MPC の解は HJB 方程式と一致するはず (たぶん...)

書籍

- 非線形最適制御入門 (名著です)
- しっかり学ぶ数理最適化 (最適化全般について)
- はじめての最適化 (変分法の説明が分かりやすいです)