

---

# Modellierung eines Roboters

Nicolas Schäfer  
Saarbrücken, 7. Oktober 2025

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Modellierung eines Roboters</b>	<b>1</b>
1.1	Two Link Revolute Manipulator . . . . .	2
1.1.1	Formulierung der Massenmatrix . . . . .	2
1.1.2	Aufstellen der Coriolis-Matrix . . . . .	4
1.1.3	Gravitationsterme . . . . .	5
1.2	Einfaches Greifobjekt . . . . .	6
<b>2</b>	<b>Theorie optimaler Steuerungsprobleme</b>	<b>9</b>
2.1	Herleitung des Minimumprinzips . . . . .	10
2.2	Anwendung auf Linear-Quadratische Probleme . . . . .	10
2.2.1	Finite time problem . . . . .	10
2.2.2	infinite time problem . . . . .	12
<b>3</b>	<b>Numerische Lösungsverfahren</b>	<b>13</b>
3.1	Gradientenverfahren . . . . .	13
3.1.1	Sensitivity Approach . . . . .	13
3.1.2	Praktische Implementierung . . . . .	15
3.2	Riccati Regler . . . . .	17
3.2.1	Implementierung . . . . .	18
<b>4</b>	<b>Linearisierung der Dynamik</b>	<b>19</b>
4.1	Linearisierung des two link revolute manipulators . . . . .	19
4.2	Beispiel von Lin . . . . .	23

# 1 Modellierung eines Roboters

$$\begin{aligned}
 \underbrace{f - mg}_{\text{Kräftebilanz}} &= \underbrace{m\ddot{x}}_{\text{Newtons 2nd Law}} = \frac{d}{dt} [m\dot{x}] \\
 f - \frac{\partial}{\partial x} \underbrace{[mgx(t)]}_{\text{Potenzielle Energie } V} &= \frac{d}{dt} \frac{\partial}{\partial \dot{x}} \underbrace{\left[ m \frac{1}{2} \dot{x}(t)^2 \right]}_{\text{kinetische Energie } T} \\
 f - \frac{\partial V}{\partial x} &= \frac{d}{dt} \frac{\partial T}{\partial \dot{x}} \Rightarrow f = \frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{x}} - \frac{\partial L}{\partial x}
 \end{aligned}$$

Wobei  $L = T - V = \frac{1}{2}m\dot{x}(t)^2 - mgx(t)$  gilt. Für generalisierte Koordinaten  $\mathbf{q} = \theta \in \mathbb{R}^n$

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{\partial T}{\partial \dot{\mathbf{q}}_i} \right) - \frac{\partial T}{\partial \mathbf{q}_i} + \frac{\partial V}{\partial \mathbf{q}_i} = \tau_i \quad i = 1, \dots, n$$

Für die kinetische Energie eines starren Körpers gilt:

$$T = \frac{1}{2}m\mathbf{v}^T\mathbf{v} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\omega}^T I \boldsymbol{\omega}$$

Wobei  $\mathbf{v}$  die Geschwindigkeit des Schwerpunkts,  $\boldsymbol{\omega}$  die Winkelgeschwindigkeit und  $I$  der Trägheitstensor bezüglich des Schwerpunkts ist. Für den Trägheitstensor gilt:

$$I = \int_V \rho(\mathbf{r}) [(\mathbf{r} \cdot \mathbf{r})\mathbf{1} - \mathbf{r} \otimes \mathbf{r}] dV \quad (1)$$

Für ein Mehrkörpersystem mit generalisierten Koordinaten  $\mathbf{q}$  lässt sich die Gesamtenergie in kompakter Form schreiben als:

$$T = \frac{1}{2}\dot{\mathbf{q}}^T M(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}$$

wobei  $M(\mathbf{q})$  die konfigurationsabhängige Massenmatrix ist, die alle Massen und Trägheiten der einzelnen Glieder erfasst. Für die Geschwindigkeiten gilt mittels der Kettenregel:

$$\mathbf{v} = J_v(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} \quad \text{und} \quad \boldsymbol{\omega} = J_\omega(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} \quad J_v = \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{q}} \quad \text{und} \quad J_\omega = \frac{\partial \boldsymbol{\omega}}{\partial \dot{\mathbf{q}}}$$

Einsetzen in die kinetische Energie liefert:

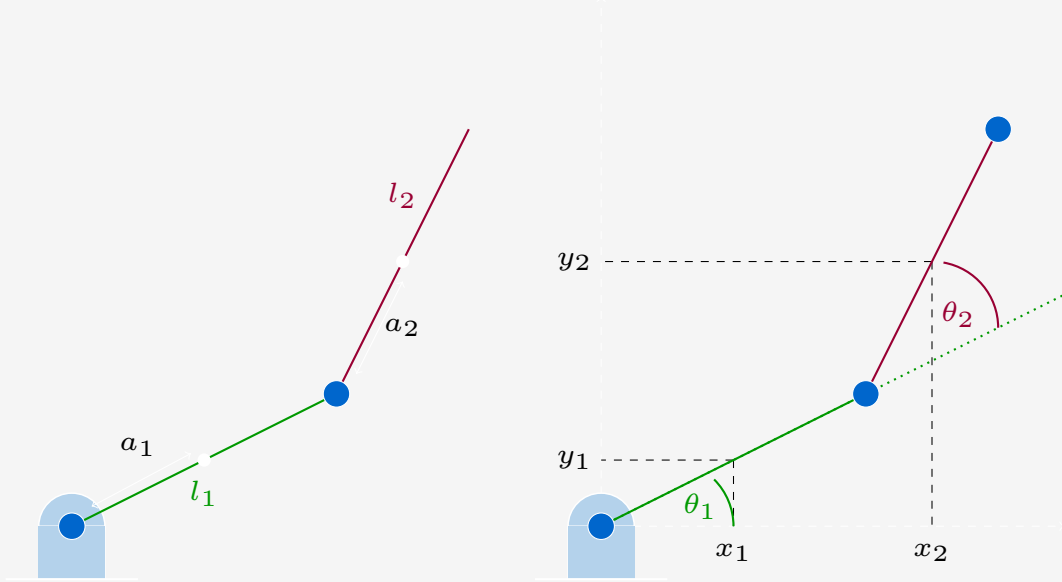
$$\begin{aligned}
 T &= \frac{1}{2}m(J_v\dot{\mathbf{q}})^T(J_v\dot{\mathbf{q}}) + \frac{1}{2}(J_\omega\dot{\mathbf{q}})^T I (J_\omega\dot{\mathbf{q}}) \\
 &= \frac{1}{2}\dot{\mathbf{q}}^T (mJ_v^T J_v) \dot{\mathbf{q}} + \frac{1}{2}\dot{\mathbf{q}}^T (J_\omega^T I J_\omega) \dot{\mathbf{q}} \\
 &= \frac{1}{2}\dot{\mathbf{q}}^T \underbrace{(mJ_v^T J_v + J_\omega^T I J_\omega)}_{M(\mathbf{q})} \dot{\mathbf{q}}
 \end{aligned}$$

Die Gesamtenergie setzt sich zusammen aus der Summe der Energien aller  $n$  Glieder:

$$M(\mathbf{q}) = \sum_{i=1}^n m_i J_{v_i}^T J_{v_i} + J_{\omega_i}^T I_i J_{\omega_i}$$

## 1.1 Two Link Revolute Manipulator

Wir bezeichnen  $\mathbf{q} = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{bmatrix}$  als die generalisierten Koordinaten des Systems. Die Schwerpunkte der beiden Links bezeichnen wir mit  $(x_1, y_1)$  und  $(x_2, y_2)$ . Die Abstände der Schwerpunkte von den Gelenken werden mit  $a_1$  und  $a_2$  bezeichnet.



Für die Koordinaten der Schwerpunkte gilt:

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 \cdot \cos(\theta_1) \\ a_1 \cdot \sin(\theta_1) \\ 0 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_1 \cdot \cos(\theta_1) + a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ l_1 \cdot \sin(\theta_1) + a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ 0 \end{pmatrix}$$

### 1.1.1 Formulierung der Massenmatrix

Für die Massenmatrix gilt hier:

$$M(\mathbf{q}) = m_1 J_{v_1}^T J_{v_1} + J_{\omega_1}^T I_1 J_{\omega_1} + m_2 J_{v_2}^T J_{v_2} + J_{\omega_2}^T I_2 J_{\omega_2}$$

Hierbei bezeichnet  $J$  die Jacobi-Matrix,  $I_i$  das Trägheitstensor und  $m_i$  die Masse des  $i$ -ten Links.

