

同 济 大 学

实验报告

模型预测控制



课程名称 最优化原理

学生姓名 姚 天 亮

学 号 2150248

学 院 电子与信息工程学院

一、作业要求

假设天问一号降速过程中的部分所需控制模型如下：

$$\begin{aligned}x_1(k+1) &= 2x_1(k) + 2x_2(k) \\x_2(k+1) &= -2x_1(k) - x_2(k) + x_3(k) \\x_3(k+1) &= 2x_2(k) + 1.5x_3(k) + u(k)\end{aligned}$$

状态及输入的约束条件：

$$\begin{aligned}-20 \leq x_1 \leq 20, \quad -10 \leq x_2 \leq 10 \\-20 \leq x_3 \leq 20, \quad -10 \leq u \leq 10\end{aligned}$$

预测步数：

$$N = 10$$

初值：

$$x_0 = [2; 1; 1]$$

代价函数系数矩阵：

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad R = 1$$

问题：

结合课堂内容所学，请将其整理成状态空间的形式并采用模型预测控制方法求解最优解。请使用 Matlab 编程实现，其中 QP 求解器用加速梯度投影法。

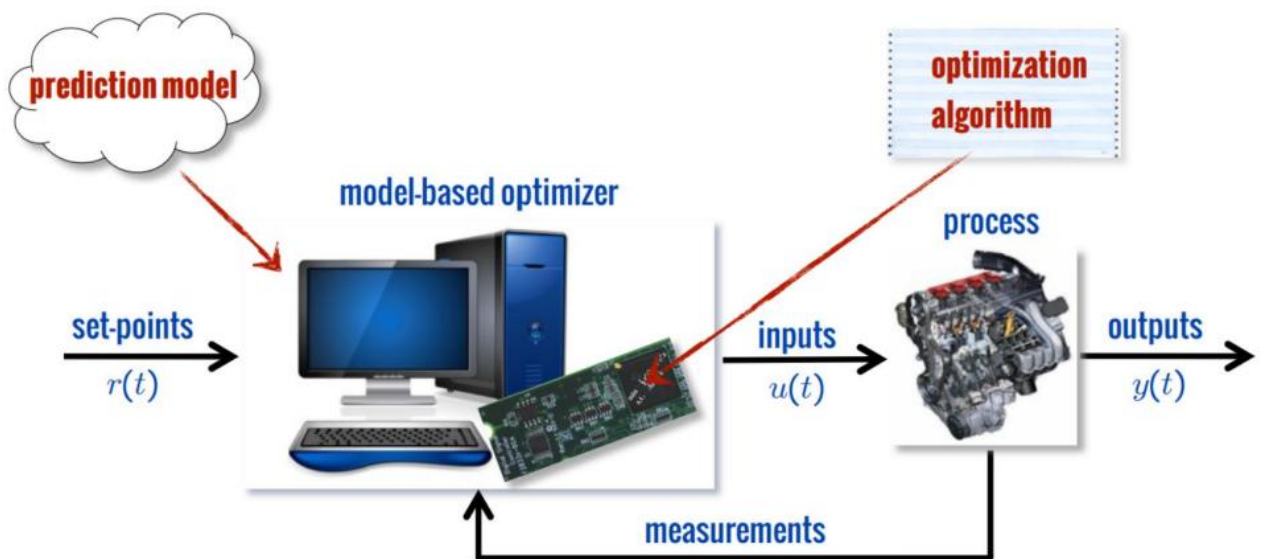
二、理论推导

本作业题的目的将控制模型整理为状态空间的形式，并采用模型预测控制方法进行最优解的求解。

模型整理成的状态空间如下：

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} 2 & 2 & 0 \\ -2 & -1 & 1 \\ 0 & 2 & 1.5 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} u$$

