



Stochastische Filter zur Ladezustandsbestimmung von Lithium-Ionen-Batterien

Prof. Dr.-Ing. Simon Schwunk

München, 02/07/2019



Was sind Lithium-Ionen-Batterien?

- Aufbau und Funktionsweise
- Elektrodenmaterialien
- Leerlaufspannungskurven

Warum braucht man Ladezustandsbestimmung?

- Warum ist der Ladezustand nicht messbar?

Was sind stochastische Filter?

- Kalman-Filter
- Partikelfilter

Wie funktioniert die Ladezustandsbestimmung?

- Unterschiede zwischen Kalman- und Partikelfilter

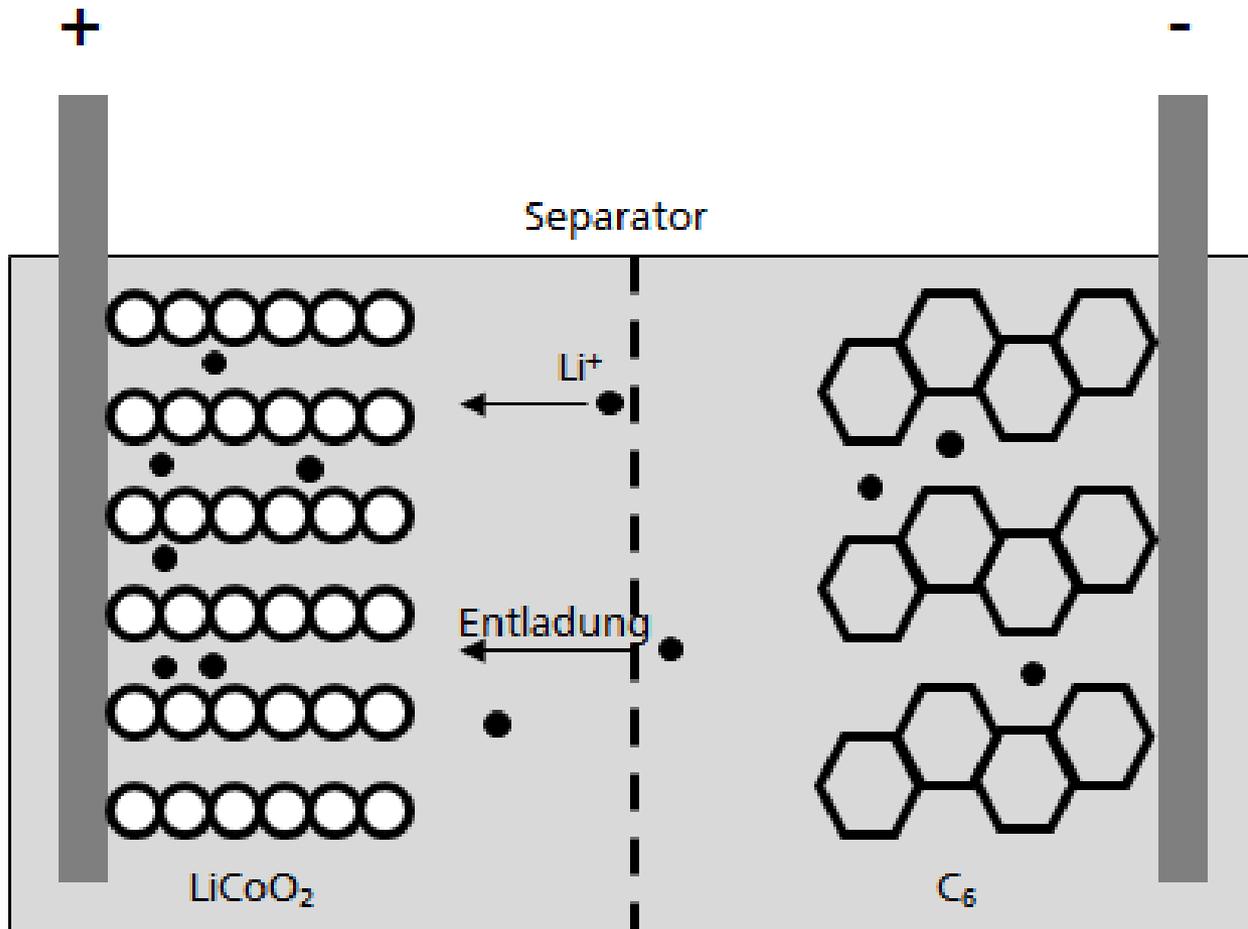
Was für Ergebnisse kann man erwarten?