$$J_{v_1} = \frac{\partial \mathbf{r}_1}{\partial \mathbf{q}} = \frac{\partial(x_1, y_1, z_1)}{\partial(\theta_1, \theta_2)} = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial \theta_1} & \frac{\partial x_1}{\partial \theta_2} \\ \frac{\partial y_1}{\partial \theta_1} & \frac{\partial y_1}{\partial \theta_2} \\ \frac{\partial z_1}{\partial \theta_1} & \frac{\partial z_1}{\partial \theta_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -a_1 \sin(\theta_1) & 0 \\ a_1 \cos(\theta_1) & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$J_{v_2} = \frac{\partial \mathbf{r}_2}{\partial \mathbf{q}} = \frac{\partial(x_2, y_2, z_2)}{\partial(\theta_1, \theta_2)} = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_2}{\partial \theta_1} & \frac{\partial x_2}{\partial \theta_2} \\ \frac{\partial y_2}{\partial \theta_1} & \frac{\partial y_2}{\partial \theta_2} \\ \frac{\partial z_2}{\partial \theta_1} & \frac{\partial z_2}{\partial \theta_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -l_1 \sin(\theta_1) - a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) & -a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ l_1 \cos(\theta_1) + a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) & a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Für das Matrizenprodukt  $J_{v_1}^T J_{v_1}$  gilt:

$$\begin{aligned} J_{v_1}^T J_{v_1} &= \begin{pmatrix} -a_1 \sin(\theta_1) & a_1 \cos(\theta_1) & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} -a_1 \sin(\theta_1) & 0 \\ a_1 \cos(\theta_1) & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} a_1^2 \sin^2(\theta_1) + a_1^2 \cos^2(\theta_1) & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} a_1^2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Für das Matrizenprodukt  $J_{v_2}^T J_{v_2}$  gilt:

$$\begin{aligned} J_{v_2}^T J_{v_2} &= \begin{pmatrix} -l_1 \sin(\theta_1) - a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) & l_1 \cos(\theta_1) + a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) & 0 \\ -a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) & a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) & 0 \end{pmatrix} \\ &\cdot \begin{pmatrix} -l_1 \sin(\theta_1) - a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) & -a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ l_1 \cos(\theta_1) + a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) & a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} (l_1^2 + a_2^2 + 2l_1 a_2 \cos(\theta_2)) & (a_2^2 + l_1 a_2 \cos(\theta_2)) \\ (a_2^2 + l_1 a_2 \cos(\theta_2)) & a_2^2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Für die Winkelgeschwindigkeiten setzen wir  $\boldsymbol{\omega}_1 = (0 \ 0 \ \theta_1')^T$  und  $\boldsymbol{\omega}_2 = (0 \ 0 \ \theta_1' + \theta_2')^T$ .

$$\begin{aligned} J_{\omega_1} &= \frac{\partial \boldsymbol{\omega}_1}{\partial \dot{\mathbf{q}}} = \frac{\partial(\omega_1)}{\partial(\theta_1', \theta_2')} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ \frac{\partial \omega_1}{\partial \theta_1'} & \frac{\partial \omega_1}{\partial \theta_2'} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \\ J_{\omega_2} &= \frac{\partial \boldsymbol{\omega}_2}{\partial \dot{\mathbf{q}}} = \frac{\partial(\omega_2)}{\partial(\theta_1', \theta_2')} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ \frac{\partial \omega_2}{\partial \theta_1'} & \frac{\partial \omega_2}{\partial \theta_2'} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Für den Trägheitstensor  $I_i$  gilt:

$$I = \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \int (y^2 + z^2) dm & -\int xy dm & -\int xz dm \\ -\int yx dm & \int (x^2 + z^2) dm & -\int yz dm \\ -\int zx dm & -\int zy dm & \int (x^2 + y^2) dm \end{pmatrix}$$

Für symmetrische Körper (z.B. Zylinder, Kugel, Quader) gilt:  $I_{xy} = I_{xz} = I_{yz} = 0$  also erhalten wir eine Diagonalmatrix.

$$I_i = \begin{pmatrix} \int_y^2 dm & 0 & 0 \\ 0 & \int x^2 dm & 0 \\ 0 & 0 & \int (x^2 + y^2) dm \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \int_V \rho y^2 dV & 0 & 0 \\ 0 & \int_V \rho x^2 dV & 0 \\ 0 & 0 & \int_V \rho (x^2 + y^2) dV \end{pmatrix}$$

Für die Massenmatrix  $M(\mathbf{q})$  gilt somit:

$$\begin{aligned} M(\mathbf{q}) &= m_1 J_{v_1}^T J_{v_1} + J_{\omega_1}^T I_1 J_{\omega_1} + m_2 J_{v_2}^T J_{v_2} + J_{\omega_2}^T I_2 J_{\omega_2} \\ &= m_1 \begin{pmatrix} a_1^2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} + \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} I_{1,xx} & 0 & 0 \\ 0 & I_{1,yy} & 0 \\ 0 & 0 & I_{1,zz} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}}_{= \begin{pmatrix} 0 & 0 & I_{1,zz} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}} \\ &\quad + m_2 \begin{pmatrix} (l_1^2 + a_2^2 + 2l_1 a_2 \cos(\theta_2)) & (a_2^2 + l_1 a_2 \cos(\theta_2)) \\ (a_2^2 + l_1 a_2 \cos(\theta_2)) & a_2^2 \end{pmatrix} \\ &\quad + \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} I_{2,xx} & 0 & 0 \\ 0 & I_{2,yy} & 0 \\ 0 & 0 & I_{2,zz} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}}_{= \begin{pmatrix} 0 & 0 & I_{2,zz} \\ 0 & 0 & I_{2,zz} \end{pmatrix}} \\ &= \begin{pmatrix} m_1 a_1^2 + I_{1,zz} + m_2 \cdot (l_1^2 + a_2^2 + 2l_1 a_2 \cos(\theta_2)) + I_{2,zz} & m_2 (a_2^2 + l_1 a_2 \cos(\theta_2)) + I_{2,zz} \\ m_2 (a_2^2 + l_1 a_2 \cos(\theta_2)) + I_{2,zz} & m_2 a_2^2 + I_{2,zz} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Die Trägheitselemente  $I_{i,xx}$  und  $I_{i,yy}$  sind nicht relevant. Für unser Model verwenden wir den Standardansatz eines dünnen Stabes der Länge  $l_i$  und Masse  $m_i$ . Somit gilt  $z = y \approx 0$  und wir erhalten:  $I_{i,xx} = I_{i,yy} = 0$

$$I_{i,zz} \approx \int_{-\frac{l_i}{2}}^{\frac{l_i}{2}} \underbrace{\rho}_{\frac{m_i}{l_i}} x^2 dx = \frac{1}{3} \cdot \frac{m_i}{l_i} \cdot \left[ \left( \frac{l_i}{2} \right)^3 - \left( -\frac{l_i}{2} \right)^3 \right] = \frac{1}{12} m_i l_i^2 \Rightarrow I_i = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{12} m_i l_i^2 \end{pmatrix}$$

### 1.1.2 Aufstellen der Coriolis-Matrix

Für die partiellen Ableitungen der kinetischen Energie  $T(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}^T M(\mathbf{q}) \dot{\mathbf{q}}$  gilt:

$$\begin{aligned} \frac{\partial T}{\partial \theta_1} &= \frac{1}{2} \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_1} \theta_1'^2 + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \theta_1' \theta_2' + \frac{1}{2} \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_1} \theta_2'^2 \\ \frac{\partial T}{\partial \theta_2} &= \frac{1}{2} \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2} \theta_1'^2 + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} \theta_1' \theta_2' + \frac{1}{2} \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_2} \theta_2'^2 \\ \frac{\partial T}{\partial \theta_1'} &= M_{11} \theta_1' + M_{12} \theta_2' \\ \frac{\partial T}{\partial \theta_2'} &= M_{12} \theta_1' + M_{22} \theta_2' \end{aligned}$$

Für die zeitlichen Ableitungen der Größen gilt

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \frac{\partial T}{\partial \theta_1'} &= \underbrace{\frac{d}{dt} M_{11}}_{\frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_1} \theta_1' + \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2} \theta_2'} \cdot \theta_1' + M_{11} \theta_1'' + \underbrace{\frac{d}{dt} M_{12}}_{\frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \theta_1' + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} \theta_2'} \cdot \theta_2' + M_{12} \theta_2'' \\ &= \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_1} \theta_1'^2 + \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2} \theta_1' \theta_2' + M_{11} \theta_1'' + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \theta_1' \theta_2' + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} \theta_2'^2 + M_{12} \theta_2'' \\ &= \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_1} \theta_1'^2 + \left[ \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2} + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \right] \theta_1' \theta_2' + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} \theta_2'^2 + M_{11} \theta_1'' + M_{12} \theta_2'' \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \frac{\partial T}{\partial \theta_2'} &= \underbrace{\frac{d}{dt} M_{12}}_{\frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \theta_1' + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} \theta_2'} \cdot \theta_1' + M_{12} \theta_1'' + \underbrace{\frac{d}{dt} M_{22}}_{\frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_1} \theta_1' + \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_2} \theta_2'} \cdot \theta_2' + M_{22} \theta_2'' \\ &= \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \theta_1'^2 + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} \theta_1' \theta_2' + M_{12} \theta_1'' + \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_1} \theta_1' \theta_2' + \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_2} \theta_2'^2 + M_{22} \theta_2'' \end{aligned}$$

Es gilt

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \frac{\partial T}{\partial \theta_1'} - \frac{\partial T}{\partial \theta_1} &= \left[ \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_1} - \frac{1}{2} \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_1} \right] \theta_1'^2 + \left[ \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2} + \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} - \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \right] \theta_1' \theta_2' + \left[ \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} - \frac{1}{2} \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_1} \right] \theta_2'^2 \\ &\quad + M_{11} \theta_1'' + M_{12} \theta_2'' \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \frac{\partial T}{\partial \theta_2'} - \frac{\partial T}{\partial \theta_2} &= \left[ \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} - \frac{1}{2} \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2} \right] \theta_1'^2 + \left[ \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} + \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_1} - \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2} \right] \theta_1' \theta_2' + \left[ \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_2} - \frac{1}{2} \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_2} \right] \theta_2'^2 \\ &\quad + M_{12} \theta_1'' + M_{22} \theta_2'' \\ &= \underbrace{\left[ \frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1} \theta_1' - \frac{1}{2} \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2} \theta_1' \right]}_{C_{21}} \theta_1' + \underbrace{\left[ \frac{1}{2} \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_2} \theta_2' + \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_1} \theta_1' \right]}_{C_{22}} \theta_2' + M_{12} \theta_1'' + M_{22} \theta_2'' \end{aligned}$$

