

高斯伪谱法求解两点边值问题

假设系统方程如下:

$$\dot{X} = F[X, U, t], t \in [t_0, t_f]$$

(1)

其中 $X_{n \times 1}(t)$ 是状态向量, $U_{m \times 1}(t)$ 是控制向量, $F_{n \times 1}[X(t), U(t), t]$ 是连续可微向量值函数。
边界条件

$$\Phi(X(t_0), t_0, X(t_f), t_f) = 0$$

(2)

过程约束

$$\Psi[X(t), U(t), t] \leq G(t), t \in [t_0, t_f]$$

(3)

设定如下性能指标:

$$J = \phi[X(t_f), t_f] + \int_{t_0}^{t_f} f[X(t), U(t), t] dt$$

(4)

当 $U(t)$ 不受限制时可以采用泛函求极值的方法, 受限制时有几类解决办法

分类	包含
间接法	极小值原理
直接法	伪谱法、配点法、搜索法

高斯伪谱法

其中高斯伪谱法取 n 个分点 $t_i, i = 0, 1, \dots, n$, 假设分点处的状态向量和控制向量的值都知道, 采用某种方法使 $(1), (2)$ 和 (3) 尽可能成立。并使性能指标 (4) 最大化。

由于 U 和 X 都要收到一些约束, 假设求出了最优的 $U^*(t)$ 和对应的 $X^*(t)$, 下面我们来分析它们需要满足什么条件。

首先根据系统方程和边界条件:

$$\dot{X}^* = F[X^*, U^*, t], t \in [t_0, t_f]$$

(5)

$$\Phi(X^*(t_0), t_0, X^*(t_f), t_f) = 0$$

(6)

$$\Psi[X^*(t), U^*(t), t] \leq G(t), t \in [t_0, t_f] \quad (7)$$

$$J^* = \phi[X^*(t_f), t_f] + \int_{t_0}^{t_f} f[X^*(t), U^*(t), t] dt \leq J \quad (8)$$

注意到 U 和 X 都可以假定为连续可微的。假设我们首先求出了 U^* ,那么根据(5)我们可以得到一个4维的所谓线素场。 $X^*(t)$ 是一条满足边界条件和过程约束的积分积分曲线,它和线素场处处相切。则 $\hat{X}(t_i)$ 插值之后要满足(5),为此设插值函数为

$$\hat{X}(t) = \sum_{i=0}^n l_i(t) X(t_i) \quad (9)$$

其中 $l_i(t)$ 为插值基函数。

为了满足(5)建立指标:

$$\nabla = \int_{t_0}^{t_f} w(t) \|\dot{\hat{X}}(t) - F[\hat{X}(t), U^*(t), t]\|^2 dt \quad (10)$$

$w(t)$ 是权函数,为了容易求改为

$$\nabla_1 = \int_{t_0}^{t_f} w(t) \|\dot{\hat{X}}(t) - F[\hat{X}(t), U^*(t), t]\|^2 dt \quad (11)$$

这实际上是沿插值曲线积分,故上式也可以以自然参数 s 为基本变量在 s 上积分,差别应该不大?。上式仍然只能做数值积分,根据不同的积分方法可以得到不同的策略。假设我们使用 n 点高斯-勒让德积分,在高斯勒让德点上只要有

$$\hat{X}(t_i) - F[\hat{X}(t_i), U^*(t_i), t_i] = 0 \quad (12)$$

则(11)即可取得最小值0。上式可以归结为一个线性方程组。其误差可以由高斯积分的误差来估计。也可以由更准确的数值积分来探测。??? how但是 $U^*(t)$ 是未知的,所以要假定插值函数 $\hat{U}(t)$,它在分点上的取值为 $\hat{U}(t_i)$ 。现在的问题变为:

$$\begin{aligned} \min_{\hat{U}(t_i), \hat{X}(t_i)} J &= \phi[\hat{X}(t_f), t_f] + \sum_{i=0}^n w_i f[\hat{X}(t_i), \hat{U}(t_i), t_i] \\ \text{subjects to: } &\begin{cases} \hat{X}(t_i) - F[\hat{X}(t_i), \hat{U}(t_i), t_i] = 0 \\ \Phi(\hat{X}(t_0), t_0, \hat{X}(t_f), t_f) = 0 \\ \Psi[\hat{X}(t_i), \hat{U}(t_i), t] \leq G(t_i) \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