- Fehler in der Ladezustandsbestimmung

Implementierung und Fazit

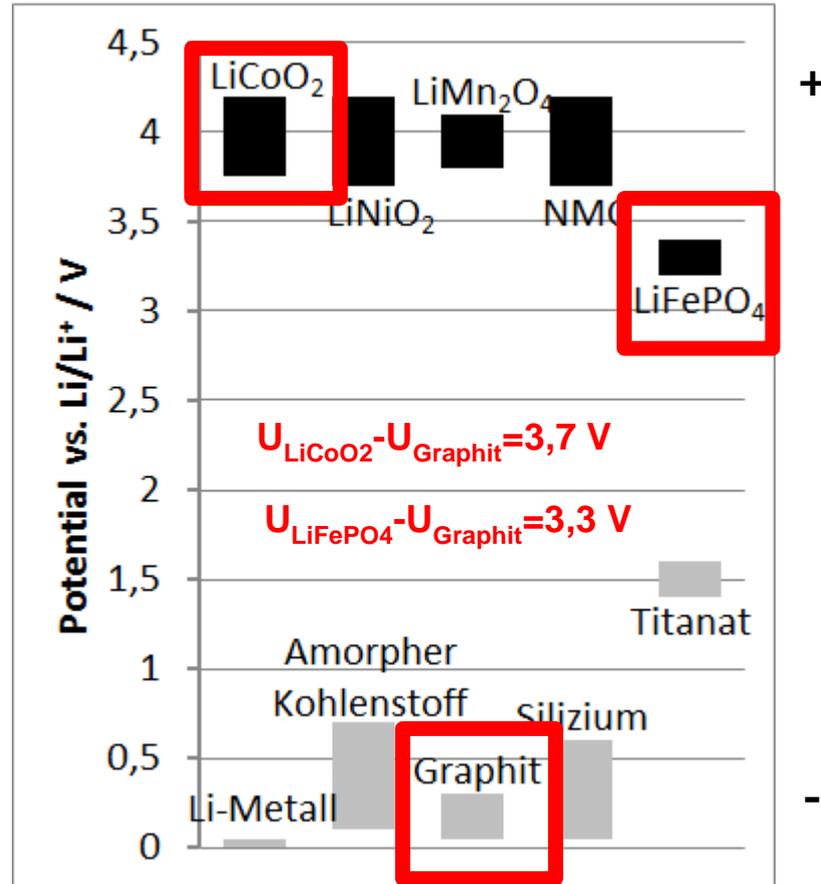