Für die Einträge der Matrix  $C$  gilt

$$\begin{aligned}
C_{11} &= \underbrace{\frac{1}{2} \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_1}}_{=0} \theta'_1 + \underbrace{\frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2}}_{=-2m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2)} \theta'_2 = -2m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2) \theta'_2 \\
C_{12} &= \underbrace{\frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_2}}_{=-m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2)} \theta'_2 - \underbrace{\frac{1}{2} \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_1}}_{=0} \theta'_2 = -m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2) \theta'_2 \\
C_{21} &= \underbrace{\frac{\partial M_{12}}{\partial \theta_1}}_{=0} \theta'_1 - \underbrace{\frac{1}{2} \frac{\partial M_{11}}{\partial \theta_2}}_{=-2m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2)} \theta'_1 = m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2) \theta'_1 \\
C_{22} &= \underbrace{\frac{1}{2} \frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_2}}_{=0} \theta'_2 + \underbrace{\frac{\partial M_{22}}{\partial \theta_1}}_{=0} \theta'_1 = 0
\end{aligned}$$

Es gilt somit

$$C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \cdot \dot{\mathbf{q}} = \begin{pmatrix} -2m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2) \theta'_2 & -m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2) \theta'_2 \\ m_2 l_1 a_2 \sin(\theta_2) \theta'_1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta'_1 \\ \theta'_2 \end{pmatrix}$$

### 1.1.3 Gravitationsterme

Für die potenzielle Energie  $V$  gilt:

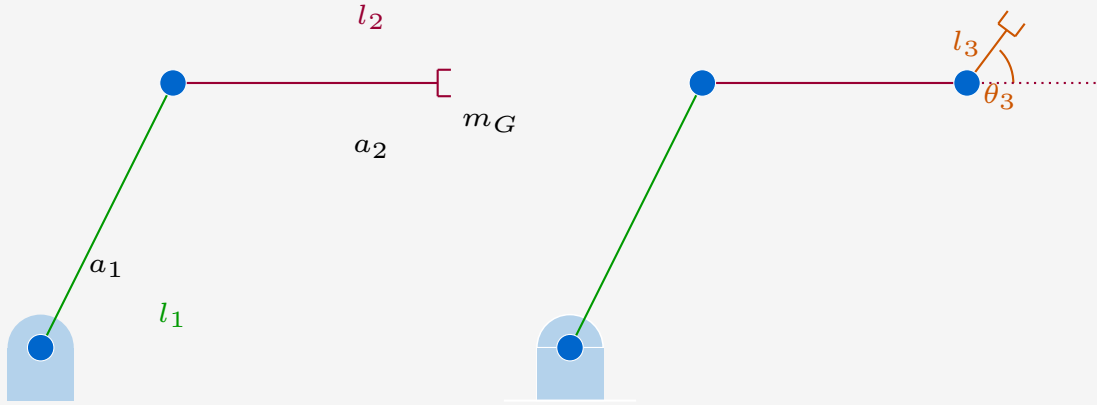
$$V = m_1 \cdot g \cdot y_1 + m_2 \cdot g \cdot y_2 = m_1 g a_1 \sin(\theta_1) + m_2 g (l_1 \sin(\theta_1) + a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2))$$

Für die partiellen Ableitungen erhalten wir

$$G(\mathbf{q}) = \frac{\partial V}{\partial \mathbf{q}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial V}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial V}{\partial \theta_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_1 g a_1 \cos(\theta_1) + m_2 g (l_1 \cos(\theta_1) + a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2)) \\ m_2 g (l_1 \cos(\theta_1) + a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2)) \end{pmatrix}$$

## 1.2 Einfaches Greifobjekt

Wir modellieren ein Variables Greifobjekt, welches am Ende von Link 2 gehalten wird. Wir betrachten nachfolgend das Greifobjekt als Punktmasse mit Masse  $m_G$ .



Für die Masse von Link 2 inklusive Greifobjekt gilt:

$$m'_i = m_i + m_G$$

Für den Schwerpunkt von Link 2 inklusive Greifobjekt gilt:

$$\mathbf{a}'_2 = \frac{m_i \cdot \mathbf{a}_2 + m_G \cdot \mathbf{d}}{m_i + m_G} \quad \mathbf{d}(\theta_3) = \begin{pmatrix} l_2 + r \cdot \cos(\theta_3) \\ r \cdot \sin(\theta_3) \\ 0 \end{pmatrix}$$

Für den Trägheitstensor von Link 2 inklusive Greifobjekt gilt:

$$I'_i = I_i + m_i \cdot S(\mathbf{a}_i - \mathbf{a}'_i) + m_G \cdot S(\mathbf{d} - \mathbf{a}'_i) \quad S(\mathbf{v}) = \begin{pmatrix} v_y^2 + v_z^2 & -v_x v_y & -v_x v_z \\ -v_x v_y & v_x^2 + v_z^2 & -v_y v_z \\ -v_x v_z & -v_y v_z & v_x^2 + v_y^2 \end{pmatrix}$$

Wobei  $S(\mathbf{v})$  die Steiner-Matrix ist. Wir erhalten die Matrix direkt aus der Definition des Trägheitstensors (1) einer Punktmasse mit  $\rho(\mathbf{r}) = m \cdot \delta(\mathbf{r} - \mathbf{d})$ . Für die Verschiebungsvektoren gilt:

$$\mathbf{d} = \begin{pmatrix} l_2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} \frac{l_2}{2} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \Rightarrow \mathbf{a}'_2 = \frac{l_2}{m_2 + m_G} \begin{pmatrix} \frac{m_2}{2} + m_G \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Für die Steiner-Matrizen gilt entsprechend

$$S(\mathbf{a}_2 - \mathbf{a}'_2) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & [\frac{l_2}{2} - a'_2]^2 & 0 \\ 0 & 0 & [\frac{l_2}{2} - a'_2]^2 \end{pmatrix} \quad S(\mathbf{d} - \mathbf{a}'_2) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & [l_2^2 - a'_2]^2 & 0 \\ 0 & 0 & [l_2^2 - a'_2]^2 \end{pmatrix}$$

Somit erhalten wir für den Trägheitstensor von Link 2 inklusive Greifobjekt:

$$I'_2 = \begin{pmatrix} I_{2,xx} & 0 & 0 \\ 0 & I_{2,yy} + m_2 \cdot [\frac{l_2^2}{2} - a'_2]^2 + m_G \cdot [\frac{l_2^2}{2} - a'_2]^2 & 0 \\ 0 & 0 & I_{2,zz} + m_2 \cdot [\frac{l_2^2}{2} - a'_2]^2 + m_G \cdot [\frac{l_2^2}{2} - a'_2]^2 \end{pmatrix}$$



Für die Koordinaten des Schwerpunktes von Link 3 gilt:

$$\mathbf{r}_3 = \begin{pmatrix} l_1 \cos(\theta_1) + l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) + l_3 \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) \\ l_1 \sin(\theta_1) + l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) + l_3 \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) \\ 0 \end{pmatrix}$$

Berechnung der Jacobi-Matrizen für Link 3 bezüglich der Geschwindigkeiten:

$$J_{v_3} = \frac{\partial \mathbf{r}_3}{\partial \mathbf{q}}$$

Für die Winkelgeschwindigkeit des Links 3 setzen wir  $\boldsymbol{\omega}_3 = (0 \quad 0 \quad \theta'_1 + \theta'_2 + \theta'_3)$  und erhalten für die Jacobi-Matrix bezüglich der Winkelgeschwindigkeit:

$$J_{\omega_3} = \frac{\partial \boldsymbol{\omega}_3}{\partial \dot{\mathbf{q}}} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$M(\theta) = \begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{pmatrix}$$

$$M_{11} = m_1 a_1^2 + I_{1,zz} + m'_2 (L_1^2 + a_2'^2 + 2L_1 a_2' \cos \theta_2) + I_{2,zz}''$$

$$M_{12} = M_{21} = m'_2 (a_2'^2 + L_1 a_2' \cos \theta_2) + I_{2,zz}''$$

$$M_{22} = m'_2 a_2'^2 + I_{2,zz}''$$

$$C(\theta, \dot{\theta}) = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{pmatrix}$$

$$C_{11} = -m'_2 L_1 a_2' \sin \theta_2 \cdot \dot{\theta}_2$$

$$C_{12} = -m'_2 L_1 a_2' \sin \theta_2 \cdot (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)$$

$$C_{21} = m'_2 L_1 a_2' \sin \theta_2 \cdot \dot{\theta}_1$$

$$C_{22} = -m'_2 L_1 a_2' \sin \theta_2 \cdot \dot{\theta}_1$$

$$G(\theta) = \begin{pmatrix} G_1 \\ G_2 \end{pmatrix}$$

$$G_1 = m_1 g a_1 \cos \theta_1 + m'_2 g (L_1 \cos \theta_1 + a_2' \cos(\theta_1 + \theta_2))$$

$$G_2 = m'_2 g a_2' \cos(\theta_1 + \theta_2)$$

$$M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) = \tau$$

$$m'_2 = m_2 + m_G$$

$$a_2' = L_2 \cdot \frac{m_2/2 + m_G}{m_2 + m_G}$$

$$I_{2,zz}'' = \frac{1}{12} m_2 L_2^2 + \frac{m_2 m_G L_2^2}{4(m_2 + m_G)}$$

Parameter	Ohne Greifobjekt	Mit Greifobjekt
Masse Link 2	$m_2$	$m'_2 = m_2 + m_G$
Schwerpunkt Link 2	$a_2 = \frac{L_2}{2}$	$a_2' = \frac{L_2}{m_2 + m_G} \left( \frac{m_2}{2} + m_G \right)$
Trägheitstensor Link 2	$I_{2,zz} = \frac{1}{12} m_2 L_2^2$	$I_{2,zz}' = \frac{1}{12} m_2 L_2^2 + \frac{m_2 m_G L_2^2}{4(m_2 + m_G)}$

## 2 Theorie optimaler Steuerungsprobleme

Wir betrachten ein Steuerungsproblem und definieren die Value-Function  $V$  mittels

$$V(x(t), t) := \min_u \left\{ \int_t^{t_f} L(s, x(s), u(s)) ds + \Phi(x(t_f)) \right\}$$