其中 t_i 和 w_i 可以直接求出。

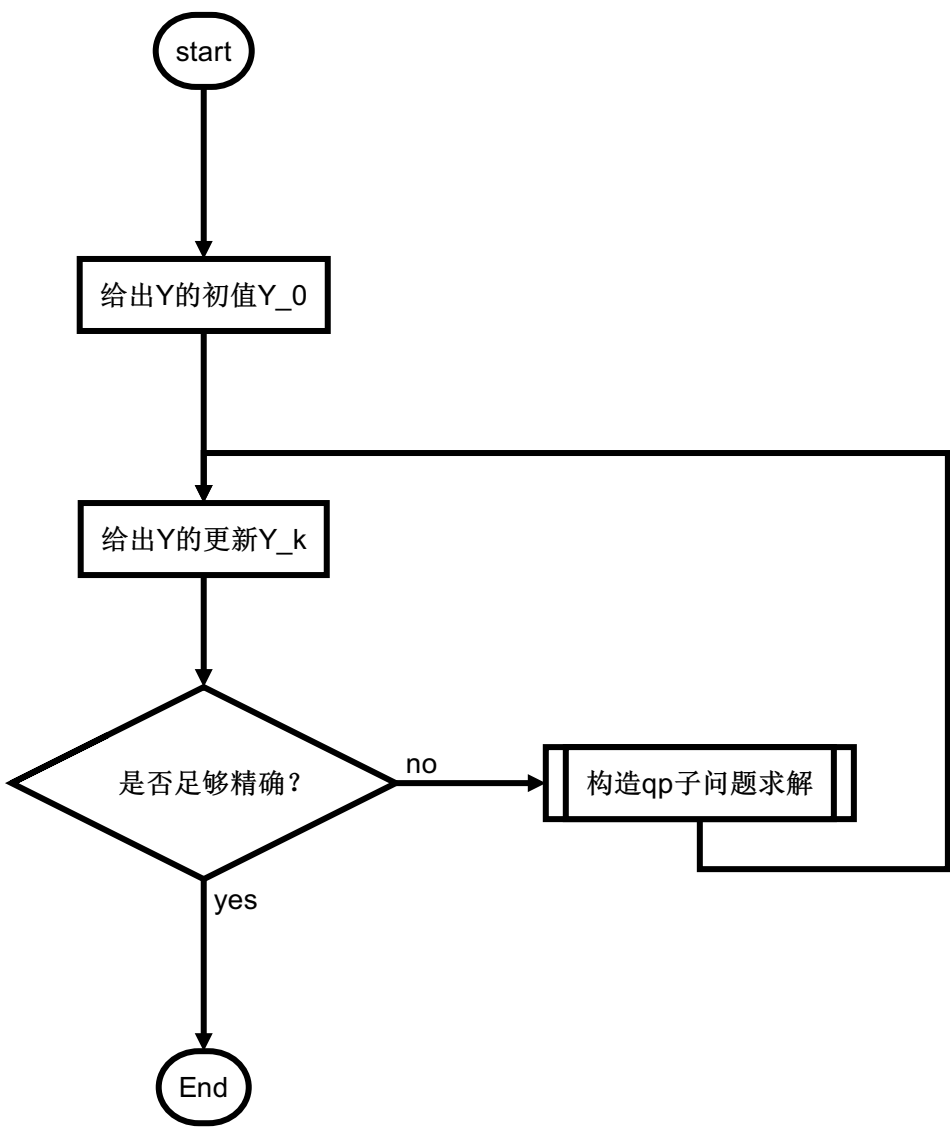
序列二次规划(SQP)

过程如下，定义 $n \times N + m \times N + 1$ 维变量 Y

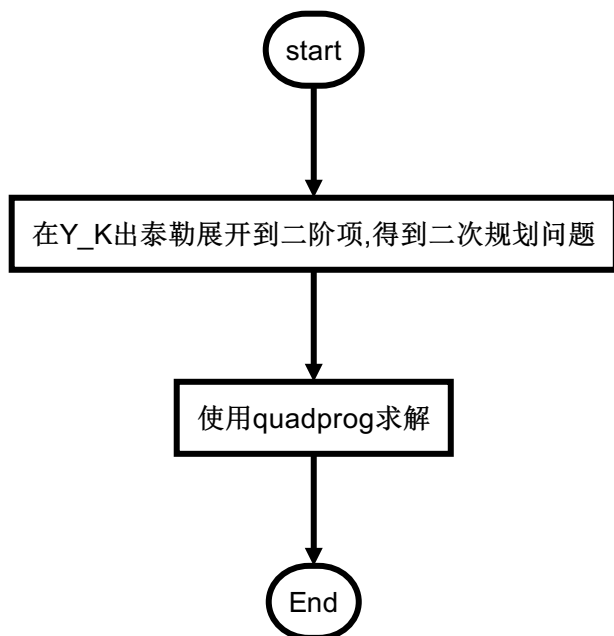
$$Y = \begin{bmatrix} X(\hat{t}_1) \\ X(\hat{t}_2) \\ \vdots \\ U(\hat{t}_1) \\ U(\hat{t}_2) \\ \vdots \\ \hat{t}_f \end{bmatrix} \tag{14}$$

将原问题写成关于 Y 的

$$\begin{aligned} \min_Y J_1 &= \phi_1(\hat{Y}) + \sum_{i=0}^n w_i f_1(\hat{Y}) \\ \text{subjects to: } &\begin{cases} \Phi_1(\hat{Y}) = 0 \\ \Psi_1(\hat{Y}) \leq 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{13}$$



构造qp子问题求解:



那么这样求一次就需要花费不少的时间，但是万一点不够多呢？前面已经分析了误差估计或探测的方法，误差大就必须增加点重新启动。可见这是非常耗时间的。

原问题能否加快速度？

松弛问题

松弛问题不要求性能指标，只要求可行解。那么松弛问题能否很快解决？

分析

原问题耗时的一个因素是它需要多层次的迭代。如果能预估需要的配点数就可以较快的求解。或者考虑比序二次规划更好的解法。

松弛问题呢？

应该说如果把约束当成一个黑箱,则问题是高度非线性的，从而在短时间内求解是几乎不可能的。这意味着很难有一种通用的万能的方法，为了实现在线求解，必须利用约束本身的性质，这就要求分析具体的约束形式。以期获得有针对性的策略。

可能的解决方法

约束化简或者通过某种方式消除约束，使原问题在没有约束的条件下迭代。

研究更好的逼近曲线的方法减少需要迭代的次数。

使原问题转化成凸优化。

快速启动：更好的初值猜测技术

更好的误差估计或探测，将增加配点和序二次规划同步到一起，提高迭代的收敛速度。

减小问题的维度，减小每次迭代的代价。