

Vorbereitung

Diskretisierung des Optimierungsproblems. Für jeden Zeitschritt k erhalten wir ein Problem $P^k(x_k)$

$$\min_{\substack{s_k, \dots, s_N \\ q_k, \dots, q_N}} \sum_{i=k}^{N-1} f_i(s_i, q_i) \quad \text{s.t.} \quad \begin{cases} x_k - s_k = 0 \\ h_i(s_i, q_i) - s_{i+1} = 0 \quad \forall i = k, \dots, N-1 \end{cases}$$

Mit

$$h_i(s_i, q_i) = s_i + \Delta t g_i(s_i, q_i)$$

In diesem Fall steht g für die diskretisierte ODE

$$\dot{x}_i = g_i(s_i, q_i)$$

Die zu den Problemen $P^k(x_k)$ gehörenden Lagrangegleichungen lauten wie folgt:

$$L^k(y) = \sum_{i=k}^{N-1} f_i(s_i, q_i) + \lambda_k^T (x_k - s_k) + \sum_{i=k}^{N-1} \lambda_{i+1}^T (h_i(s_i, q_i) - s_{i+1})$$

In dieser Lagrangegleichung wird $y := (\lambda_k, s_k, q_k, \lambda_{k+1}, s_{k+1}, q_{k+1}, \dots, \lambda_N, s_N)$ verwendet. Mit KKT-Bedingung

$$\nabla_y L^k(y) = 0$$

und das exakt Newton-Raphson-Verfahren

$$y_{i+1} = y_i + \Delta y_i$$

bei dem jedes Δy_i die Lösung des linearen approximierten Systems

$$\nabla_y L^k(y_i) + J^k(y_i) \Delta y_i = 0$$

ist.

Suche Lösung für das Problem

$$\min \sum_{i=k}^{N-1} \frac{1}{2} \|l_i(s_i, q_i)\|_2^2 + \frac{1}{2} \|e(s_N)\|_2^2$$

Für $k = 0, 1, 2, \dots$

1. Berechne $\nabla_y L^k(y^k)$ ohne erste Komponente x_k und berechne

$$J^k(y^k) = \begin{pmatrix} -E & -E & & & & & & & \\ & Q_k^H & M_k^H & A_k^T & & & & & \\ & (M_k^T)^H & R_k^H & B_k^T & & & & & \\ & A_k & B_k & & -E & & & & \\ & & & -E & Q_{k+1}^H & M_{k+1}^H & A_{k+1}^T & & \\ & & & (M_{k+1}^T)^H & R_{k+1}^H & B_{k+1}^T & & & \\ & & & A_{k+1} & B_{k+1} & & & & \\ & & & & & & \ddots & & \\ & & & & & & & \ddots & \\ & & & & & & & & Q_{N-1}^H & M_{N-1}^H & A_{N-1}^T \\ & & & & & & & & (M_{N-1}^T)^H & R_{N-1}^H & B_{N-1}^T \\ & & & & & & & & A_{N-1} & B_{N-1} & -E \\ & & & & & & & & & -E & Q_N^H \end{pmatrix}$$

$$\text{Mit } A_i := \frac{\partial h_i}{\partial s_i}, B_i := \frac{\partial h_i}{\partial q_i}, \begin{pmatrix} Q_i^H & M_i^H \\ (M_i^H)^T & R_i^H \end{pmatrix} := \left(\frac{\partial l_i(s_i, q_i)}{\partial (s_i, q_i)} \right)^T \begin{pmatrix} \frac{\partial l_i(s_i, q_i)}{\partial (s_i, q_i)} \\ \frac{\partial e(s_N)}{\partial s_N} \end{pmatrix},$$

2. Löse $(J^k(y^k))^{-1} \nabla_{\lambda_k} L^k(y^k)$ soweit wie möglich ohne x_k (Riccati Recursion)

3. x_k bekannt

4. Löse $\Delta y^k = (J^k(y^k))^{-1} \nabla_{y^k} L^k(y^k)$

5. Gib $u_k := q_k + \Delta q_k$ an das System

6. STOP, wenn $k = N - 1$

7. Berechne $y^{k+1} = \prod^{k+1} (y^k + \Delta y^k) \in R^{(N-k-1)(n_\lambda + n_s + n_q) + (n_{\lambda_N} + n_{s_N})}$