**Satz 2.1 (Hamilton-Jacobi-Bellman Gleichung)** Die Value-Function erfüllt

$$0 = \frac{\partial V(x, t)}{\partial t} + \min_u \left[ L(t, x, u) + \frac{\partial V(x, t)}{\partial x} \cdot f(t, x, u) \right], \quad x \in \mathbb{R}^n, t_0 \leq t \leq t_f$$

mit den Randbedingungen

$$V(x, t_f) = \Phi(x(t_f)) \quad V(x, t_0) = \min_u \int_{t_0}^{t_f} L(t, x(t), u(t)) dt + \Phi(x(t_f))$$

### Beweis:

Die Value-Function  $V(x, t)$  beschreibt die minimalen Kosten von Zustand  $x$  zum Endzeitpunkt  $t_f$ . Für  $s \in [t, t_f]$  gilt

- Systemdynamik

$$x'(s) = f(x(s), u(s)), \quad x(t) = x$$

- Kostenfunktional

$$J(u) = \int_t^{t_f} L(s, x(s), u(s)) ds + \Phi(x(t_f))$$

Angenommen, wir wechseln zum Zeitpunkt  $t + h$  zu einer optimalen Steuerung, dann gilt für unser Ziel-funktional

$$\begin{aligned} J(u) &= \int_t^{t+h} L(s, x(s), u(s)) ds + \int_{t+h}^{t_f} L(s, x(s), u(s)) ds + \Phi(x(t_f)) \\ &= \int_t^{t+h} L(s, x(s), u(s)) ds + V(x(t+h), t+h) \end{aligned}$$

Da  $V(x(t), t)$  die minimalen Kosten vom Zustand  $x$  zur Zeit  $t$  angibt, gilt:

$$\begin{aligned} V(x(t), t) &\leq \int_t^{t+h} L(s, x(s), u(s)) ds + V(x(t+h), t+h) \\ \Rightarrow 0 &\leq \int_t^{t+h} L(s, x(s), u(s)) ds + V(x(t+h), t+h) - V(x(t), t) \end{aligned}$$

Im Grenzübergang  $h \rightarrow 0$  erhalten wir

$$\begin{aligned} 0 &\leq \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h} \int_t^{t+h} L(s, x(s), u(s)) ds + \lim_{h \rightarrow 0} \frac{V(x(t+h), t+h) - V(x, t)}{h} \\ &= L(t, x(t), u(t)) + \frac{d}{dt} V(x(t), t) \\ &= L(t, x(t), u(t)) + \frac{\partial V}{\partial t} + \frac{\partial V}{\partial x} \cdot x'(t) \\ &= L(t, x(t), u(t)) + \frac{\partial V}{\partial t} + \frac{\partial V}{\partial x} \cdot f(t, x(t), u(t)) \end{aligned}$$

Durch Minimierung bezüglich  $u$  erhalten wir die Gleichheit und somit

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial V}{\partial t} + \min_u \left[ L(t, x(t), u(t)) + \frac{\partial V}{\partial x} \cdot f(t, x(t), u(t)) \right] \\ &= \frac{\partial V}{\partial t} + H \left( t, x(t), \frac{\partial V}{\partial x}(t, x(t)) \right) \end{aligned}$$

□

## 2.1 Herleitung des Minimumprinzips

Berechnung der totalen Ableitung der Value-Function  $V$  entlang der Charakteristik  $x(t)$ :

$$\frac{dV}{dt} = \frac{\partial V}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial V}{\partial t} = p(x, t) \cdot x'(t) - H \left( t, x, \frac{\partial V}{\partial x} \right)$$

Berechnung der totalen Ableitung von  $p = \frac{\partial V}{\partial x}$ :

$$\frac{dp}{dt} = \frac{d}{dt} \left( \frac{\partial V}{\partial x} \right) = \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} \cdot x'(t) + \frac{\partial V}{\partial x \partial t}$$

Differenzieren der HJB bezüglich  $x$  liefert

$$0 = \frac{d}{dx} \left[ \frac{\partial V}{\partial t} + H \left( t, x, \frac{\partial V}{\partial x} \right) \right] = \frac{\partial V}{\partial t \partial x} + \frac{\partial H}{\partial x} + \frac{\partial H}{\partial p} \cdot \frac{\partial^2 V}{\partial x^2}$$

Einsetzen der Gleichung liefert:

$$\frac{dp}{dt} = \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} \cdot x'(t) + \left( -\frac{\partial H}{\partial x} - \frac{\partial H}{\partial p} \cdot \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} \right) = \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} \cdot \left( x'(t) - \frac{\partial H}{\partial p} \right) - \frac{\partial H}{\partial x}$$

Wir erhalten somit die bekannten, notwendigen Optimalitätsbedingungen:

$$p'(t) = -H_x, \quad x'(t) = f(t, x, u^*), \quad u^* = \operatorname{argmin} [L(t, x, u) + p(t, x)f(t, x, u)]$$

## 2.2 Anwendung auf Linear-Quadratische Probleme

### 2.2.1 Finite time problem

Gegeben sei das Steuerungsproblem

$$\min_u \int_{t_0}^{t_f} x^T Q x + u^T R u \, dt + \underbrace{(x(t_f) - x_f)^T S (x(t_f) - x_f)}_{x(t_f)^T S x(t_f) - 2x_f^T S x(t_f) + x_f^T S x_f} = V(t_0, x(t_0)) + x_f^T S x_f$$

unter der Nebenbedingung  $x'(t) = Ax + Bu$  und  $x(t_0) = x_0$ . Der Term  $x_f^T S x_f$  ist unabhängig von  $u$  und kann bei der Minimierung weggelassen werden.

$$V(x, t) = x^T K(t)x + 2s(t)^T x + r(t) \quad V(x, t_f) = x(t_f)^T K(t_f)x(t_f) + 2s(t_f)^T x(t_f) + r(t_f)$$

Wir erhalten für die Endwerte

$$K(t_f) = S, \quad s(t_f) = -Sx_f \quad r(t_f) = 0$$

$$V_t = x^T K'(t)x + 2s'(t)^T x + r'(t) \quad V_x = 2K(t)x + 2s(t)$$

$$\frac{\partial}{\partial u} [x^T Qx + u^T Ru + V_x^T \cdot (Ax + Bu)] = 2Ru + B^T \cdot V_x \Rightarrow u^*(t) = -\frac{1}{2}R^{-1}B^T V_x$$

$$\begin{aligned} (u^*)^T Ru^* &= \left(-\frac{1}{2}R^{-1}B^T V_x\right)^T R \left(-\frac{1}{2}R^{-1}B^T V_x\right) \\ &= \frac{1}{4} \cdot (R^{-1}B^T V_x)^T R (R^{-1}B^T V_x) \\ &= \frac{1}{4} \cdot (2R^{-1}B^T (K(t)x + s(t)))^T R (2R^{-1}B^T (K(t)x + s(t))) \\ &= (K(t)x + s(t))^T BR^{-1}RR^{-1}B^T (K(t)x + s(t)) \\ &= \langle K(t)x + s(t), P(2K(t)x + s(t)) \rangle \\ &= \langle K(t)x, PK(t)x \rangle + \underbrace{\langle K(t)x, Ps(t) \rangle}_{\langle s(t), P^T K(t)x \rangle} + \langle s(t), PK(t)x \rangle + \langle s(t), Ps(t) \rangle \\ &= x^T K(t)^T PK(t)x + 2 \cdot s(t)^T PK(t)x + s(t)^T Ps(t) \end{aligned}$$

mit  $P = BR^{-1}B^T$  und  $P^T = P$ .

$$\begin{aligned} V_x^T \left(-\frac{1}{2}BR^{-1}B^T V_x\right) &= (2K(t)x + 2s(t))^T \left(-\frac{1}{2}BR^{-1}B^T (2K(t)x + 2s(t))\right) \\ &= -2 \cdot (K(t)x + s(t))^T P(K(t)x + s(t)) \\ &= -2 \cdot x^T K(t)^T PK(t)x - 4 \cdot s(t)^T PK(t)x - 2 \cdot s(t)^T Ps(t) \end{aligned}$$

$$V_x^T Ax = 2(K(t)x + s(t))^T Ax = 2x^T K(t)^T Ax + 2s(t)^T Ax = x^T (K(t)^T A + A^T K(t))x + 2s(t)^T Ax$$

$$-V_t = \min_u [x^T Qx + u^T Ru + V_x^T \cdot (Ax + Bu)]$$

$$\begin{aligned} -V_t &= x^T Qx + (u^*)^T Ru^* + V_x^T \cdot \left(Ax - \frac{1}{2}BR^{-1}B^T V_x\right) \\ -x^T K'(t)x - 2s'(t)^T x - r'(t) &= x^T (Q - KPK + KA + A^T K)x - 2 \cdot ((PK - A)^T s(t))^T x - s(t)^T Ps(t) \end{aligned}$$

$$K'(t) = -Q + K(t)BR^{-1}B^T K(t) - K(t)A - A^T K(t) \quad K(t_f) = S$$

$$s'(t) = (K(t)BR^{-1}B^T - A^T)s(t) \quad s(t_f) = -Sx_f$$

$$r'(t) = s(t)^T BR^{-1}B^T s(t) \quad r(t_f) = 0$$

### 2.2.2 infinite time problem

Im Grenzfall  $t \rightarrow \infty$  betrachten wir das Steuerungsproblem

$$\min_u \int_{t_0}^{\infty} (x - x_f)^T Q (x - x_f) + u^T R u \, dt = V(x(t_0))$$

unter der Nebenbedingung  $x'(t) = Ax + Bu$  und  $x(t_0) = x_0$ . Als Ansatz für die Value Funktion wählen wir erneut

$$V(x) = x^T K x + 2s^T x + r \Rightarrow V_x = 2Kx + 2s$$

Es gilt erneut

$$\frac{\partial}{\partial u} \left( (x - x_f)^T Q (x - x_f) + u^T R u + V_x^T (Ax + Bu) \right) = 2Ru + B^T V_x = 0 \Rightarrow u^* = -\frac{1}{2} R^{-1} B^T V_x$$

$$(x - x_f)^T Q (x - x_f) = x^T Q x - 2x_f^T Q x + x_f^T Q x_f$$

$$0 = x^T (Q - K P K + K A + A^T K) x - 2((P K - A)^T s + Q x_f)^T x - s^T (P) s + x_f^T Q x_f$$

## 3 Numerische Lösungsverfahren

### 3.1 Gradientenverfahren

$$u(t) + \epsilon \cdot \eta_u(t) \quad x(t) + \epsilon \cdot \eta_x(t), \eta_x(0) = 0$$

Um die Zustandsgleichung als Nebenbedingung zu integrieren, führen wir einen Lagrange-Multiplikator  $p(t)$  ein. Das erweiterte Zielfunktional lautet dann:

$$J^{\text{aux}}(u, x, p) = \int_0^T [L(x(t), u(t), t) + p(t) (f(x(t), u(t)) - \dot{x}(t))] dt + \Phi(x(T))$$

Wir betrachten kleine Variationen der Steuerungsfunktion und des Zustands:

wobei  $\epsilon$  ein kleiner Parameter ist.

