

## 2. 最优化数学建模推导

MPC的三个步骤:

常用的最优化策略

MPC代价函数推导

### MPC的三个步骤:

Step 1: 在  $k$  时刻, 测量/估计当前系统状态;

Step 2: 基于  $u_k, u_{k+1}, \dots, u_{k+N-1}$  来进行最优化控制;

$$J = \sum_k^{N-1} E_k^T Q E_k + U_k^T R U_k + E_N^T F E_N$$

$E_N^T F E_N$  表示预测区间最后时刻的代价。

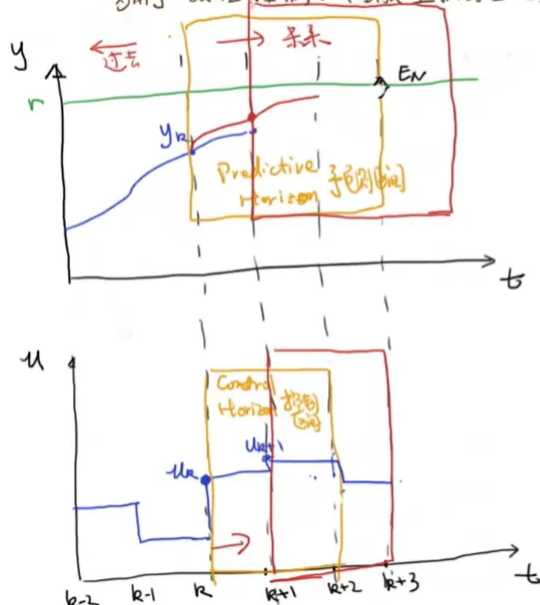
Step 3: 在  $k$  时刻, 只实施  $u_k$ 。滚动优化控制 (Receding Horizon Control)

MPC: 模型预测控制

通过模型来预测系统在某一未来时间段内的表现并进行优化控制。

多用于 数位 控制。离散型状态空间表示

$$X_{k+1} = A X_k + B U_k$$



3 steps:

在  $k$  时刻:

Step 1: 估计/测量当前系统状态。

Step 2: 基于  $u_k, u_{k+1}, \dots, u_{k+N-1}$  来进行最优化。

$$J = \sum_k^{N-1} E_k^T Q E_k + U_k^T R U_k + \underbrace{E_N^T F E_N}_{\text{最终 Terminal}}$$

★ step 3: 只取  $u_k$

Receding Horizon Control  
滚动优化控制。

→ 考虑 Constraints 约束

# 常用的最优化策略

## 常用的最优化策略：二次规划

一般形式：

$$\min Z^T Q Z + C^T Z \quad (2)$$

二次规划的求解器现在比较有成熟的库/包（Matlab、Python等），我们要做的主要是**建立模型并化成一般形式**，然后用求解器求解。

## MPC代价函数推导

对于一个系统的状态方程：

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \quad (3)$$

其中， $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T_{n \times 1}$  表示系统的状态向量， $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T_{n \times 1}$  表示系统的控制输入向量， $\mathbf{A}_{n \times n}$  是系统的状态矩阵， $\mathbf{B}_{n \times n}$  是系统的输入矩阵。

在  $k$  时刻， $\mathbf{u}_{(k+N-1|k)}$  表示在  $k$  时刻预测到  $k+N-1$  时刻的控制输入， $N$  表示预测区间； $\mathbf{x}_{(k+N|k)}$  表示在  $k$  时刻预测到  $k+N$  时刻的系统状态。

为了简化推导过程，作出如下假设：

1. 系统的输出  $\mathbf{y}(k) = \mathbf{x}(k)$  ；
2. 系统的参考值（期望值） $\mathbf{R}(\text{Reference}) = 0$  。

那么误差  $E = Y - R = X - 0 = X$

代价函数：

$$J = \sum_{i=0}^{N-1} (\mathbf{x}_{(k+i|k)}^T \mathbf{Q} \mathbf{x}_{(k+i|k)} + \mathbf{u}_{(k+i|k)}^T \mathbf{R} \mathbf{u}_{(k+i|k)}) + \mathbf{x}_{(k+N|k)}^T \mathbf{F} \mathbf{x}_{(k+N|k)} \quad (4)$$

