

Stochastische modellprädiktive Regelung der Blutglukose für Typ-1-Diabetiker

BACHELORARBEIT
MARCO GENSHOFER

Luigi del Re, Univ.-Prof. DI Dr.

BETREUER:

Florian Reiterer, MSc

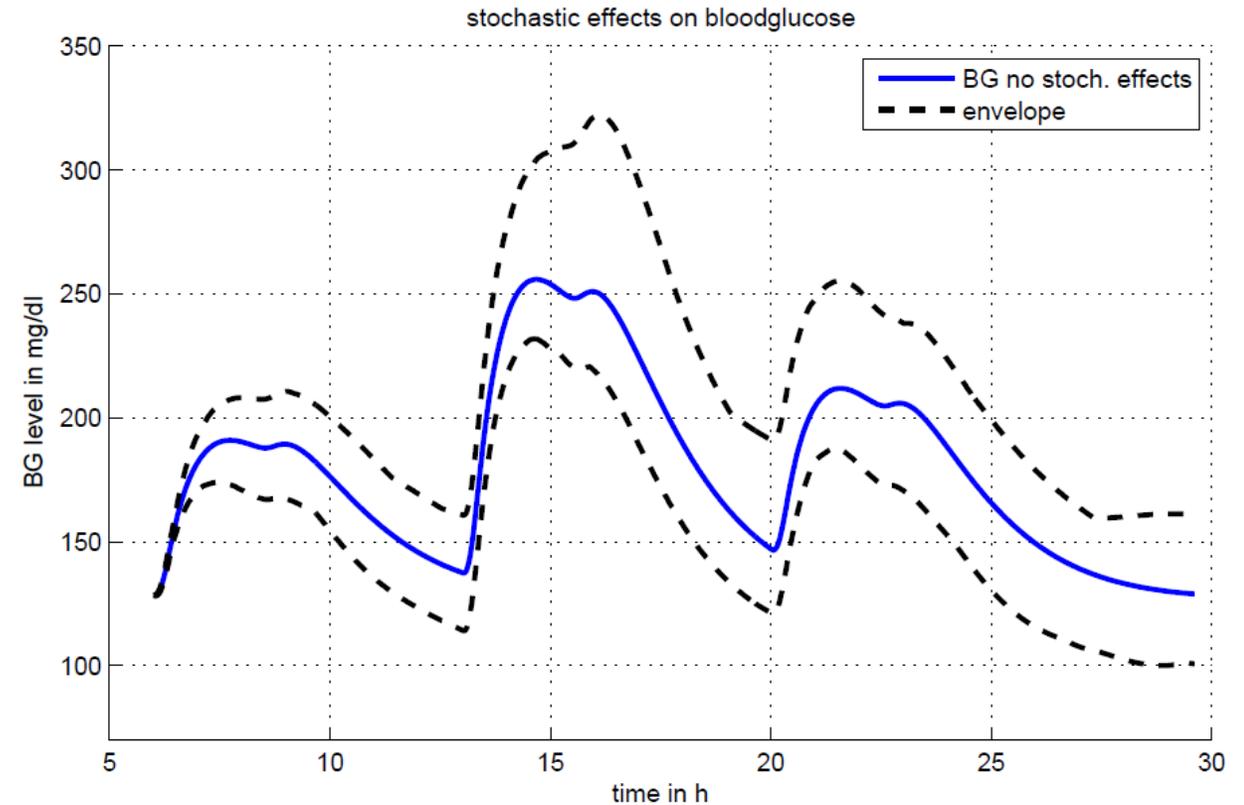
Dominik Moser, Dipl.-Ing.