要求使用的模型控制，使用过程的动态模型预测其未来的发展并选择“最佳”控制措施。本质上模型预测控制是求解一个开环最优的控制问题。



具有：预测模型 滚动优化 反馈校正的三要素。

预测模型是根据系统的现时刻的控制输入以及过程的历史信息，预测过程输出的未来值。因此，需要一个描述系统动态行为的模型作为预测模型。

模型预测控制采用滚动式的有限时域优化策略。即优化过程不是一次离线完成的，而是反复在线进行的。某一时刻计算得到的控制序列只实施第一个控制作用，在下一个采样时刻重新求取最优控制率。

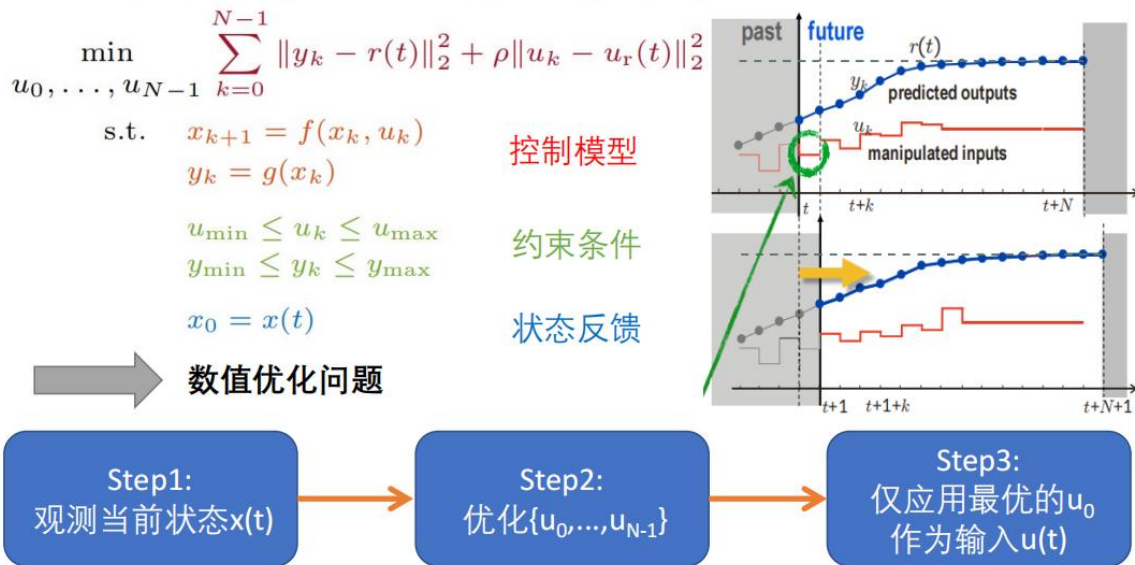
在预测控制中，通过输出测量值与模型预估值进行比较，得出模型预测误差，再利用模型预测误差来对模型的预测值进行修正。

对模型施加了反馈校正的过程，使预测控制具有很强的抗扰动和克服系

统不确定性的能力。预测控制中利用了反馈信息，因此这是一种闭环优化控制算法。

MPC问题的数学描述：

- MPC问题：在未来的N步范围内找到最佳的控制序列



使用加速梯度投影法的QP求解器是一种基于牛顿法的学习算法，它可以近似损失函数为一个简单的抛物线，并通过计算抛物线的最小值来更新权重。

具体的实现原理与步骤如下：

首先，对损失函数 L 进行二阶泰勒展开，得到一个抛物线的近似。

然后，根据权重差定义权重的更新规则，并用差商线性近似 L 的二阶导数 1 。

最后，利用当前和之前的权重、权重差和损失斜率，计算新的权重，并重复这个过程直到收敛。



4. MPC实验

● ADMM子程序求解QP

function [z]=admmqp(Q,c,A,u,l)

% H为二次项Q

% f为一次项c'

% A, l, u为约束条件

n = size(Q,1);

z = ones(n,1);

s = ones(n,1);

v = ones(n,1);

maxiter = 1000;

rho = 1.0;

iM = inv(Q+rho*A'*A);

k=0;