Konkretes Beispiel

Löse das Problem zur minimalen Steuerung l_i .

$$\min_{\substack{s_k, \dots, s_N \\ q_k, \dots, q_N}} \sum_{i=k}^N \frac{1}{2} \|S_i(s_i)\|_2^2 + \sum_{i=k}^{N-1} \frac{1}{2} \|l_i(q_i)\|_2^2 \quad s.t. \quad \begin{cases} x_k - s_k = 0 \\ h_i(s_i, q_i) - s_{i+1} = 0 \quad \forall i = k, \dots, N-1 \end{cases}$$

S_i ist in diesem Fall eine Penaltyfunktion, die für die Abweichung vom Kurs bestraft.

0. Wähle Startschätzung $y^0 := (\lambda_0, s_0, q_0, \lambda_1, s_1, q_1, \dots, \lambda_{N-1}, s_{N-1}, q_{N-1}, \lambda_N, s_N)$

Für $k = 0, 1, 2, \dots$

1. Berechne $\nabla_y L^k(y^k)$ ohne erste Komponente

$$\nabla_y L^k(y^k) = \begin{pmatrix} \frac{\nabla_{\lambda_k} L^k(y^k)}{\nabla_{s_k} L^k(y^k)} \\ \nabla_{q_k} L^k(y^k) \\ \vdots \\ \nabla_{\lambda_{N-1}} L^k(y^k) \\ \nabla_{s_{N-1}} L^k(y^k) \\ \nabla_{q_{N-1}} L^k(y^k) \\ \nabla_{\lambda_N} L^k(y^k) \\ \nabla_{s_N} L^k(y^k) \end{pmatrix}$$

und berechne Komponenten von $J^k(y^k)$

$$\begin{aligned} A_i &= \frac{\partial h_i(s_i, q_i)}{\partial s_i} = (\nabla_{s_i} h_i)^T \\ B_i &= \frac{\partial h_i(s_i, q_i)}{\partial q_i} = (\nabla_{q_i} h_i)^T \\ Q_i &= \nabla_{s_i} S_i * (\nabla_{s_i} S_i)^T \\ M_i &= 0 \\ R_i &= \nabla_{q_i} l_i(q_i) * (\nabla_{q_i} l_i(q_i))^T \end{aligned}$$

In diesem Beispiel hängt l_i nicht von s_i ab, daher ist M_i gleich Null.

2. Löse $(J^k(y^k))\Delta y^k = -\nabla_{\lambda_k} L^k(y^k)$ mit Riccati Recursion.

Betrachte

$$\begin{pmatrix} -E & Q_{N-1} & 0 & A_{N-1}^T & \\ & 0 & R_{N-1} & B_{N-1}^T & \\ & A_{N-1} & B_{N-1} & -E & Q_N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \lambda_{N-1} \\ \Delta s_{N-1} \\ \Delta q_{N-1} \\ \Delta \lambda_N \\ \Delta s_N \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \nabla_{s_{N-1}} L^k(y^k) \\ \nabla_{q_{N-1}} L^k(y^k) \\ \nabla_{\lambda_N} L^k(y^k) \\ \nabla_{s_N} L^k(y^k) \end{pmatrix}$$

Zur einfacheren Schreibweise ist ab jetzt $\nabla_{s_N} := -\nabla_{s_N} L^k(y^k)$

$$\begin{pmatrix} 0 & A_{N-1} & B_{N-1} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \lambda_{N-1} \\ \Delta s_{N-1} \\ \Delta q_{N-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & -E \\ -E & Q_N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \lambda_N \\ \Delta s_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_N} \\ \nabla_{s_N} \end{pmatrix}$$

Für das Verfahren setzen wir $P_N = Q_N$.