Aufbau Lithium-Ionen-Batterien



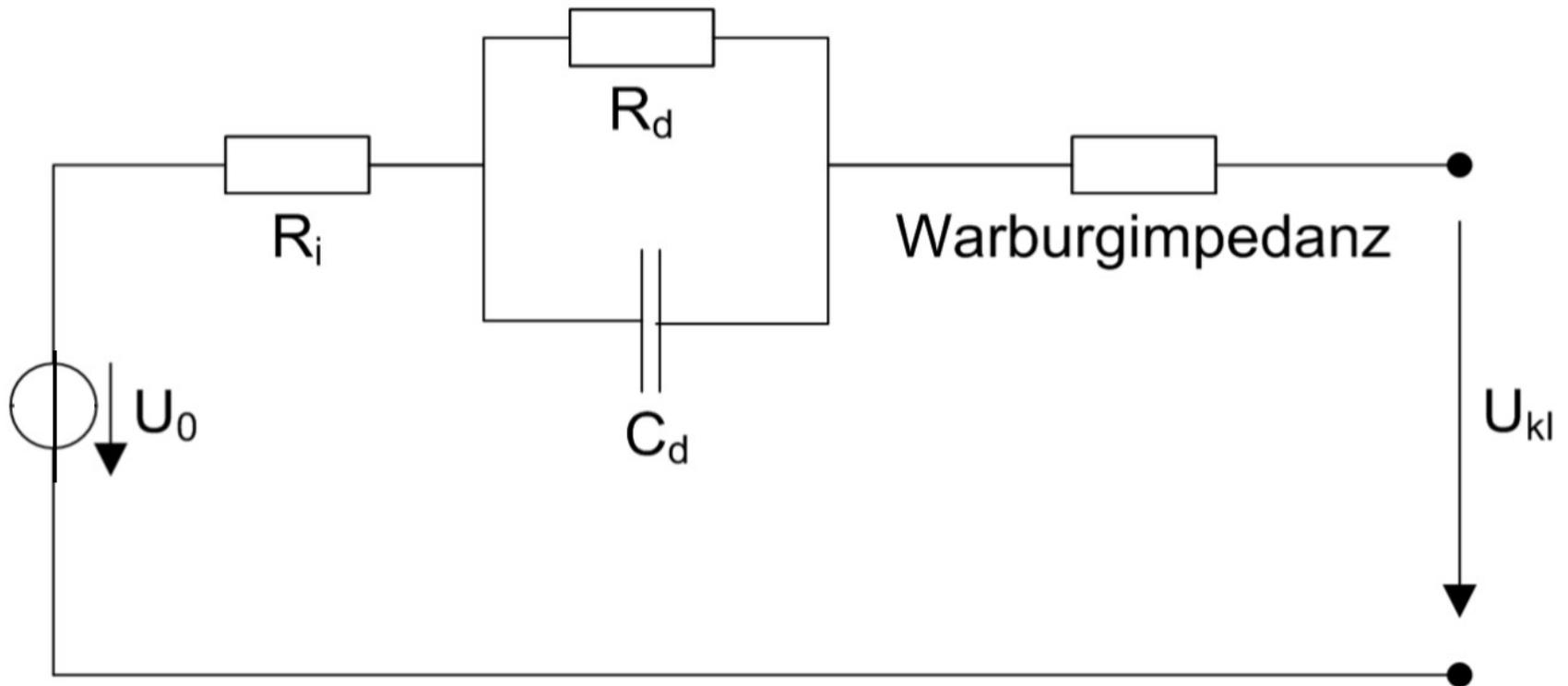