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} z' Q z + c' z \\ \text{s.t.} \quad & \ell \leq A z \leq u \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} z^{k+1} &= -(Q + \rho A' A)^{-1} (\rho A' (v^k - s^k) + c) \\ s^{k+1} &= \min\{\max\{A z^{k+1} + v^k, \ell\}, u\} \\ v^{k+1} &= v^k + A z^{k+1} - s^{k+1} \end{aligned}$$

while k<maxiter

k=k+1;

z=-iM*(c+A'*(rho*(v-s)));

Az=A*z;

s=min(max(Az+v,l),u);

v=v+Az-s;

end

$$\begin{aligned} z^{k+1} &= -(Q + \rho A' A)^{-1} (\rho A' (v^k - s^k) + c) \\ s^{k+1} &= \min\{\max\{A z^{k+1} + v^k, \ell\}, u\} \\ v^{k+1} &= v^k + A z^{k+1} - s^{k+1} \end{aligned}$$

3. QP的（快速）梯度法



采用快速梯度法求解对偶QP问题

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} y' H y + (Dx + W)' y \\ \text{s.t.} \quad & y \geq 0 \end{aligned}$$

$$H = GQ^{-1}G', D = S + GQ^{-1}F, \tau$$

$$\begin{aligned} \min_z \quad & \frac{1}{2} z' Q z + x' F' z \\ \text{s.t.} \quad & Gz \leq W + Sx \end{aligned}$$

原始-对偶变量关系 $z = -Q^{-1}(Fx + G^T y)$

$$\begin{aligned} K &= Q^{-1}G' \\ J &= Q^{-1}F \\ L &\geq \lambda_{\max}(GQ^{-1}G') \\ \beta_k &= \max\{\frac{k-1}{k+2}, 0\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} w^k &= y^k + \beta_k(y^k - y^{k-1}) \\ z^k &= -Kw^k - Jx \\ s^k &= \frac{1}{L}Gz^k - \frac{1}{L}(W + Sx) \\ y^{k+1} &= \max\{w^k + s^k, 0\} \end{aligned}$$

$$s^k = -\frac{1}{L}(GQ^{-1}G^T w^k + GQ^{-1}Fx + Sx + W) = \frac{1}{L}Gz^k - \frac{1}{L}(Sx + W)$$

对上述的更新，主要是对w,z,s,y更新。

$$\begin{aligned}
 w^k &= y^k + \beta_k(y^k - y^{k-1}) \\
 z^k &= -Kw^k - Jx \\
 s^k &= \frac{1}{L}Gz^k - \frac{1}{L}(W + Sx) \\
 y^{k+1} &= \max\{w^k + s^k, 0\}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 K &= Q^{-1}G' \\
 J &= Q^{-1}F \\
 L &\geq \lambda_{\max}(GQ^{-1}G') \\
 \beta_k &= \max\{\frac{k-1}{k+2}, 0\}
 \end{aligned}$$

$$Gz \leq W + Sx$$

● 线性预测模型

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \\ y_k = Cx_k \end{cases} \quad \begin{array}{l} x \in \mathbb{R}^n \\ u \in \mathbb{R}^m \\ y \in \mathbb{R}^p \end{array}$$

● 线性预测模型

$$x_k = A^k x_0 + \sum_{j=0}^{k-1} A^j B u_{k-1-j}$$

● 约束最优控制问题（二次性能指标）

$$\min_z x_N' P x_N + \sum_{k=0}^{N-1} x_k' Q x_k + u_k' R u_k$$

$$\begin{aligned}
 \text{s.t. } u_{\min} &\leq u_k \leq u_{\max}, \quad k = 0, \dots, N-1 \\
 y_{\min} &\leq y_k \leq y_{\max}, \quad k = 1, \dots, N
 \end{aligned}$$

第18页

Notation:

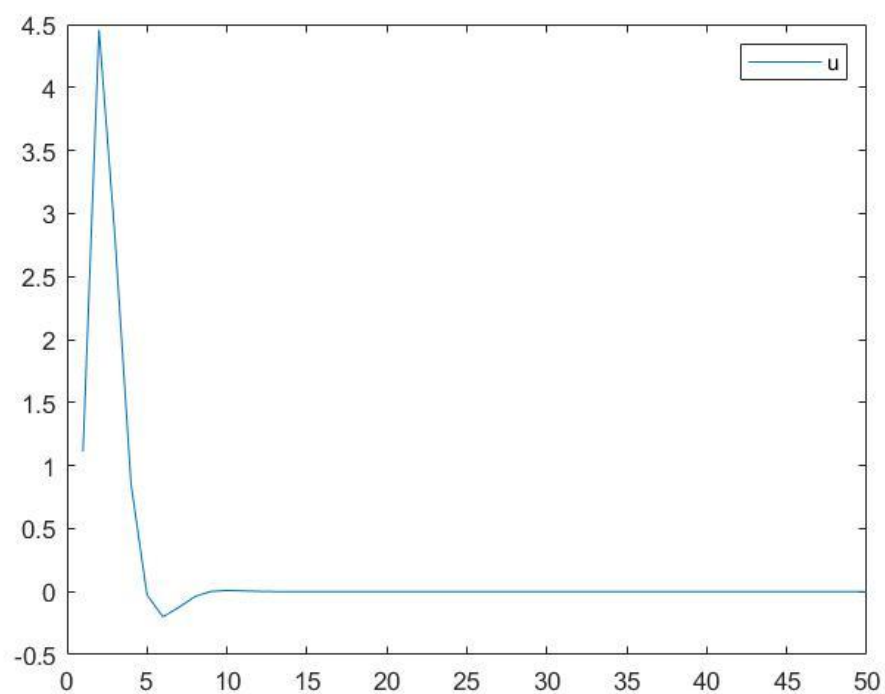
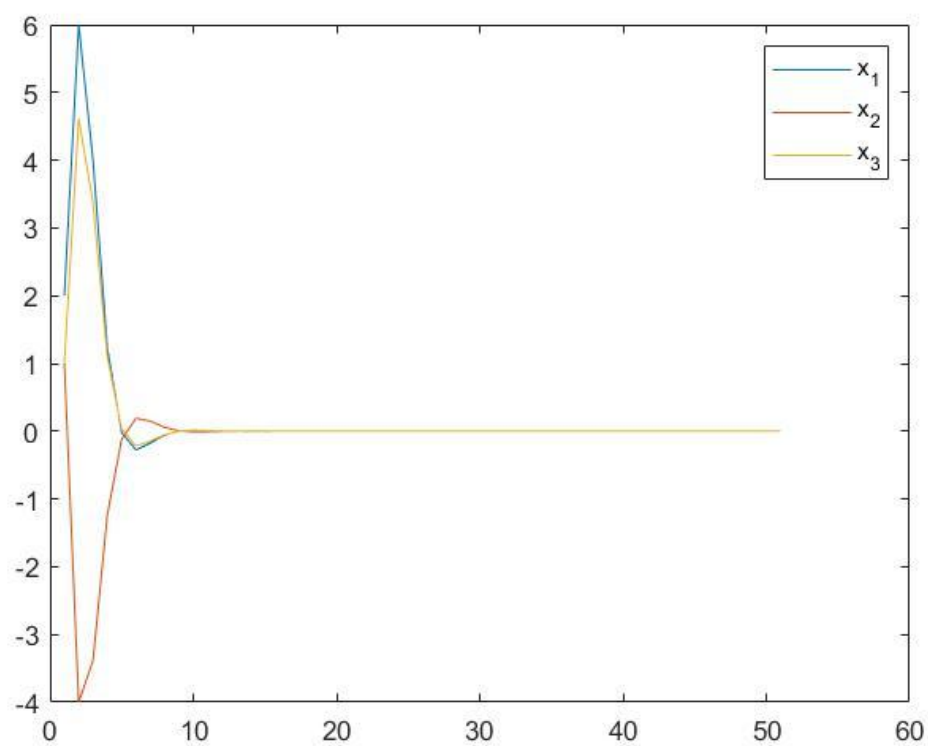
$$\begin{aligned}
 x_0 &= x(t) \\
 x_k &= x(t+k|t) \\
 u_k &= u(t+k|t)
 \end{aligned}$$

$$R = R' \succ 0$$

$$Q = Q' \succeq 0$$

$$P = P' \succeq 0$$

三、实验结果



附录

A. main.m

%2150248 姚天亮 自动化

%MPC: QP 加速梯度投影法

% 线性系统系数矩阵

A=[2 2 0; -2 -1 1;0 2 1.5];