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \Delta\lambda_N \\ \Delta s_N \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 0 & -E \\ -E & P_N \end{pmatrix}^{-1} \left[\begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_N} \\ \nabla_{s_N} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 & A_{N-1} & B_{N-1} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta\lambda_{N-1} \\ \Delta s_{N-1} \\ \Delta q_{N-1} \end{pmatrix} \right] \\ &= \begin{pmatrix} -P_N & -E \\ -E & \end{pmatrix} \left[\begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_N} \\ \nabla_{s_N} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 & A_{N-1} & B_{N-1} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta\lambda_{N-1} \\ \Delta s_{N-1} \\ \Delta q_{N-1} \end{pmatrix} \right] \end{aligned}$$

Dann werden $\Delta\lambda_{N-1}, \Delta s_{N-1}$ und Δq_{N-1} gelöst.

$$\begin{pmatrix} -E & Q_{N-1} + A_{N-1}^T P_N A_{N-1} & A_{N-1}^T P_N B_{N-1} \\ 0 & B_{N-1}^T P_N A_{N-1} & R_{N-1} + B_{N-1}^T P_N B_{N-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta\lambda_{N-1} \\ \Delta s_{N-1} \\ \Delta q_{N-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \nabla_{s_{N-1}} \\ \nabla_{q_{N-1}} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} A_{N-1}^T P_N & A_{N-1}^T \\ B_{N-1}^T P_N & B_{N-1}^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_N} \\ \nabla_{s_N} \end{pmatrix}$$

Zuerst wird Δq_{N-1} gelöst

$$\Delta q_{N-1} = (R_{N-1} + B_{N-1}^T P_N B_{N-1})^{-1} (\nabla_{q_{N-1}} + B_{N-1}^T P_N \nabla_{\lambda_N} + B_{N-1}^T \nabla_{s_N} - B_{N-1}^T P_N A_{N-1} \Delta s_{N-1})$$

Für $\Delta\lambda_{N-1}$ und Δs_{N-1} ergibt sich dann

$$-\Delta\lambda_{N-1} + P_{N-1} \Delta s_{N-1} = \nabla_{s_{N-1}}^*$$

mit

$$\begin{aligned} P_{N-1} &= Q_{N-1} + A_{N-1}^T P_N A_{N-1} - A_{N-1}^T P_N B_{N-1} (R_{N-1} + B_{N-1}^T P_N B_{N-1})^{-1} B_{N-1}^T P_N A_{N-1} \\ \nabla_{s_{N-1}}^* &= \nabla_{s_{N-1}} + A_{N-1}^T P_N \nabla_{\lambda_N} + A_{N-1}^T \nabla_{s_N} \\ &\quad - A_{N-1}^T P_N B_{N-1} (R_{N-1} + B_{N-1}^T P_N B_{N-1})^{-1} (\nabla_{q_{N-1}} + B_{N-1}^T P_N \nabla_{\lambda_N} + B_{N-1}^T \nabla_{s_N}) \end{aligned}$$

Damit ergibt sich für das anfängliche System $J^k(y^k) \Delta y^k = -\nabla_{y^k} L^k(y^k)$

$$\begin{pmatrix} -E & & & & & & & \\ -E & Q_k & 0 & A_k^T & & & & \\ & 0 & R_k & B_k^T & & & & \\ & A_k & B_k & & \ddots & & & \\ & & & \ddots & Q_{N-2} & 0 & A_{N-2}^T & \\ & & & & 0 & R_{N-2} & B_{N-2}^T & \\ & & & & A_{N-2} & B_{N-2} & & -E \\ & & & & & & -E & P_{N-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta\lambda_k \\ \Delta s_k \\ \Delta q_k \\ \vdots \\ \Delta\lambda_{N-1} \\ \Delta s_{N-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_k} \\ \nabla_{s_k} \\ \nabla_{q_k} \\ \vdots \\ \nabla_{\lambda_{N-1}} \\ \nabla_{s_{N-1}}^* \end{pmatrix}$$