Elektrodenmaterialien



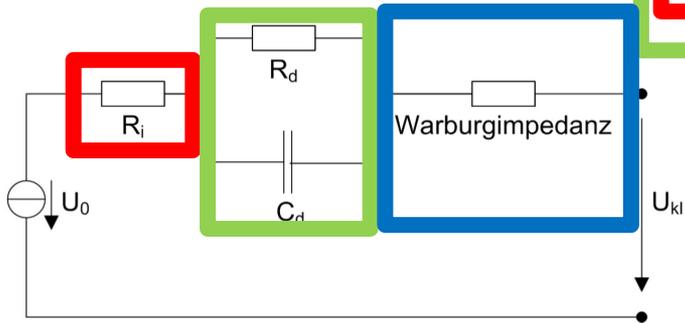
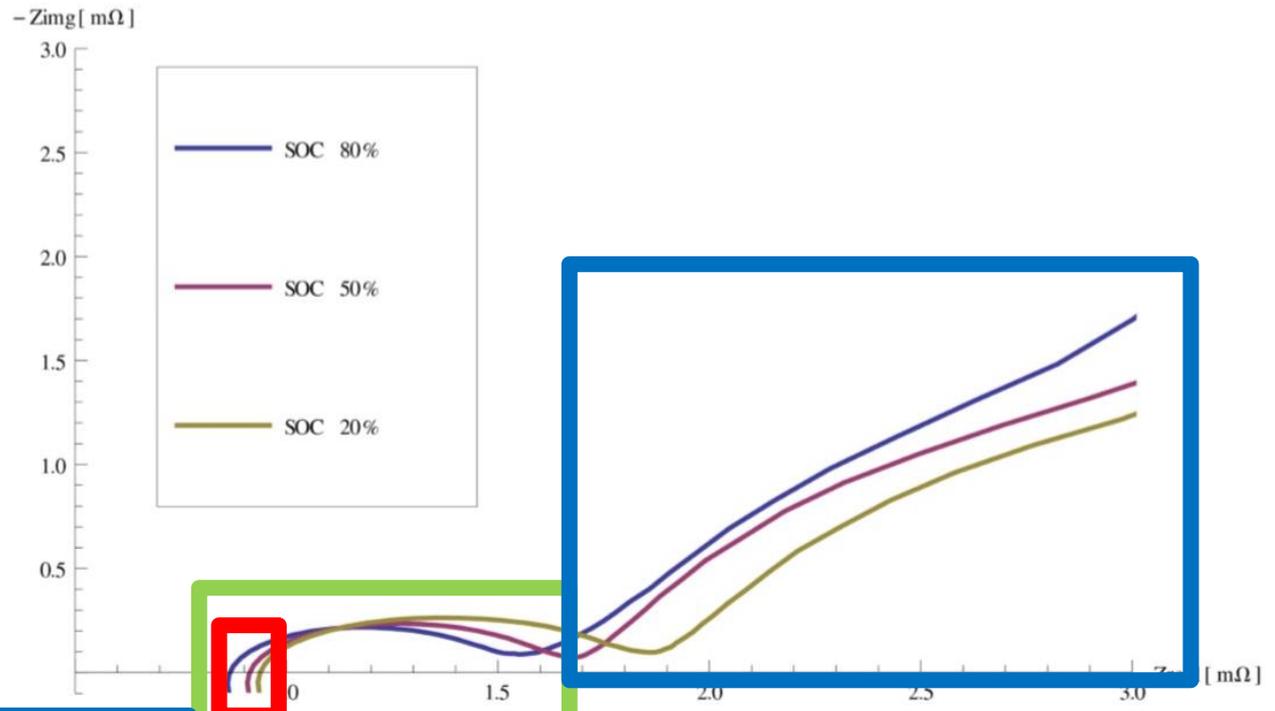