Diabetes Typ I

- Stoffwechselerkrankung
- Insulin muss extern zugeführt werden
- Blutglukose(Glc) im Intervall $70 \text{ mg/dl} < \text{Glc} < 180 \text{ mg/dl}$
- Ziel: Entwurf eines MPC-Algorithmus, sodass der Glukosespiegel mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit im zulässigen Intervall bleibt

Problematik

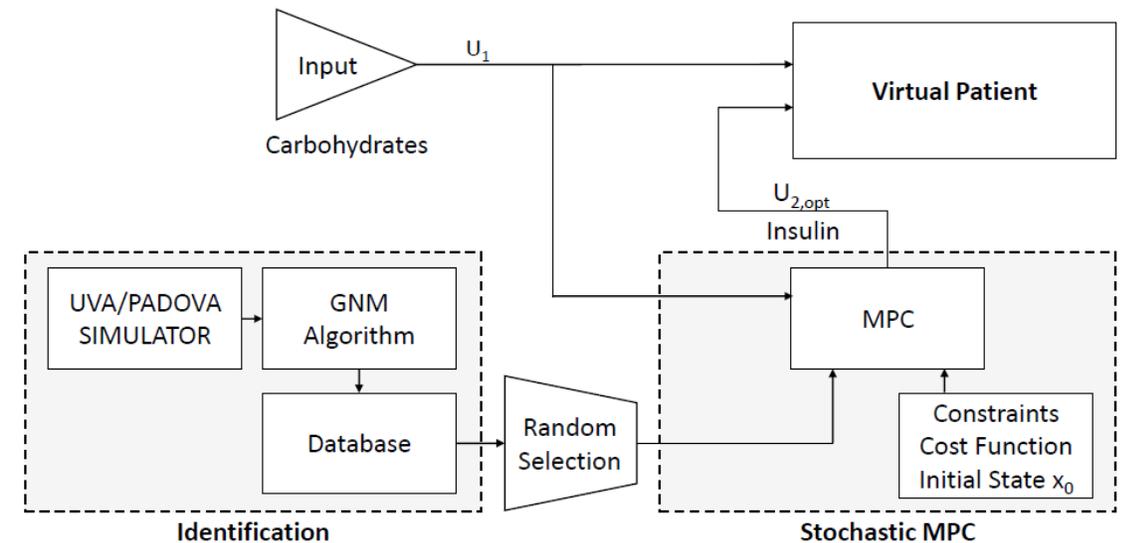
- stochastische Effekte:
 - spiegeln Intrapatientenvariabilität wider
- Model-Plant-Mismatch
- Cobelli Simulator als virtueller Patient
(Erweiterung: H. Kirchsteiger)



Stochastische Effekte ohne Variation der Eingangsgrößen

Herangehensweise

- Datensätze mit stochastischen Effekten generieren
- Gauß-Newton-Marquardt Algorithmus
- zufällige Auswahl von identifizierten Modellen
- open-loop MPC
- Evaluierung



Vorgehensweise bei der Auslegung des MPC

Identifikation

- Modell der Form:

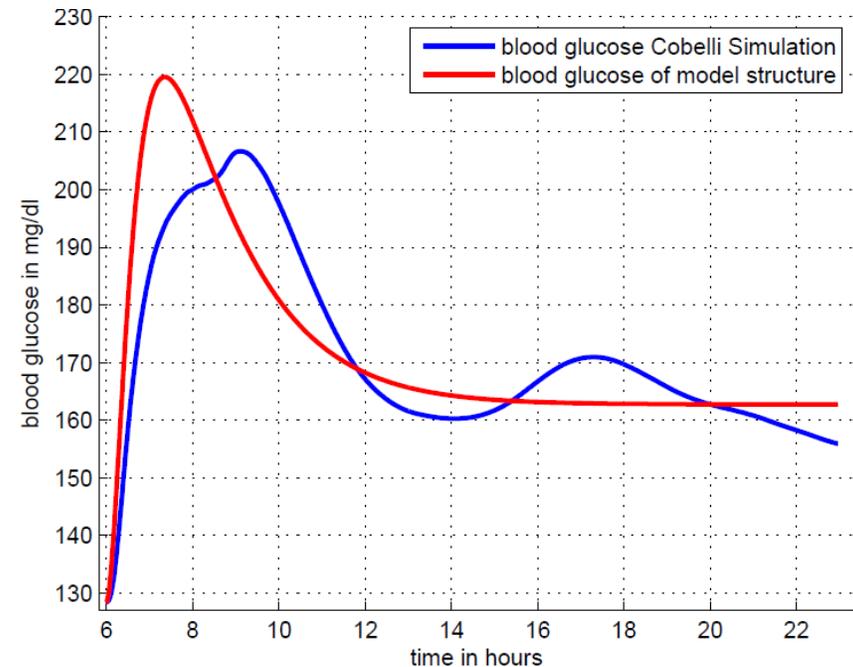
$$\hat{y} = \frac{K_1}{(1 + T_1 s)^2 s} u_1 + \frac{K_2}{(1 + T_2 s)^2 s} u_2 \quad \theta = [K_1, K_2, T_1, T_2]$$