Die weiteren P_i ergeben sich für $i = k+1, \dots, N-1$

$$\begin{aligned} P_{i-1} &= Q_{i-1} + A_{i-1}^T P_i A_{i-1} - A_{i-1}^T P_i B_{i-1} (R_{i-1} + B_{i-1}^T P_i B_{i-1})^{-1} B_{i-1}^T P_i A_{i-1} \\ \nabla_{s_{i-1}}^* &= \nabla_{s_{i-1}} + A_{i-1}^T P_i \nabla_{\lambda_i} + A_{i-1}^T \nabla_{s_i}^* \\ &\quad - A_{i-1}^T P_i B_{i-1} (R_{i-1} + B_{i-1}^T P_i B_{i-1})^{-1} (\nabla_{q_{i-1}} + B_{i-1}^T P_i \nabla_{\lambda_i} + B_{i-1}^T \nabla_{s_i}^*) \end{aligned}$$

Schließlich ergibt sich

$$\begin{pmatrix} \Delta\lambda_k \\ \Delta s_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -P_k & -E \\ -E & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_k} \\ \nabla_{s_k}^* \end{pmatrix}$$

3. x_k bekannt. Berechne $\nabla_{\lambda_k} = x_k - s_k$

$$\Delta q_k = (R_k + B_k^T P_{k+1} B_k)^{-1} (\nabla_{q_k} + B_k^T P_{k+1} \nabla_{\lambda_{k+1}} + B_k^T \nabla_{s_{k+1}}^* - B_k^T P_{k+1} A_k \Delta s_k)$$

Gib dem System den Wert $u_k = q_k + \Delta q_k$.

Berechne mit Forward Recursion die restlichen Werte von Δy^k

$$\begin{pmatrix} \Delta \lambda_{i+1} \\ \Delta s_{i+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -P_{i+1} & -E \\ -E & 0 \end{pmatrix} \left[\begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_{i+1}} \\ \nabla_{s_{i+1}}^* \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 & A_i & B_i \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \lambda_i \\ \Delta s_i \\ \Delta q_i \end{pmatrix} \right]$$

Berechne $y^{k+1} = \prod^{k+1}(y^k + \Delta y^k)$

Dieses Verfahren empfiehlt sich nicht wenn N zu groß ist.

Eine Alternative wäre, für große N , ein fixes n zu wählen und das Verfahren darauf anzuwenden ohne kleiner werdenden Horizont.

Riccati mit Constraints

Betrachte

$$\min_{\substack{s_k, \dots, s_N \\ q_k, \dots, q_N}} \sum_{i=k}^{N-1} f_i(s_i, q_i) \quad s.t. \quad \begin{cases} x_k - s_k = 0 \\ h_i(s_i, q_i) - s_{i+1} = 0 \quad \forall i = k, \dots, N-1 \\ U_i(q_i) \leq 0 \quad \forall i = k, \dots, N-1 \end{cases}$$

mit dem Minimalen- und Maximalensteuerungssignal u_{min} und u_{max} gilt für C_i

$$U_i(q_i) = \begin{pmatrix} q_i - u_{max} \\ u_{min} - q_i \end{pmatrix}$$

Da wir von einer Lösung nahe eines KKT-Punktes ausgehen, interessieren wir uns für den aktiven Teil dieser Constraints. Es gilt $0 \leq u_{min} < u_{max}$, was die Sache vereinfacht, da nie beide Constraints gleichzeitig aktiv sein können. Suche nach der aktiven Menge. Da es 4 Steuersignale gibt und jedes dieser Signale ein Minimum und ein Maximum besitzt, ergeben sich 8 Constraints. Für die Constraints wird die Variable μ gewählt. Die Constraint gilt als aktiv in der j -ten Komponente, sollte $U_i^j(q_i) \geq 0$ erfüllt sein.

Es ergibt sich die neue Matrix $J_t(y_t)$

$$J_t(y_t) = \begin{pmatrix} & -E & & & & & & & \\ -E & Q_t & M_t & & A_t^T & & & & \\ & M_t^T & R_t & C_{A_t}^T & B_t^T & & & & \\ & & C_{A_t} & & & & & & \\ & A_t & B_t & & & \ddots & & & \\ & & & & & \ddots & Q_{N-1} & M_{N-1} & \\ & & & & & & M_{N-1}^T & R_{N-1} & C_{A_{N-1}}^T & B_{N-1}^T \\ & & & & & & & C_{A_{N-1}} & & \\ & & & & & & A_{N-1} & B_{N-1} & & -E \\ & & & & & & & & -E & Q_N \end{pmatrix}$$