Verhalten einer Lithium-Ionen-Batterie



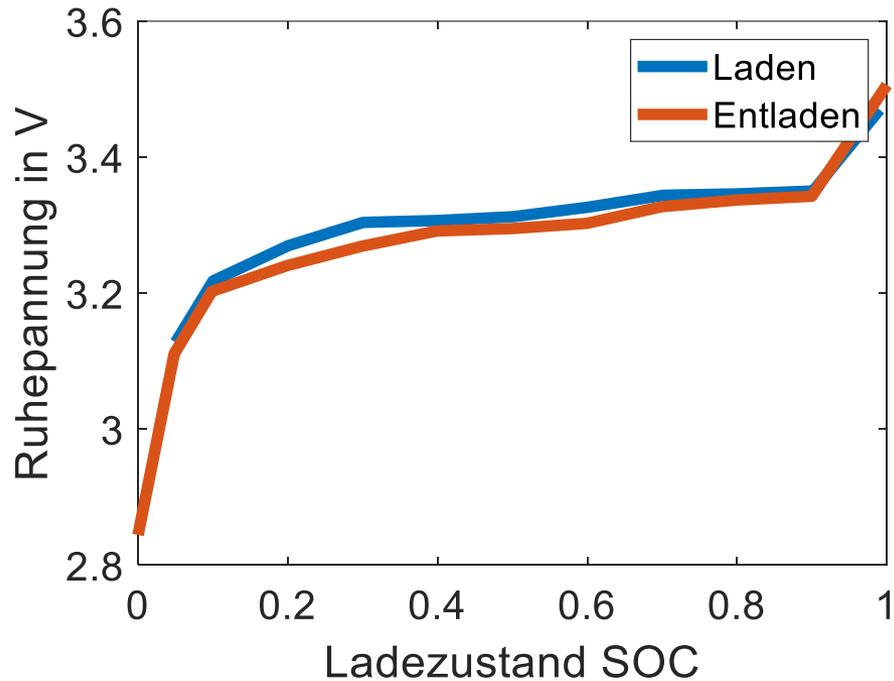


Verhalten einer Lithium-Ionen-Batterie

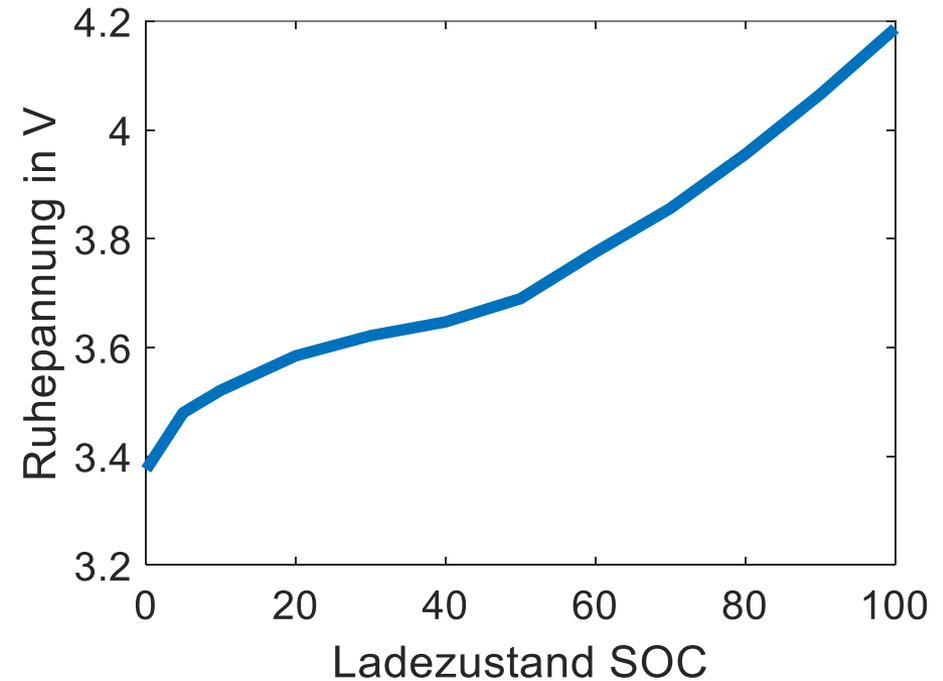




Leerlaufspannungskurven



Lithium-Eisenphosphat



Nickel-Mangan-Cobalt



Was sind stochastische Filter?

- Klassischer deterministischer Beobachter: Luenberger
- Stochastische Variante: Kalman-Filter
- Für nichtlineare Systeme: Extended Kalman-Filter, Partikelfilter
- Interpretation von Zuständen, Ein- und Ausgängen als stochastische Größen
- Das Residuum zwischen geschätztem und gemessenem Ausgang dient zur Korrektur



Extended Kalman-Filter

Beschreibung des geschätzten Zustands über Normalverteilung:
X – Mittelwert
P – Varianz

■ Initialisierung:

$$\hat{x}_0 = \bar{x}_0$$

$$P_0 = P_{x_0}$$

■ Vorhersage:

Neuer Zustand/Mittelwert:

$$\hat{x}_k^- = A_{k-1} \hat{x}_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} \quad \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$$

Neue Varianz:

$$\hat{P}_k^- = A_{k-1} \hat{P}_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1}$$

■ Korrektur:

Kalman Gain:

$$K_k = \hat{P}_k^- H_k^T (H_k \hat{P}_k^- H_k^T + R_k)^{-1}$$

Residuum:

$$\tilde{z}_k = z_k - H_k \hat{x}_k^- \quad \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$$