Die Variation von  $J^{\text{aux}}$  bezüglich  $\epsilon$  bei  $\epsilon = 0$  ergibt:

$$\delta J^{\text{aux}} = \int_0^T \left[ \frac{\partial L}{\partial x} \delta x(t) + \frac{\partial L}{\partial u} \delta u(t) + p(t) \left( \frac{\partial f}{\partial x} \delta x(t) + \frac{\partial f}{\partial u} \delta u(t) - \delta \dot{x}(t) \right) \right] dt + \frac{\partial \Phi}{\partial x}(x(T)) \delta x(T) = 0$$

Der Term mit  $\delta \dot{x}(t)$  wird mittels Integration durch Teile umgeformt:

$$\int_0^T p(t) (-\delta \dot{x}(t)) dt = [-p(t) \delta x(t)]_0^T + \int_0^T \dot{p}(t) \delta x(t) dt$$

Da  $\delta x(0) = 0$  ist (weil der Anfangszustand festgelegt ist), vereinfacht sich der Randterm zu:

$$-p(T) \delta x(T) + \int_0^T \dot{p}(t) \delta x(t) dt$$

Setzen wir die Ergebnisse in die Variation des erweiterten Zielfunktional ein:

$$\int_0^T \left[ \left( \frac{\partial L}{\partial x} + p(t) \frac{\partial f}{\partial x} + \dot{p}(t) \right) \delta x(t) + \left( \frac{\partial L}{\partial u} + p(t) \frac{\partial f}{\partial u} \right) \delta u(t) \right] dt + \left( \frac{\partial \Phi}{\partial x} - p(T) \right) \delta x(T) = 0$$

Für die Gleichung muss jeder Koeffizient der unabhängigen Variation Null sein. Daher ergeben sich die adjungierten Gleichungen:

$$\begin{cases} \dot{p}(t) = -\frac{\partial L}{\partial x} - p(t) \frac{\partial f}{\partial x} \\ p(T) = \frac{\partial \Phi}{\partial x}(x(T)) \end{cases}$$

Der Gradient des Zielfunktional  $J(u)$  ist gegeben durch:

$$\frac{\delta J}{\delta u(t)} = \frac{\partial L}{\partial u} + p(t) \frac{\partial f}{\partial u}$$

#### 3.1.1 Sensitivity Approach

Erweitertes Zielfunktional

$$\begin{aligned}
J^{aux}(u) &= \int_0^T \varphi(t, x, u) + p(t) \cdot (f(t, x, u) - x'(t)) \, dt + \Phi(x(T)) \\
&= \int_0^T \underbrace{\varphi(t, x, u) + p(t) \cdot f(t, x, u)}_{=H(t)} \, dt - \underbrace{\int_0^T p(t)x'(t) \, dt}_{=-[p(t)x(t)]_0^T + \int_0^T p'(t)x(t) \, dt} + \Phi(x(T)) \\
&= \int_0^T H(t) + p'(t)x(t) \, dt - [p(t)x(t)]_0^T + \Phi(x(T)) \\
&= \int_0^T H(t) + p'(t)x(t) \, dt - p(T)x(T) + p(0)x(0) + \Phi(x(T))
\end{aligned}$$

Der Term  $p(0)x(0)$  ist unabhängig von  $u$  und fällt bei der Optimierung weg. Bilden der Gateau Ableitung in  $u$  entlang  $h$  liefert

$$\begin{aligned}
J'(u, h) &= \int_0^T H_x[t] \cdot S(t) + H_u[t] \cdot h(t) + p'(t)S(t) \, dt - p(T)S(T) + \Phi_x(x(T))S(1) \\
&= \int_0^T \underbrace{(H_x[t] + p'(t))}_{=0} \cdot S(t) + H_u[t] \cdot h(t) \, dt + \underbrace{(\Phi_x(x(T)) - p(T))}_{=0} \cdot S(T) \\
&= \int_0^T H_u[t] \cdot h(t) \, dt
\end{aligned}$$

Wir erhalten somit  $J'(u) = H_u[t]$



### 3.1.2 Praktische Implementierung

**Beispiel 3.1** Wir betrachten das Steuerungsproblem

$$\min_u \int_0^1 x(t) + u(t)^2 dt \quad x'(t) = x(t) + u(t) + 1, \quad x(0) = 0.$$

welches in einer Aufgabe analytisch gelöst ist. Für den Gradienten gilt

$$\nabla J(u) = H_u = \frac{\partial}{\partial u}(x(t) + u(t)^2 + p(t) \cdot (x(t) + u(t) + 1)) = 2u(t) + p(t)$$

Wir verwenden das explizite Euler-Verfahren zur Diskretisierung der Gleichungen aus dem Minimumprinzip:

- Diskretisierung des Zeitintervalls  $[0, 1]$  und der Funktionen mittels  $N \in \mathbb{N}$

$$h = \frac{1}{N} \quad \mathbf{u}^k = (u_i^k)_{i=0}^N, \quad \mathbf{x}^k = (x_i^k)_{i=0}^N, \quad \mathbf{t}^k = (i \cdot h)_{i=0}^N,$$

- Armijo Suchrichtung  $\alpha^{(k)}$ : Für  $0 \leq m < M = 10$ ,  $c = 10^{-4}$ ,  $\beta = 0.5 \in (0, 1)$

$$u^{neu} = u^k + \beta^m \cdot d^{(k)}$$

$$J(u^k) = \int_0^1 x^k(t) + (u^k(t))^2 dt \approx h \cdot \sum_{i=0}^N x_i^k + (u_i^k)^2$$

$$J(u^{neu}) = \int_0^1 x^{neu}(t) + (u^{neu}(t))^2 dt \approx h \cdot \sum_{i=0}^N x_i^{neu} + (u_i^{neu})^2$$

$$J(u^{neu}) \leq J(u^k) - c \cdot \beta^m \cdot h \cdot \sum_{i=0}^N (2 \cdot u_i^{(k)} + p_i^{(k)})(2 \cdot u_i^{(k)} + p_i^{(k)})$$

$$\Leftrightarrow J(u^{neu}) \leq J(u^k) - \|d^{(k)}\|^2 \cdot c \cdot \beta^m \Rightarrow \alpha^{(k)} = \beta^m$$

- Gradientenverfahren: Für  $0 \leq k < \text{MaxIter}$ ,  $\epsilon = 10^{-6}$ :

- Forward Integration  $x'(t) = x(t) + u(t) + 1$

$$x_{i+1}^k = x_i^k + h \cdot (x_i^{(k)} + u_i^{(k)} + 1) \quad x_0^{(k)} = 0$$

- Backward Integration  $p'(t) = -(1 + p(t))$

$$p_i^k = p_{i+1}^k + h \cdot (1 + p_{i+1}^k) \quad p_N^{(k)} = \partial_x \Phi(x(1)) = 0$$

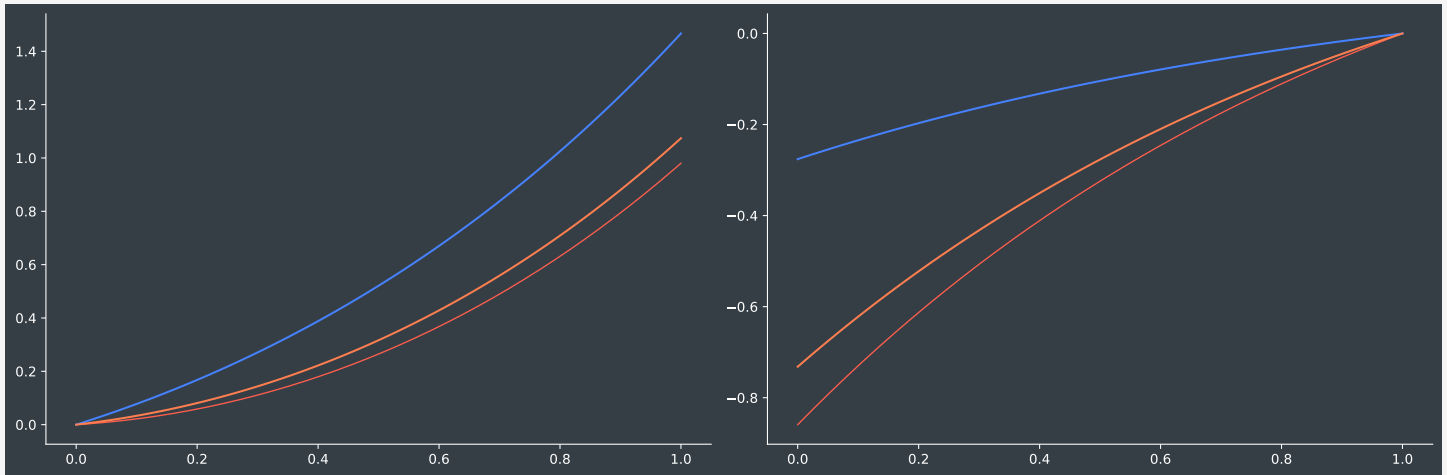
- Berechnung des Gradienten  $\nabla J = H_u = 2u + p$

$$d^{(k)} = -(2 \cdot u^{(k)} + p^{(k)})$$

- Berechnung der Schrittweite  $\alpha^{(k)}$ :

$$u^{(k+1)} = u^{(k)} + \alpha^{(k)} \cdot d^{(k)}$$

$$\|u^{(k+1)} - u^{(k)}\| < \epsilon \Rightarrow u^{\text{final}} = u^{(k+1)}, \text{ sonst } k \rightarrow k + 1$$