- Gauß-Newton-Marquardt Algorithmus mit

$$J_{nd} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{nd} \sum_{k=1}^N \epsilon^2(k, \theta_n) + \frac{nd - 1}{N} \|\bar{\sigma}(\theta_1, \dots, \theta_n)\|_{\Pi}^2$$

Identifikation

- Frühstücksmodell
- 1000 identifizierte Modelle
- Wahl des Anfangswertes für den Algorithmus
- ausreichend hoher Eingang



$$\text{Modell: } \hat{y} = \frac{K_1}{(1 + T_1 s)^2} u_1 + \frac{K_2}{(1 + T_2 s)^2} u_2$$

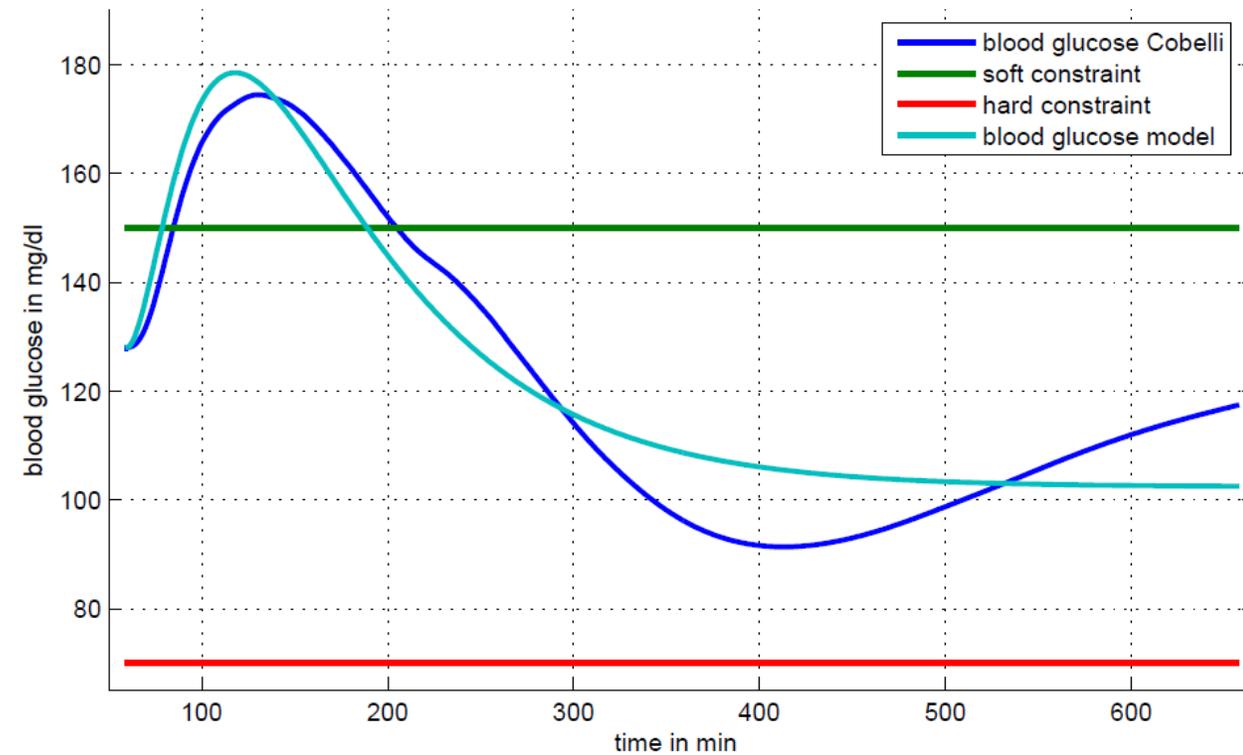
$$\text{Anfangswert } \theta = [-4, 1, 40, 110]$$