其中， $\sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{x}_{(k+i|k)}^T \mathbf{Q} \mathbf{x}_{(k+i|k)}$  表示误差加权和， $\sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{u}_{(k+i|k)}^T \mathbf{R} \mathbf{u}_{(k+i|k)}$  表示输入加权和， $\mathbf{x}_{(k+N|k)}^T \mathbf{F} \mathbf{x}_{(k+N|k)}$  表示系统在预测最后时刻的误差，称为终端误差。

**注意，实际情况下我们可能还需要考虑模型的约束。**

初始状态下， $\mathbf{x}_{(k|k)} = \mathbf{x}_k$ ， $\mathbf{x}_k$  是我们的初始条件。根据系统的状态方程，有：

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{(k+1|k)} &= \mathbf{A}\mathbf{x}_{(k|k)} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k|k)} \\ &= \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k|k)} \end{aligned} \quad (5a)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{(k+2|k)} &= \mathbf{A}\mathbf{x}_{(k+1|k)} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+1|k)} \\ &= \mathbf{A}(\mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k|k)}) + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+1|k)} \\ &= \mathbf{A}^2\mathbf{x}_k + \mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{u}_{(k|k)} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+1|k)} \end{aligned} \quad (5b)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{(k+3|k)} &= \mathbf{A}\mathbf{x}_{(k+2|k)} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+2|k)} \\ &= \mathbf{A}(\mathbf{A}^2\mathbf{x}_k + \mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{u}_{(k|k)} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+1|k)}) + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+2|k)} \\ &= \mathbf{A}^3\mathbf{x}_k + \mathbf{A}^2\mathbf{B}\mathbf{u}_{(k|k)} + \mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+1|k)} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+2|k)} \end{aligned} \quad (5c)$$

一直迭代下去，我们可以得到：

$$\mathbf{x}_{(k+N|k)} = \mathbf{A}^N\mathbf{x}_k + \mathbf{A}^{N-1}\mathbf{B}\mathbf{u}_{(k|k)} + \cdots + \mathbf{B}\mathbf{u}_{(k+N-1|k)} \quad (5d)$$

写成矩阵形式：

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{(k|k)} \\ \mathbf{x}_{(k+1|k)} \\ \mathbf{x}_{(k+2|k)} \\ \mathbf{x}_{(k+3|k)} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{(k+n|k)} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^2 \\ \mathbf{A}^3 \\ \vdots \\ \mathbf{A}^n \end{bmatrix}}_{\substack{(n+1) \times 1 \\ \mathbf{M}}} \mathbf{x}_k + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{A}^0\mathbf{B} & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{A}\mathbf{B} & \mathbf{B} & \cdots & 0 \\ \mathbf{A}^2\mathbf{B} & \mathbf{A}\mathbf{B} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \\ \mathbf{A}^{n-1}\mathbf{B} & \mathbf{A}^{n-2}\mathbf{B} & \cdots & \mathbf{B} \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}} \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{(k|k)} \\ \mathbf{u}_{(k+1|k)} \\ \mathbf{u}_{(k+2|k)} \\ \mathbf{u}_{(k+3|k)} \\ \vdots \\ \mathbf{u}_{(k+n-1|k)} \end{bmatrix}}_{\substack{n \times 1 \\ \mathbf{U}_k}} \quad (6a)$$

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{M}\mathbf{x}_k + \mathbf{C}\mathbf{U}_k \quad (6b)$$


  
 初始向量

展开Eq.(4)，我们得到：

$$\begin{aligned}
J &= x_{(k|k)}^T Q x_{(k|k)} + x_{(k+1|k)}^T Q x_{(k+1|k)} + \dots + x_{(k+m-1|k)}^T Q x_{(k+m-1|k)} \\
&\quad + x_{(k+m|k)}^T F x_{(k+m|k)} + \sum_{i=0}^{n-1} u_{(k+i|k)}^T R u_{(k+i|k)} \\
&= \begin{bmatrix} x_{(k|k)} \\ x_{(k+1|k)} \\ \vdots \\ x_{(k+m|k)} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Q & & \\ & \ddots & \\ & & Q \\ & & & F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{(k|k)} \\ x_{(k+1|k)} \\ \vdots \\ x_{(k+m|k)} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{n-1} u_{(k+i|k)}^T R u_{(k+i|k)} \\
&\quad \underbrace{\hspace{10em}}_{\bar{Q}}
\end{aligned}$$