Zustand  $x$  und Steuerung  $u$  mit den Iterationen 100, 500 und der analytischen Lösung

## 3.2 Riccati Regler

Es gilt

$$F(K) := Q - KPK + KA + A^T K \Rightarrow F(K) = 0$$

**Definition 3.2** Sei  $X \in \mathbb{R}^{n \times n}$  dann definieren wir

$$\text{vec}(X) = (X_{11} \ X_{21} \ \cdots \ X_{n1} \ X_{12} \ X_{22} \ \cdots X_{nn})^T \in \mathbb{R}^{n^2}$$

Seien  $A \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ,  $B \in \mathbb{R}^{p \times r}$ , dann definieren wir

$$A \otimes B = \begin{pmatrix} A_{11}B & \cdots & A_{1m}B \\ A_{12}B & \cdots & A_{2m}B \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{n1}B & \cdots & A_{nm}B \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{mp \times nr}$$

Es gilt die Formel

$$\text{vec}(MXN) = (N^T \otimes M)\text{vec}(X)$$

Betrachten wir den Fall  $M = 1$  und  $N = A$  bzw.  $N = 1$  und  $M = A^T$  erhalten wir mit  $X = K$

$$\text{vec}(KA) = (A^T \otimes 1)\text{vec}(K) \quad \text{vec}(A^T K) = (1 \otimes A^T)\text{vec}(K)$$

Anwendung auf unser Problem liefert

$$\underbrace{\text{vec}(F(K))}_{f(x=\text{vec}(K))} = \underbrace{\text{vec}(Q)}_q - \underbrace{\text{vec}(KPK)}_{g(x=\text{vec}(K))} + \underbrace{\text{vec}(KA)}_{(A^T \otimes 1)\text{vec}(K)} + \underbrace{\text{vec}(A^T K)}_{(1 \otimes A^T)\text{vec}(K)}$$

Durch Einführung von  $x = \text{vec}(K) \in \mathbb{R}^{n^2}$  erhalten wir

$$f(x) = q - g(x) + (A^T \otimes 1)x + (1 \otimes A^T)x$$

Da  $(KP)^T = KP$  gilt

$$g(\text{vec}(K)) = \text{vec}(KPK) = (1 \otimes KP)\text{vec}(K)$$

Wir betrachten die Variation  $K(\epsilon) = K + \epsilon \cdot \bar{K}$  und die Funktion  $h : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^{n^2}$  mit

$$\begin{aligned} h(\epsilon) &:= g(\text{vec}(K(\epsilon))) = \text{vec}(K(\epsilon)PK(\epsilon)) \\ &= \text{vec}((K + \epsilon \cdot \bar{K})P(K + \epsilon \cdot \bar{K})) \\ &= \text{vec}(KPK + \epsilon KP\bar{K} + \epsilon \bar{K}PK + \epsilon^2 \bar{K}P\bar{K}) \end{aligned}$$

Ableitung nach  $\epsilon$  und Auswertung in  $\epsilon = 0$  ergibt

$$h'(0) = \left. \frac{d}{d\epsilon} g(\text{vec}(K + \epsilon \bar{K})) \right|_{\epsilon=0} = \text{vec}(KP\bar{K} + \bar{K}PK) = \text{vec}(KP\bar{K}) + \text{vec}(\bar{K}PK)$$

Umschreiben als Matrix-Vektor-Produkt

$$\text{vec}(KP \cdot \bar{K} \cdot 1) = (1 \otimes KP)\text{vec}(\bar{K}) \quad \text{vec}(1 \cdot \bar{K} \cdot PK) = ((PK)^T \otimes 1)\text{vec}(\bar{K})$$

Wir erhalten als Ableitung

$$g'(x) = (1 \otimes KP) + ((PK)^T \otimes 1) \Rightarrow f'(x) = -(1 \otimes KP) - ((PK)^T \otimes 1) + (A^T \otimes 1) + (1 \otimes A^T)$$

### 3.2.1 Implementierung

```
def vec(X):  
    return X.reshape(-1, order='F')  
  
def unvec(v, n):  
    return v.reshape((n, n), order='F')
```

Hier normaler text

```
# Newton Kleinman Verfahren  
def solv_CARE(A,B,R,Q,tol=1e-8,max_iter=50):  
    n = A.shape[0]  
    I = np.eye(n)  
    q = vec(Q)  
    L = np.kron(I, A.T) + np.kron(A.T, I)  
    P = B @ np.linalg.solve(R, B.T)  
    # Startwert KO hier Einheitsmatrix  
    K = I  
    x = vec(K)  
  
    for i in range(max_iter):  
        X = K @ P #KP  
        vec_KPK = np.kron(I,X) @ x  
        f = q - vec_KPK + L @ x  
        Dg = np.kron(I,X)+np.kron(X,I)  
        Df = L - Dg  
        dx = np.linalg.solve(Df, -f)  
        x_new = x + dx  
        # Abbruch  
        if np.linalg.norm(dx) / np.linalg.norm(x_new) < tol:  
            x=x_new  
            break  
  
        x = x_new  
        K = unvec(x, n)  
    return K
```

Erklärung des Codes

Stabilität der Startlösung hier Gers-  
hgorin kreise und Stabilität erklären  
Für  $Y$  mit  $RY = B^T \Rightarrow Y = B^{-1}B^T$   
und  $B \cdot Y = P$

## 4 Linearisierung der Dynamik

Wir definieren den Zustand  $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{q}} \end{bmatrix}$  und schreiben unsere Dynamikgleichung wie folgt um

$$M(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + G(\mathbf{q}) = \mathbf{u} \Rightarrow \underbrace{\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \\ \ddot{\mathbf{q}} \end{bmatrix}}_{\dot{\mathbf{x}}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \\ M^{-1}(\mathbf{q}) [\mathbf{u} - C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} - G(\mathbf{q})] \end{bmatrix}}_{f(\mathbf{x}, \mathbf{u})}$$

### 4.1 Linearisierung des two link revolute manipulators

Wir definieren  $x_1 = q_1$ ,  $x_2 = q_2$ ,  $x_3 = \dot{q}_1$ ,  $x_4 = \dot{q}_2$  und erhalten  $\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$  mit

$$\begin{bmatrix} f_1(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ f_2(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} f_3(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ f_4(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \end{bmatrix} = M(x_1, x_2)^{-1} \left[ \mathbf{u} - C(\mathbf{x}) \begin{pmatrix} x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} - G(x_1, x_2) \right]$$

Wir linearisieren um den Arbeitspunkt  $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ &\approx \underbrace{f(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)}_{=0} + \underbrace{\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)}_{A(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)}(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*) + \underbrace{\frac{\partial f}{\partial \mathbf{u}}(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)}_{B(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)}(\mathbf{u} - \mathbf{u}^*) \\ &= A(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)\bar{\mathbf{x}} + B(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)\bar{\mathbf{u}} \end{aligned}$$

Wobei  $\bar{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{x}(t) - \mathbf{x}^*$  und  $\bar{\mathbf{u}}(t) = \mathbf{u}(t) - \mathbf{u}^*$  gilt. Für die Ableitung der Größen gilt

$$\frac{d\bar{\mathbf{x}}}{dt} = \dot{\mathbf{x}} - \underbrace{\frac{d\mathbf{x}^*}{dt}}_{=0} = \dot{\mathbf{x}}(t) \Rightarrow \bar{\mathbf{x}}(t) = A\bar{\mathbf{x}}(t) + B\bar{\mathbf{u}}(t)$$

Aus der Produktregel folgt für die Ableitung

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left[ M(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} \right] = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left[ \underbrace{\mathbf{u} - C(\mathbf{x})\dot{\mathbf{q}} - G(\mathbf{q})}_{:=h(\mathbf{x}, \mathbf{u})} \right] \Rightarrow \frac{\partial M}{\partial \mathbf{x}}\ddot{\mathbf{q}} + M(\mathbf{q})\frac{\partial \ddot{\mathbf{q}}}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}}$$

Am Arbeitspunkt  $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$  gilt

$$\mathbf{0} = f(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*) = \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \\ \ddot{\mathbf{q}} \end{bmatrix} \Rightarrow \ddot{\mathbf{q}} = \dot{\mathbf{q}} = \mathbf{0} \Rightarrow h(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*) = \mathbf{0}$$

Für die Ableitung von  $h$  in  $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$  erhalten wir:

$$\frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}}(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*) = \underbrace{\frac{\partial M}{\partial \mathbf{x}}\ddot{\mathbf{q}}}_{=0} + M(\mathbf{x}^*)\frac{\partial \ddot{\mathbf{q}}}{\partial \mathbf{x}} \Rightarrow \frac{\partial \ddot{\mathbf{q}}}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \begin{bmatrix} f_3(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ f_4(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \end{bmatrix} = M^{-1}(\mathbf{x}^*)\frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}}(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$$