B=[0;0;1];

% 初始状态量-如果不能在下一步回到约束范围内, 则会造成无解

x0=[2;1;1];

% 预测步长

Np=10;

% 优化目标参数, 加权矩阵

Q=eye(3); R=1;

% 转化为用控制量 u_t 表示的, 关于状态量的推导方程的矩阵

At=[]; Bt=[]; temp=[];

% 转换后的加权矩阵

Qt=[]; Rt=[];

% 加权矩阵的计算过程, 以及推导方程矩阵的叠加过程

```
for i=1:Np
    At=[At; A^i];
    Bt=[Bt zeros(size(Bt,1), size(B,2));A^(i-1)*B
temp];
    temp=[A^(i-1)*B temp];
    Qt=[Qt
zeros(size(Qt,1),size(Q,1));zeros(size(Q,1),size(Qt,1)
) Q];
    Rt=[Rt
zeros(size(Rt,1),size(R,1));zeros(size(R,1),size(Rt,1)
) R];
end
```



```

% 控制量  $u_t$  的上下限
lb=-10*ones(Np,1);
ub=10*ones(Np,1);

% 转换后的优化目标函数矩阵, 循环优化函数中  $H$  后的表达式为优化目标
的另一项
H=2*(Bt'*Qt*Bt + Rt);

% 转换后的优化中的不等式约束左边系数矩阵, 后面循环中的  $b_i$  为不等
式右边
Ai= eye(Np);

u=[]; % u 用来保存每一步采用的控制量

x=x0; % x 用来保存状态变量

xk=x0; % 保存当前时刻的状态

%此处为增加的梯度投影下降法使用到的矩阵
G=zeros(Np);
W=[20;10;20;zeros(7,1)];%此处的含义是为了满足  $Gz \leq W+Sx$ , 但
是为了补足可乘, 所以为  $10 \times 1$ , 多余补零

S=[eye(3);zeros(7,3)];%注意此处为了配合  $S \times x$ , 需要补成  $10 \times 3$ 
的矩阵

for k=1:50

    % 进行二次优化

    C=(2*At'*Qt*Bt)';%与之前不同的是, 本处因为采用到一阶系数
    矩阵, 所以不能有  $x_k$ , 故不乘  $x_k$  (测试过程中如果加上  $x_k$  结果会出错)
    [ut]=quickqp2(H,C,xk,G,W,S);

    %此处为 QP 以加速梯度投影法写成的求解器

```

% 采用优化得到的控制量的第一个元素作为实际作用的控制量，代入
到原系统中得到下一个时刻的状态量

```
    u(k) = ut(1);  
    x(:, k+1) = A*x(:, k) + B*u(k);  
    xk = x(:, k+1);  
end
```

 %打出图像

```
    figure();  
    plot(x');  
    legend('x_1', 'x_2', 'x_3');
```

```
    figure();  
    plot(u);  
    legend('u');
```

B. quickqp.m

%2150248 姚天亮 自动化

```
function [z]=quickqp(Q,c,x,G,W,S)

% H 为二次项 Q

% f 为一次项 c'

%A, l, u 为约束条件 H 即是 Q

n = size(Q,1);
% w = ones(n,1);
% z = ones(n,1);
% s = ones(n,1);
y=ones(n,1);

maxiter = 10000;

k=0;    %迭代计数

K=inv(Q)*G';
J=inv(Q)*c;
L=max(eig(G*inv(Q)*G')));

y_1=y;  %记录上一次 y

while k<maxiter
beta=max((k-1)/k+2,0);
w=y+beta*(y-y_1);
z=-K*w-J*x;
s=(1/L)*G*z-(1/L)*(W+S*x);
y_1=y;
y=max(w+s,0);
k=k+1;
end
```