Ergebnis Identifikation:

$$\theta = [-2.5920, 19.3022, 79.4993, 19.7904]$$

Deterministischer MPC

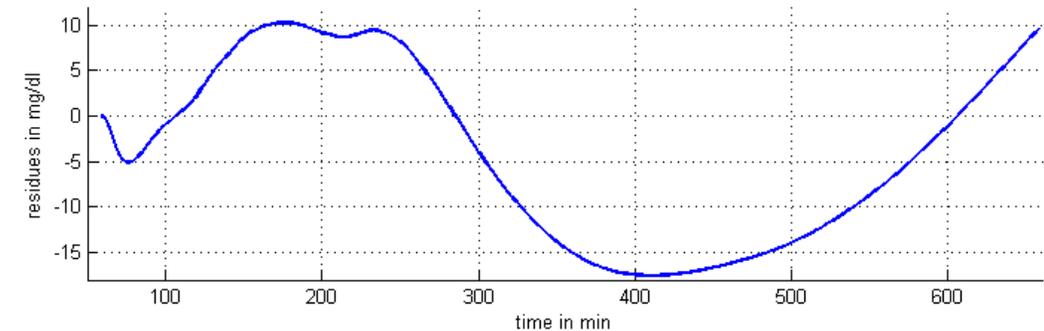
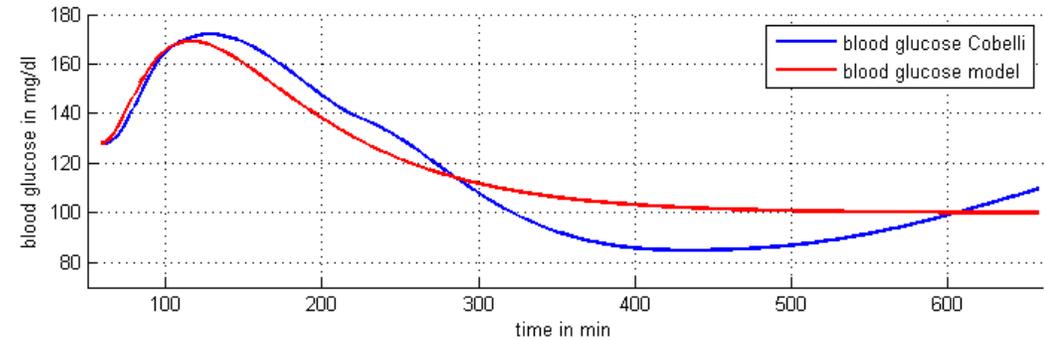
$$\begin{aligned} \min_{u^{(2)}} \quad & \sum_{k=1}^{n_{PH}} \left(\gamma_k \tilde{Q} \gamma_k + u_k^{(2)} \tilde{R} u_k^{(2)} \right) \\ \text{s.t.} \quad & x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \\ & y_k = Cx_k \\ & u_1^{(2)} \geq 0 \\ & u_k^{(2)} = 0 \quad \forall k \in \{2, \dots, n_{PH}\} \\ & y_k > 70 \text{mg/dl} \\ & y_k \leq 150 \text{mg/dl} + \gamma_k \end{aligned}$$