Wir berechnen zunächst die Ableitung von  $h$  bzgl.  $\mathbf{x}$  im Punkt  $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$  und erhalten

$$\frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}}(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*) = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_1} \\ \frac{\partial h_1}{\partial x_2} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} \\ \frac{\partial h_1}{\partial x_3} & \frac{\partial h_2}{\partial x_3} \\ \frac{\partial h_1}{\partial x_4} & \frac{\partial h_2}{\partial x_4} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial G_1}{\partial q_1} & \frac{\partial G_2}{\partial q_1} \\ \frac{\partial G_1}{\partial q_2} & \frac{\partial G_2}{\partial q_2} \\ -C_{11} & -C_{12} \\ -C_{21} & -C_{22} \end{bmatrix} (\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$$

Für die konkrete Matrix  $A = f_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$  gilt

$$\begin{aligned}
A(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*) &= \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_4}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_4}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} & \frac{\partial f_4}{\partial x_3} \\ \frac{\partial f_1}{\partial x_4} & \frac{\partial f_2}{\partial x_4} & \frac{\partial f_3}{\partial x_4} & \frac{\partial f_4}{\partial x_4} \end{bmatrix} (\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*) \\
&= \begin{bmatrix} \frac{\partial \dot{q}_1}{\partial q_1} & \frac{\partial \dot{q}_1}{\partial q_2} & \frac{\partial \dot{q}_1}{\partial \dot{q}_1} & \frac{\partial \dot{q}_1}{\partial \dot{q}_2} \\ \frac{\partial \dot{q}_2}{\partial q_1} & \frac{\partial \dot{q}_2}{\partial q_2} & \frac{\partial \dot{q}_2}{\partial \dot{q}_1} & \frac{\partial \dot{q}_2}{\partial \dot{q}_2} \\ \frac{(M^{-1})_{11}h_1 + (M^{-1})_{12}h_2}{\partial q_1} & \frac{(M^{-1})_{11}h_1 + (M^{-1})_{12}h_2}{\partial q_2} & \frac{(M^{-1})_{11}h_1 + (M^{-1})_{12}h_2}{\partial \dot{q}_1} & \frac{(M^{-1})_{11}h_1 + (M^{-1})_{12}h_2}{\partial \dot{q}_2} \\ \frac{(M^{-1})_{21}h_1 + (M^{-1})_{22}h_2}{\partial q_1} & \frac{(M^{-1})_{21}h_1 + (M^{-1})_{22}h_2}{\partial q_2} & \frac{(M^{-1})_{21}h_1 + (M^{-1})_{22}h_2}{\partial \dot{q}_1} & \frac{(M^{-1})_{21}h_1 + (M^{-1})_{22}h_2}{\partial \dot{q}_2} \end{bmatrix} (\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*) \\
&= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ * & * & * & * \\ * & * & * & * \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

**Satz 4.1** Wir erhalten die Struktur der Ableitungen konkret fest:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ M^{-1} \left( -\frac{\partial G}{\partial \mathbf{q}} \right) & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ M^{-1} \end{bmatrix}, \quad h_{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} -\frac{\partial C}{\partial \mathbf{q}} \dot{\mathbf{q}} - \frac{\partial G}{\partial \mathbf{q}} \\ -C(\mathbf{x}^*) - \frac{\partial C}{\partial \dot{\mathbf{q}}} \dot{\mathbf{q}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\partial G}{\partial \mathbf{q}}(\mathbf{x}^*) \\ -C(\mathbf{x}^*) \end{bmatrix}$$

da  $\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{0}$

$$\begin{pmatrix} m_1 a_1^2 + I_1 + m_2 \cdot (l_1^2 + a_2^2 + 2l_1 a_2 \cos(\mathbf{x}_2)) + I_2 & m_2 \cdot (a_2^2 + l_1 a_2 \cos(\mathbf{x}_2)) + I_2 \\ m_2 \cdot (a_2^2 + l_1 a_2 \cos(\mathbf{x}_2)) + I_2 & m_2 a_2^2 + I_2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{x}_3' \\ \mathbf{x}_4' \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
C \cdot \theta'(t) &= \begin{pmatrix} -2m_2 l_1 a_2 \sin(\mathbf{x}_2) \mathbf{x}_4 & -m_2 l_1 a_2 \sin(\mathbf{x}_2) \mathbf{x}_4 \\ m_2 l_1 a_2 \sin(\mathbf{x}_2) \mathbf{x}_3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_3 \\ \mathbf{x}_4 \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} -2m_2 l_1 a_2 \sin(\mathbf{x}_2) \mathbf{x}_4 \mathbf{x}_3 - m_2 l_1 a_2 \sin(\mathbf{x}_2) \mathbf{x}_4^2 \\ m_2 l_1 a_2 \sin(\mathbf{x}_2) \mathbf{x}_3^2 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

$$G(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} m_1 g a_1 \cos(\mathbf{x}_1) + m_2 g (l_1 \cos(\mathbf{x}_1) + a_2 \cos(\mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2)) \\ m_2 g (l_1 \cos(\mathbf{x}_1) + a_2 \cos(\mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2)) \end{pmatrix}$$

Für die Inverse der Massenmatrix gilt analytisch mittels  $F_{\mathbf{x}_2} := m_2 l_1 a_2 \cos(\mathbf{x}_2)$

$$\begin{aligned}
\det(M) &= M_{11}M_{22} - M_{12}^2 \\
&= [m_1a_1^2 + I_1 + m_2 \cdot (l_1^2 + a_2^2 + 2l_1a_2 \cos(x_2)) + I_2] \cdot (m_2a_2^2 + I_2) \\
&\quad - (m_2 \cdot (a_2^2 + l_1a_2 \cos(x_2)) + I_2)^2 \\
&= \left[ m_1a_1^2 + I_1 + I_2 + m_2l_1^2 + m_2a_2^2 + 2 \underbrace{m_2l_1a_2 \cos(x_2)}_{F_{x_2}} \right] (m_2a_2^2 + I_2) \\
&\quad - (m_2a_2^2 + I_2)^2 - 2 \underbrace{m_2l_1a_2 \cos(x_2)}_{F_{x_2}} \cdot (m_2a_2^2 + I_2) - F_{x_2}^2 \\
&= (m_2a_2^2 + I_2) \cdot \left[ m_1a_1^2 + I_1 + m_2l_1^2 + \underbrace{I_2 + m_2a_2^2 - m_2a_2^2 - I_2}_{=0} \right] - \underbrace{(m_2l_1a_2)^2(1 - \sin(x_2)^2)}_{F_{x_2}^2} \\
&= (m_2a_2^2 + I_2) \cdot (m_1a_1^2 + I_1 + m_2l_1^2) - (m_2l_1a_2)^2 + (m_2l_1a_2)^2 \sin(x_2)^2 \\
&= (m_2a_2^2 + I_2) \cdot (m_1a_1^2 + I_1) + \underbrace{(m_2a_2^2 + I_2) \cdot m_2l_1^2 - (m_2l_1a_2)^2 + (m_2l_1a_2)^2 \sin(x_2)^2}_{m_2^2l_1^2a_2^2 + m_2l_1^2I_2} \\
&= (m_1a_1^2 + I_1 + m_2l_1^2) \cdot (m_2a_2^2 + I_2) + m_2l_1^2I_2 + m_2^2l_1^2a_2^2 \sin(x_2)^2
\end{aligned}$$

Für die Inverse der Massenmatrix gilt somit

$$\begin{aligned}
M^{-1} &= \frac{1}{\det(M)} \begin{pmatrix} M_{22} & -M_{12} \\ -M_{21} & M_{11} \end{pmatrix} \\
&= \frac{1}{\det(M)} \begin{pmatrix} m_2a_2^2 + I_2 & -(m_2 \cdot (a_2^2 + l_1a_2 \cos(x_2)) + I_2) \\ -(m_2 \cdot (a_2^2 + l_1a_2 \cos(x_2)) + I_2) & m_1a_1^2 + I_1 + m_2 \cdot (l_1^2 + a_2^2 + 2l_1a_2 \cos(x_2)) + I_2 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

$$M_{11} = m_1a_1^2 + I_1 + m_2 \cdot (l_1^2 + a_2^2 + 2l_1a_2 \cos(x_2)) + I_2$$