$$= x_k^T \bar{Q} x_k + \begin{bmatrix} u_{(k|k)} \\ u_{(k+1|k)} \\ \vdots \\ u_{(k+m-1|k)} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} R & & \\ & \ddots & \\ & & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{(k|k)} \\ u_{(k+1|k)} \\ \vdots \\ u_{(k+m-1|k)} \end{bmatrix}$$

$$= x_k^T \bar{Q} x_k + u_k^T \bar{R} u_k$$

也即：

$$\begin{aligned}
J &= \mathbf{x}_k^T \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{x}_k + \sum_{i=0}^{n-1} \mathbf{u}_{(k+1|k)}^T \mathbf{R} \mathbf{u}_{(k+1|k)} \\
&= \mathbf{x}_k^T \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{x}_k + \mathbf{U}_k^T \bar{\mathbf{R}} \mathbf{U}_k
\end{aligned} \tag{7}$$

联立Eq.(6b)和Eq.(7)，得到：

$$J = (\mathbf{M} \mathbf{x}_k + \mathbf{C} \mathbf{U}_k)^T \bar{\mathbf{Q}} (\mathbf{M} \mathbf{x}_k + \mathbf{C} \mathbf{U}_k) + \mathbf{U}_k^T \bar{\mathbf{R}} \mathbf{U}_k \tag{8}$$

整理公式，可以得到：

$$\begin{aligned}
 J &= \mathbf{x}_k^T \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{x}_k + \mathbf{u}_k^T \bar{\mathbf{R}} \mathbf{u}_k \\
 &= (\underbrace{\mathbf{x}_k^T \bar{\mathbf{M}}^T + \mathbf{u}_k^T \bar{\mathbf{C}}^T}_{\text{transpose of } \bar{\mathbf{M}} \mathbf{x}_k + \bar{\mathbf{C}} \mathbf{u}_k})^T (\bar{\mathbf{M}} \mathbf{x}_k + \bar{\mathbf{C}} \mathbf{u}_k) + \mathbf{u}_k^T \bar{\mathbf{R}} \mathbf{u}_k \\
 &= \mathbf{x}_k^T \bar{\mathbf{M}}^T \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{M}} \mathbf{x}_k + \underbrace{\mathbf{x}_k^T \bar{\mathbf{M}}^T \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{C}} \mathbf{u}_k}_{\text{transpose of } \mathbf{u}_k^T \bar{\mathbf{C}}^T \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{M}} \mathbf{x}_k} + \underbrace{\mathbf{u}_k^T \bar{\mathbf{C}}^T \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{M}} \mathbf{x}_k}_{\text{transpose of } \mathbf{x}_k^T \bar{\mathbf{M}}^T \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{C}} \mathbf{u}_k} + \mathbf{u}_k^T \bar{\mathbf{C}}^T \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{C}} \mathbf{u}_k + \mathbf{u}_k^T \bar{\mathbf{R}} \mathbf{u}_k
 \end{aligned} \tag{9}$$

$J$  是一个数（标量），而等式右边的第二项和第三项也是一个数，且二者互为转置，因此等式右边的第二项和第三项相等。

令  $\mathbf{M}^T \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{M} = \mathbf{G}$ ,  $\mathbf{M}^T \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{C} = \mathbf{E}$ ,  $\mathbf{C}^T \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{C} + \bar{\mathbf{R}} = \mathbf{H}$ ，可以将代价函数写成：

$$J = \mathbf{x}_k^T \mathbf{G} \mathbf{x}_k + 2\mathbf{x}_k^T \mathbf{E} \mathbf{u}_k + \mathbf{u}_k^T \mathbf{H} \mathbf{u}_k \tag{10}$$

最终，我们将代价函数转化成了二次规划的一般形式，如Eq.(2)所示。

$\mathbf{x}_k$  是系统已知的初始状态。