Zone Tracking mit Slackvariable

Randomisierung

- für jedes Szenario ein identifiziertes Modell
- Model-Plant-Mismatch durch Residuen berücksichtigt
- für jedes Szenario gibt es zugehöriges Residuum



Szenario mit zugehörigem Residuum $w(\delta_i)$

Stochastischer MPC - Formulierung

$$\min_{u^{(2)}} \max_{\delta_i \in \Delta_\epsilon} \sum_{k=1}^{n_{PH}} \left(\gamma_k \tilde{Q} \gamma_k + u_k^{(2)} \tilde{R} u_k^{(2)} \right)$$

$$\text{s.t.} \quad x_{k+1}(\delta_i) = A(\delta_i)x_k(\delta_i) + B(\delta_i)u_k$$

$$y_k(\delta_i) = C(\delta_i)x_k(\delta_i) + w_k(\delta_i)$$

$$u_1^{(2)} \geq 0$$

$$u_k^{(2)} = 0 \quad \forall \quad k \in \{2, \dots, n_{PH}\}$$

$$y_k > 70 \text{mg/dl}$$

$$y_k \leq 150 \text{mg/dl} + \gamma_k$$

δ_i ...Szenario

Δ ...Bildmenge von δ

Δ_ϵ ...Teilmenge der Bildmenge von δ

$w(\delta_i)$...Residuum von δ_i

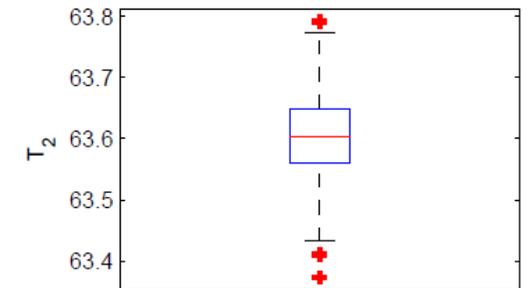
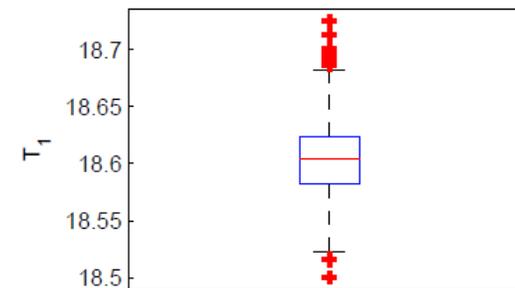
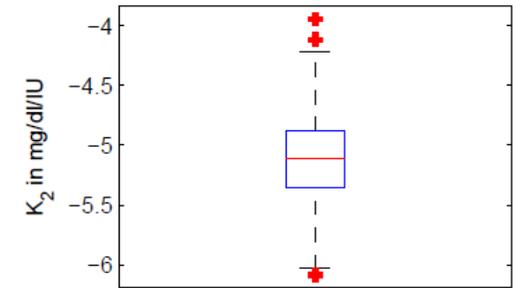
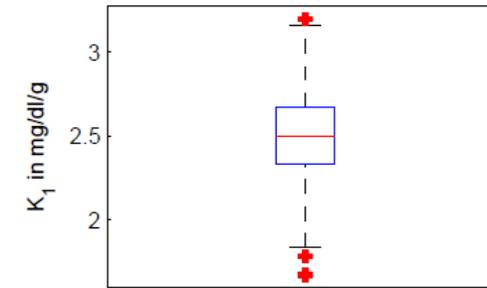
Evaluierung - Modelle

- deterministischer MPC:

- 100 Tage Simulation
- $\hat{\theta}_m = [1.6738, -4.4981, 36.1624, 141.1620]$

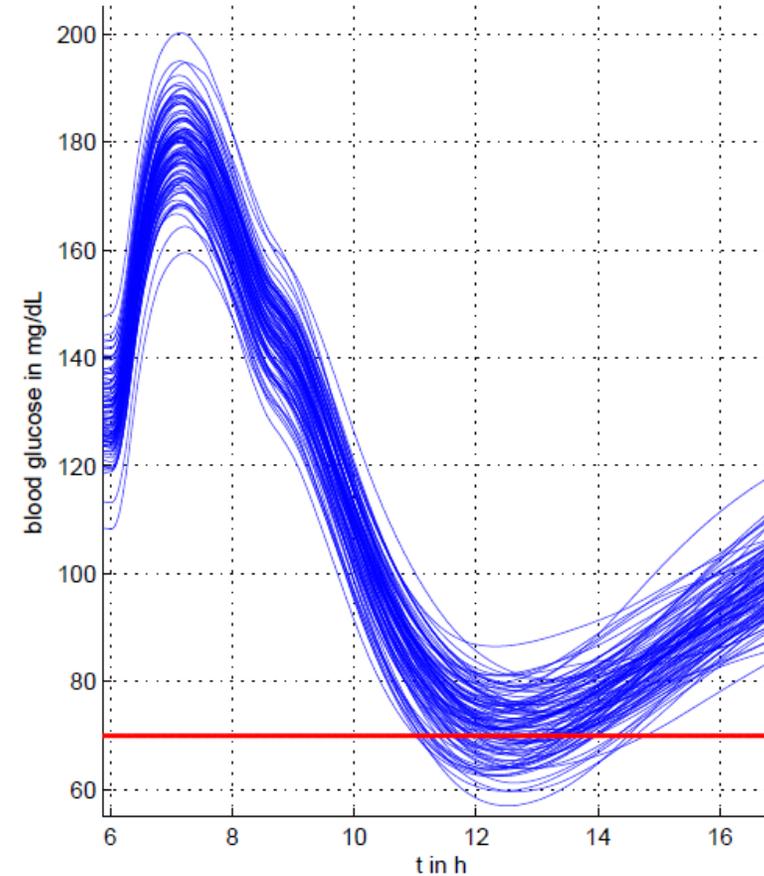
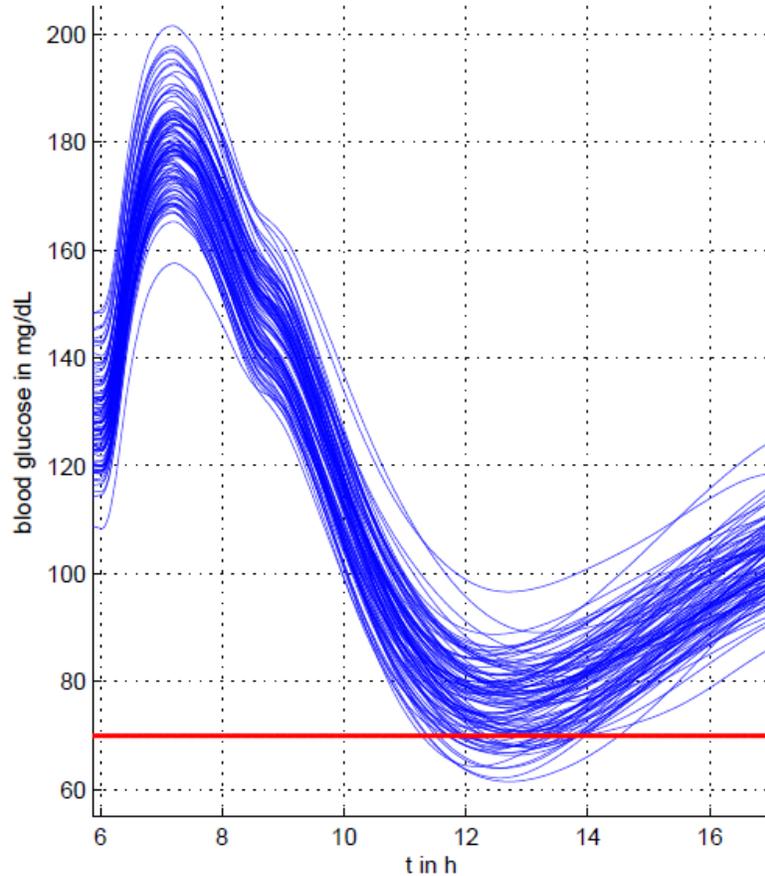
- stochastischer MPC:

- 1000 Frühstücke
- mit Residuen



Wertebereich der Parameter für den stochastischen MPC

Evaluierung - Residuen



Auswirkung: links mit Residuen, rechts ohne Residuen

Stochastischer MPC - Evaluierung

scen	violations	interval	ϵ
2	428	[37.2% ≤ ν ≤ 48.4%]	-
3	224	[16.7% ≤ ν ≤ 28.7%]	-
5	145	[9.8% ≤ ν ≤ 20.0%]	-
10	93	[5.5% ≤ ν ≤ 14.0%]	93.78%
25	93	[5.5% ≤ ν ≤ 14.0%]	37.51%
30	55	[2.6% ≤ ν ≤ 9.4%]	31.26%
50	25	[0.7% ≤ ν ≤ 5.4%]	18.76%
100	1	-	9.38%

Stochastischer MPC

violations	interval
747	[68.5% ≤ ν ≤ 80.2%]

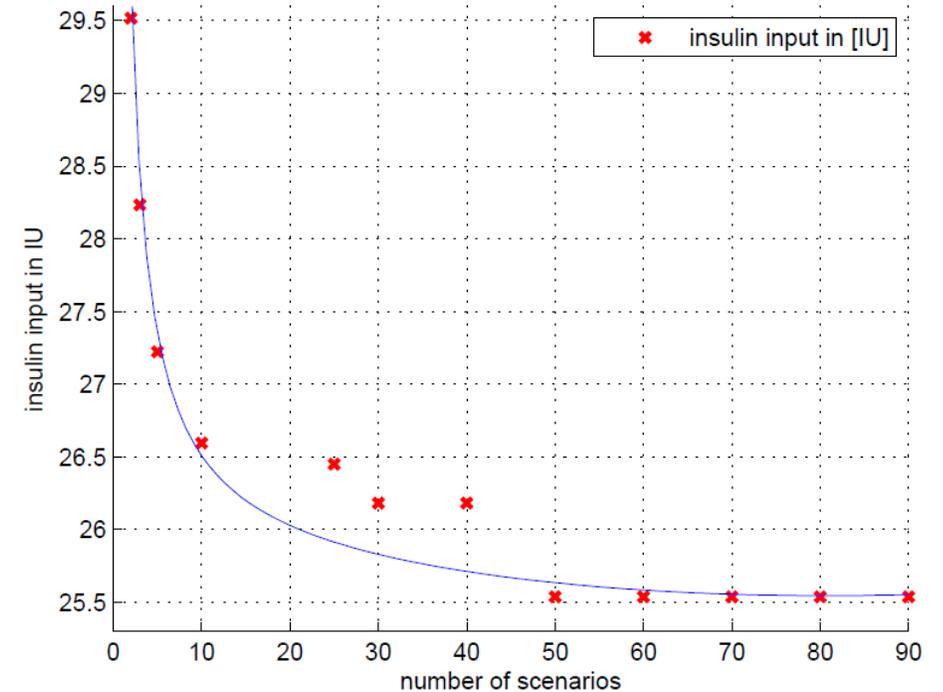
Deterministischer MPC

$$(1 - \alpha) = 0.99$$

$$\beta = 0.95$$

$$\epsilon \geq \frac{2}{N} \left(\ln \frac{1}{\beta} + d \right)$$

$$d = 1$$



Insulinmenge sinkt mit steigender Anzahl an Szenarien

Feststellungen & Ausblick

- Anzahl der Szenarien bestimmt die Robustheit
- Vorteile gegenüber deterministischem MPC aufgezeigt
- Campi-Toleranzintervall zu konservativ
- weitere Schritte:
 - Sample Removal Algorithmus
 - closed-loop Implementierung
 - Modellstruktur ändern