$$M_{12} = m_2 \cdot (a_2^2 + l_1a_2 \cos(x_2)) + I_2$$

$$M_{21} = M_{12}$$

$$M_{22} = m_2a_2^2 + I_2$$

**Satz 4.2** Die Lösung des optimalen Steuerungsproblem:

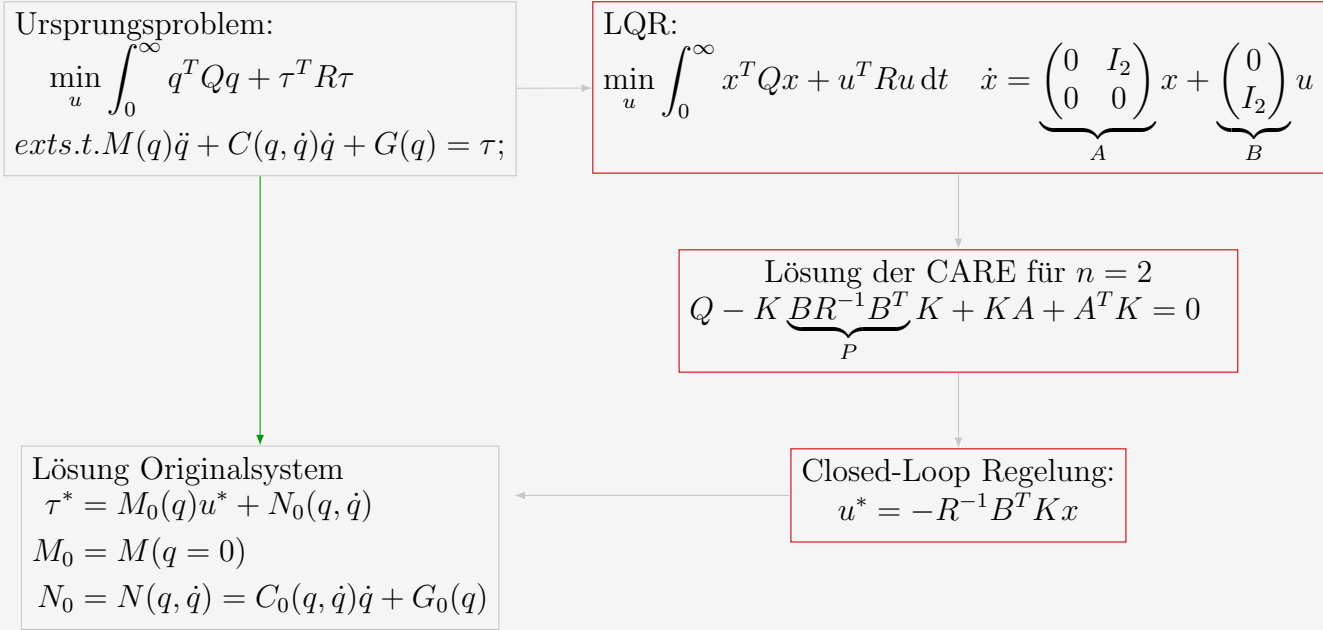
$$\min_u \int_0^\infty x^T Q x + u^T R u \, dt \quad \dot{x} = \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & I \\ 0 & 0 \end{pmatrix}}_A x + \underbrace{\begin{pmatrix} 0 \\ I \end{pmatrix}}_B u$$

ist gegeben durch

$$u^* = -R^{-1}B^TKx \quad \text{mit} \quad Q - KPK + KA + A^TK = 0$$

und für die Momente gilt

$$\tau^* = M_0(q)u^* + N_0(q, \dot{q}) = -M_0(q)R^{-1}B^TKx + N_0(q, \dot{q})$$



**Beweis:** Für die Value Funktion erhalten wir

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} V(x(t)) &= \underbrace{\nabla V(x)}_{2Kx(t)} \cdot \underbrace{x'(t)}_{Ax(t)+Bu(t)} \\ &= 2x(t)^T K \left[ Ax(t) + B \underbrace{-R^{-1}B^T Kx(t)}_{u(t)} \right] \\ &= x(t)^T \left[ \underbrace{KA + A^T K - 2KBR^{-1}B^T K}_{-Q - KBR^{-1}B^T K} \right] x(t) \\ &= -x(t)^T Q x(t) - \underbrace{x(t)^T K B}_{x(t)^T K B R^{-1} R} \underbrace{R^{-1} B^T K x(t)}_{-u^*(t)} \\ &= -x(t)^T Q x(t) - \underbrace{x(t)^T K B R^{-1} R}_{u^*(t)^T R} u^*(t) \\ &= -x(t)^T Q x(t) - u^*(t)^T R u^*(t) \end{aligned}$$

Wir erhalten somit  $\frac{d}{dt} V(x(t)) \leq 0$  mit Gleichheit genau dann wenn  $x(t) = u^*(t) = 0$ . Damit ist die Value Funktion  $V(x(t))$  streng monoton fallend und somit ist das optimale Steuerungssignal  $u^*(t)$  stabil. Verwenden wir die Value Funktion auf die reale Dynamik, so gilt

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} V(x(t)) &= \nabla V(x) \cdot x'(t) \\ &= 2x(t)^T K \left[ Ax(t) + Bu^*(t) + \begin{pmatrix} 0 \\ h(x(t))u^*(t) + f(x(t)) \end{pmatrix} \right] \\ &= 2x(t)^T K [Ax(t) + Bu^*(t) + Bh(x(t))u^*(t) + Bf(x(t))] \\ &= \underbrace{2x(t)^T K (Ax + Bu^*)}_{(1)} + \underbrace{2x(t)^T K B (h(x)u^* + f(x))}_{(2)} \end{aligned}$$

wobei wir  $B = \begin{pmatrix} 0 \\ I_2 \end{pmatrix}$  verwendet haben. Aus  $u^* = -R^{-1}B^T Kx(t)$  folgt  $B^T Kx(t) = -Ru^*$  und wir erhalten für (2)



$$\begin{aligned}
2x(t)^T K B(h(x)u^* + f(x)) &= 2 \left[ \underbrace{B^T K x(t)}_{-Ru^*} \right]^T (h(x)u^* + f(x)) \\
&= -2(u^*)^T R(h(x)u^* + f(x)) \\
&= -2(u^*)^T R h(x)u^* - 2(u^*)^T R f(x)
\end{aligned}$$

Für  $h$  positiv definit gilt:

$$-(u^*)^T R h(x)u^* \leq 0$$

Für jedes  $\epsilon > 0$  gilt:

$$\begin{aligned}
-2(u^*)^T R f(x) &\leq 2\|u^*\| \|R\| \|f(x)\| \\
&\leq \epsilon \|u^*\|^2 + \frac{1}{\epsilon} \|R\|^2 \|f(x)\|^2 \\
&= \epsilon (u^*)^T u^* + \frac{1}{\epsilon} \|R\|^2 \|f(x)\|^2 \\
&\leq \epsilon (u^*)^T R u^* + \frac{1}{\epsilon} \|R\|^2 \|f(x)\|^2
\end{aligned}$$

Wir wählen als Schranke  $f^T R f \leq x^T P x$

□

## 4.2 Beispiel von Lin

$$\begin{aligned}
m_1 &= 13.86 \approx \text{oz}, & m_2 &= 3.33 \approx \text{oz}, \\
r_1 &= 6.12 \approx \text{in}, & r_2 &= 3.22 \approx \text{in}, \\
l_1 &= 8 \approx \text{in}, & l_2 &= 6 \approx \text{in}, \\
J_1 &= 62.39 \approx \text{oz} \cdot \text{in}/\text{rad}/\text{s}^2, & J_2 &= 16.70 \approx \text{oz} \cdot \text{in}/\text{rad}/\text{s}^2, \\
m_L &= 10 \varepsilon \approx \text{oz}, & J_L &= 60 \varepsilon^2 \approx \text{oz} \cdot \text{in}/\text{rad}/\text{s}^2, & \varepsilon &= 1.
\end{aligned}$$

Umrechnung in SI

$$1\text{oz} = 0.0283495\text{kg}, \quad 1\text{in} = 0.0254\text{m}, \quad 1\text{oz} \cdot \text{in}/\text{rad}/\text{s}^2 = 7.06155 \times 10^{-3} \text{kg} \cdot \text{m}^2.$$

$$\begin{aligned}
m_1 &= 13.86 \cdot 0.0283495 \approx 0.3929 \text{ kg}, & m_2 &= 3.33 \cdot 0.0283495 \approx 0.0944 \text{ kg}, \\
r_1 &= 6.12 \cdot 0.0254 \approx 0.1554 \text{ m}, & r_2 &= 3.22 \cdot 0.0254 \approx 0.0818 \text{ m}, \\
l_1 &= 8 \cdot 0.0254 = 0.2032 \text{ m}, & l_2 &= 6 \cdot 0.0254 = 0.1524 \text{ m}, \\
J_1 &= 62.39 \cdot 7.06155 \times 10^{-3} \approx 0.4400 \text{ kg} \cdot \text{m}^2, \\
J_2 &= 16.70 \cdot 7.06155 \times 10^{-3} \approx 0.1181 \text{ kg} \cdot \text{m}^2, \\
m_L &= 10 \cdot 0.0283495 = 0.2835 \text{ kg}, & J_L &= 60 \cdot 7.06155 \times 10^{-3} \approx 0.4237 \text{ kg} \cdot \text{m}^2.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
a &= J_1 + J_2 + m_1 r_1^2 + m_2 (l_1^2 + r_2^2) + m_L (l_1^2 + l_2^2) + J_L, \\
b &= m_2 l_1 r_2 + m_L l_1 l_2, \\
c &= J_2 + m_2 r_2^2 + m_L l_2^2 + J_L.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
a &\approx 1.0145 \text{ kg} \cdot \text{m}^2, \\
b &\approx 0.01035 \text{ kg} \cdot \text{m}^2, \\
c &\approx 0.5488 \text{ kg} \cdot \text{m}^2.
\end{aligned}$$

$$M_0(q) = \begin{pmatrix} a + 2b \cos q_2 & c + b \cos q_2 \\ c + b \cos q_2 & c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.0145 + 2 \cdot 0.01035 \cos q_2 & 0.5488 + 0.01035 \cos q_2 \\ 0.5488 + 0.01035 \cos q_2 & 0.5488 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
a_{\text{paper}} &\approx 846.4 + 1000 + 60 = 1906.4, \\
b_{\text{paper}} &\approx 85.6 + 480 = 565.6, \\
c_{\text{paper}} &\approx 51.2 + 360 + 60 = 471.2.
\end{aligned}$$

$$M_0(q)_{\text{-paper}} \approx \begin{pmatrix} 1906 + 2 \cdot 565.6 \cos q_2 & 471 + 565.6 \cos q_2 \\ 471 + 565.6 \cos q_2 & 471 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1906 + 1131.2 \cos q_2 & 471 + 565.6 \cos q_2 \\ 471 + 565.6 \cos q_2 & 471 \end{pmatrix}.$$

$$\text{Im Text zitiert: } M_0(q) = \begin{pmatrix} 1906 + 1132 \cos q_2 & 471 + \textcolor{red}{86} \cos \textcolor{red}{q_2} \\ 471 + \textcolor{red}{86} \cos \textcolor{red}{q_2} & 471 \end{pmatrix}.$$