

4. Matlab代码实现

第一种情况：

第二种情况：

第三种情况：

第四种情况：

第五种情况：

第六种情况：

第七种情况：

DR_CAN代码

之前我们说到，MPC的研究对象一般是离散形式的状态空间方程，因为计算机程序的计算是离散形式的。

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

一般情况下，系统的控制目标是使 $k+1$ 时刻，系统的状态最接近期望状态，这时候我们引入误差的概念：

$$\mathbf{e} = \mathbf{x}_d - \mathbf{x}_{k+1} \quad (2)$$

详细matlab代码见[Github仓库](#)。

在[上一小节](#)，我们最终推导出的代价函数为：

$$J = \mathbf{x}_k^T \mathbf{G} \mathbf{x}_k + 2\mathbf{x}_k^T \mathbf{E} \mathbf{U}_k + \mathbf{U}_k^T \mathbf{H} \mathbf{U}_k \quad (3)$$

在MATLAB中，我们使用 `quadprog()` 函数来求解这个二次规划问题。

MATLAB 中的 `quadprog` 函数用于解决二次规划问题，这类问题的一般形式如下：

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{H} \mathbf{x} + \mathbf{f}^T \mathbf{x}$$

这里 `‘x’` 是需要找到的解向量，`‘H’` 是一个对称正定的矩阵，也称为 Hessian 矩阵，`‘f’` 是与 `‘x’` 同维度的向量。

于是，在 `Prediction()` 函数中的最关键一步，求解 $\min J$ 的代码为：

```

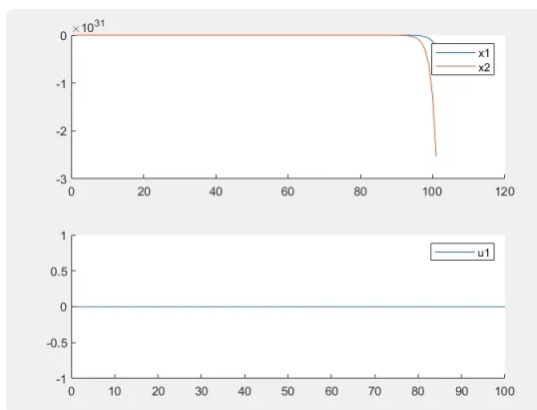
1      % Solve the quadratic programming problem
2      U_k = quadprog(2*H, 2*E'*x_k);

```

在代码中，我们设置 x_1, x_2 的期望值都为0。x1的初值为20，x2的初值为-20。

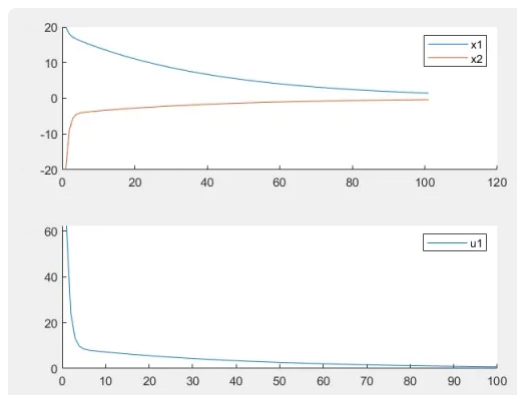
第一种情况：

不进行MPC控制，当 $u(k) = 0$ 时，系统的状态：



第二种情况：

1. 预测步长 $N = 5$:



第三种情况：

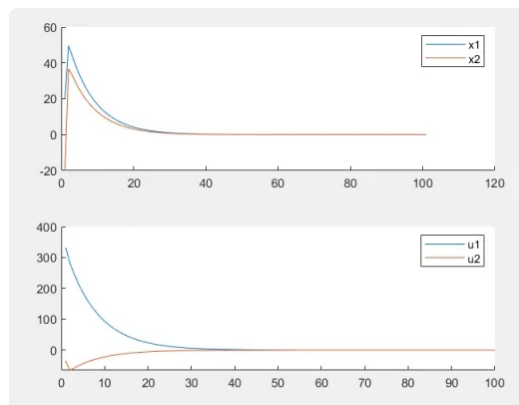
我们将系统变为一个多输入的系统：

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0.1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.2 & 1 \\ 0.5 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix}$$

同时在代码中修改A, B, R矩阵:

```
▼ MPC_Test.m MATLAB |
1  %% 第一步, 定义状态空间矩阵
2  % 定义状态矩阵 A, n x n 矩阵
3  A = [1 0.1 ; -1 2];
4  n = size(A, 1);
5
6  % 定义输入矩阵 B, n x p 矩阵
7  B = [0.2 1 ; 0.5 2];
8  p = size(B, 2);
9
10 Q = [1 0 ; 0 1]; % Q:状态变量权重矩阵, n x n 矩阵
11 F = [1 0 ; 0 1]; % F:终端误差权重矩阵, n x n 矩阵
12 R = [0.1 0 ; 0 0.1]; % R:控制变量权重矩阵, p x p 矩阵
```

效果:

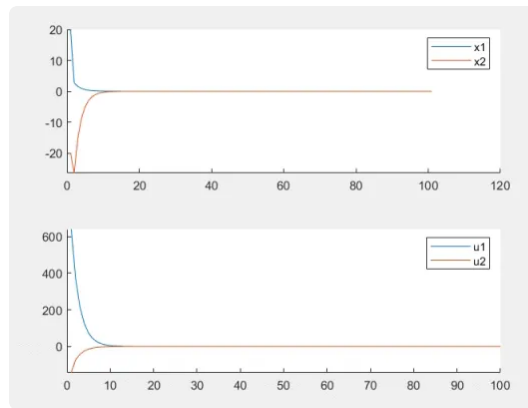


第四种情况:

在上面的基础上, 修改权重系数, 例如:

```
▼ MPC_Test.m MATLAB |
1  Q = [100 0 ; 0 1]; % Q:状态变量权重矩阵, n x n 矩阵
2  F = [100 0 ; 0 1]; % F:终端误差权重矩阵, n x n 矩阵
```

这时候, 我们更注重状态 x_1 的变化。



由上图可知，由于我们增大了 x_1 的状态权重， x_1 在迭代过程中会更加迅速地趋近于0，且在开始时， u_1 的控制输入远大于 u_2 。

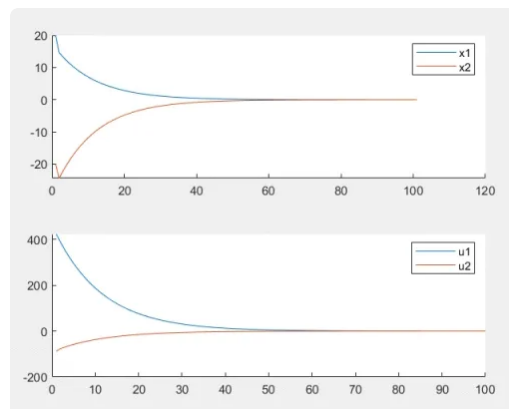
第五种情况：

在上面的基础上，我们修改R矩阵：

▼ MPC_Test.m

MATLAB |

```
1 ▼ R = [1 0 ; 0 0.1]; % R:控制变量权重矩阵, p x p 矩阵
```



增大了控制矩阵中 u_1 的权重系数， u_1 的收敛速度变慢了，但 u_1 的输入也变慢了，这减小了系统的能耗（控制量越大，系统越耗能）。

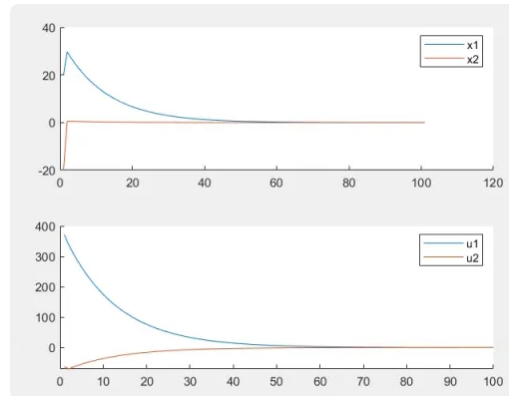
第六种情况：

我们加大状态量 x_2 的权重系数：

```

1 ▾ Q = [1 0 ; 0 100]; % Q:状态变量权重矩阵, n x n 矩阵
2 ▾ F = [1 0 ; 0 100]; % F:终端误差权重矩阵, n x n 矩阵
3 ▾ R = [0.1 0 ; 0 0.1]; % R:控制变量权重矩阵, p x p 矩阵

```



可以看到，这时候， x_2 的收敛速度明显快于 x_1 。

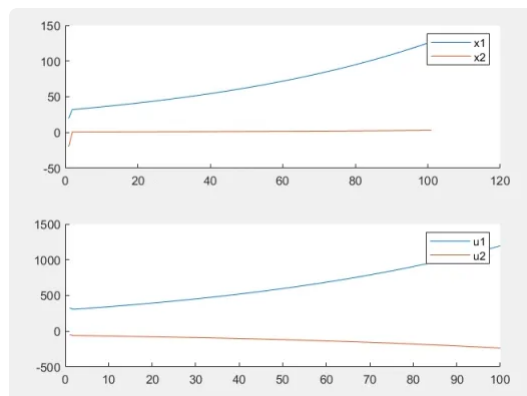
第七种情况：

如果在情况7中，我们还是觉得控制量 u_2 的值太高，希望降低 u_2 的值，这时候我们可以通过增加R中 u_2 的权重：

```

1 ▾ Q = [1 0 ; 0 100]; % Q:状态变量权重矩阵, n x n 矩阵
2 ▾ F = [1 0 ; 0 100]; % F:终端误差权重矩阵, n x n 矩阵
3 ▾ R = [0.1 0 ; 0 1]; % R:控制变量权重矩阵, p x p 矩阵

```



这时候， x_2 可以收敛到期望状态 $x_2^{desired} = 0$ ，但 x_1 却发散了。