$$A_i := \frac{\partial h_i}{\partial s_i}, B_i := \frac{\partial h_i}{\partial q_i}, \begin{pmatrix} Q_i^H & M_i^H \\ (M_i^H)^T & R_i^H \end{pmatrix} := \left(\frac{\partial l_i(s_i, q_i)}{\partial (s_i, q_i)} \right)^T \left(\frac{\partial l_i(s_i, q_i)}{\partial (s_i, q_i)} \right), C_{A_i} := \frac{\partial U_{A_i}}{\partial q_i}$$

$$Q_N^H := \left(\frac{\partial e(s_N)}{\partial s_N} \right)^T \left(\frac{\partial e(s_N)}{\partial s_N} \right)$$

C_{A_i} bezieht sich auf die Ableitungen der aktiven Constraints im Punkt i

Festlegen der aktiven Menge während des Algorithmus:
 Prüfe, ob Constraints aktiv sind $U_i(q_i)^j \geq 0$
 Prüfe, ob zugehöriges $\mu_i^j > 0$ erfüllt ist.
 Sind beide Bedingungen erfüllt so gilt: $j \in A_i$

Riccati Algorithmus

Setze $P_N = Q_N$ und $\nabla_{s_N}^* = \nabla_{s_N}$

Für $i = N, \dots, t+1$

$$\begin{aligned}
 P_{i-1} &= Q_{i-1} + A_{i-1}^T P_i A_{i-1} \\
 &\quad - (M_{i-1} + A_{i-1}^T P_i B_{i-1} \quad 0) \begin{pmatrix} R_{i-1} + B_{i-1}^T P_i B_{i-1} & C_{A_i}^T \\ C_{A_i} & 0 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} M_{i-1}^T + B_{i-1}^T P_i A_{i-1} \\ 0 \end{pmatrix} \\
 \nabla_{s_{i-1}}^* &= \nabla_{s_{i-1}} + A_{i-1}^T P_i \nabla_{\lambda_i} + A_{i-1}^T \nabla_{s_i}^* \\
 &\quad - (M_{i-1} + A_{i-1}^T P_i B_{i-1} \quad 0) \begin{pmatrix} R_{i-1} + B_{i-1}^T P_i B_{i-1} & C_{A_i}^T \\ C_{A_i} & 0 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \nabla_{q_{i-1}} + B_{i-1}^T P_i \nabla_{\lambda_i} + B_{i-1}^T \nabla_{s_i}^* \\ \nabla_{\mu_{A_{i-1}}} \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

Damit lässt sich dann das Problem zusammenfassen auf

$$\begin{pmatrix} \Delta \lambda_t \\ \Delta s_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -P_t & -E \\ -E & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_t} \\ \nabla_{s_t}^* \end{pmatrix}$$

Für die Vorwärtsrekursion ergibt sich dann für $i = t+1, \dots, N$:

$$\begin{pmatrix} \Delta q_i \\ \Delta \mu_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_{i-1} + B_{i-1}^T P_i B_{i-1} & C_{A_i}^T \\ C_{A_i} & 0 \end{pmatrix}^{-1} \left[\begin{pmatrix} \nabla_{q_{i-1}} + B_{i-1}^T P_i \nabla_{\lambda_i} + B_{i-1}^T \nabla_{s_i}^* \\ \nabla_{\mu_{A_{i-1}}} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} M_{i-1}^T + B_{i-1}^T P_i A_{i-1} \\ 0 \end{pmatrix} \Delta s_{i-1} \right]$$

sowie

$$\begin{pmatrix} \Delta \lambda_i \\ \Delta s_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -P_i & -E \\ -E & 0 \end{pmatrix} \left[\begin{pmatrix} \nabla_{\lambda_i} \\ \nabla_{s_i}^* \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 & A_{i-1} & B_{i-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \lambda_{i-1} \\ \Delta s_{i-1} \\ \Delta q_{i-1} \\ \Delta \mu_{A_{i-1}} \end{pmatrix} \right]$$