Korrektur des Zustands/Mittelwerts:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k \tilde{z}_k$$

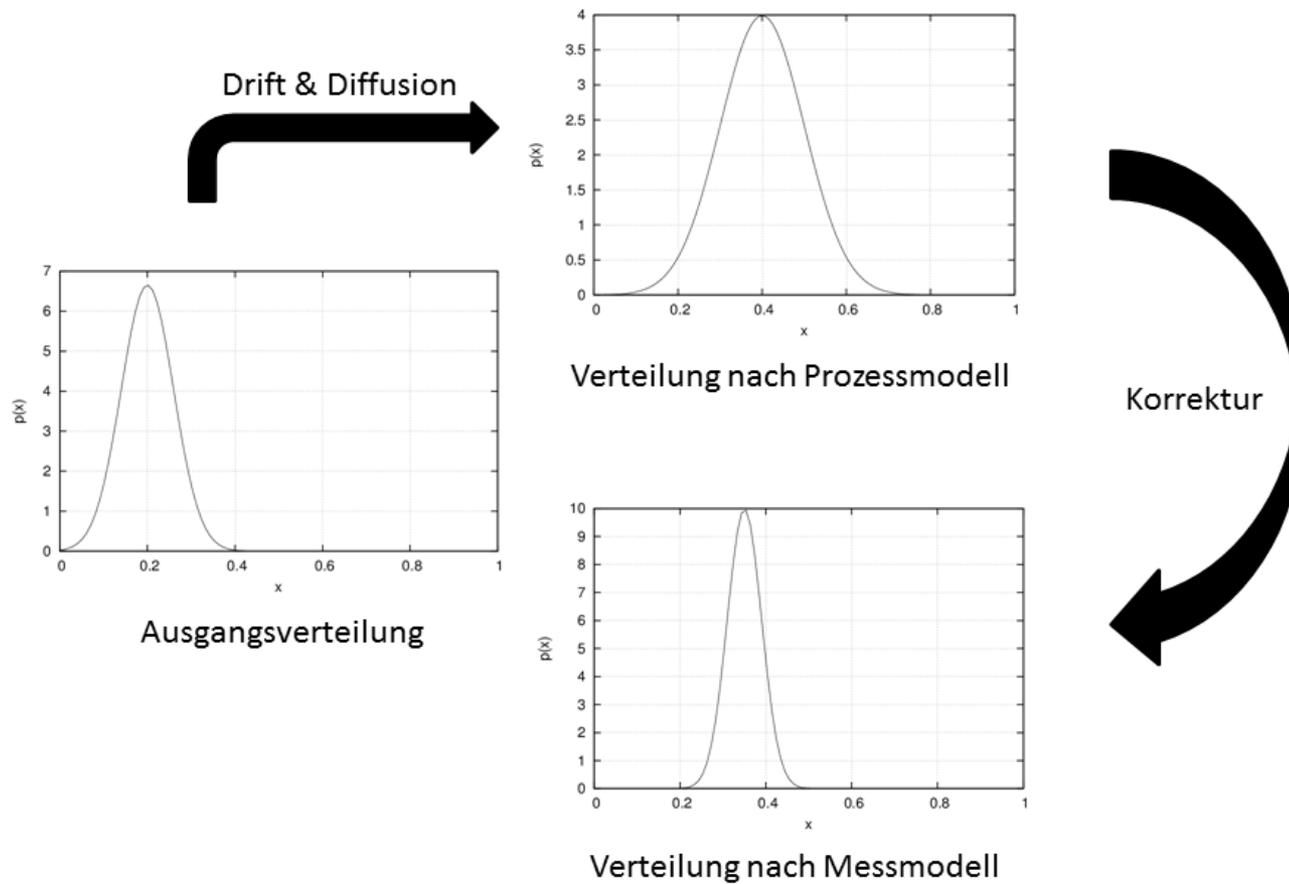
Korrektur der Varianz:

$$\hat{P}_k = (I - K_k H_k) \hat{P}_k^-$$

$k = k + 1$

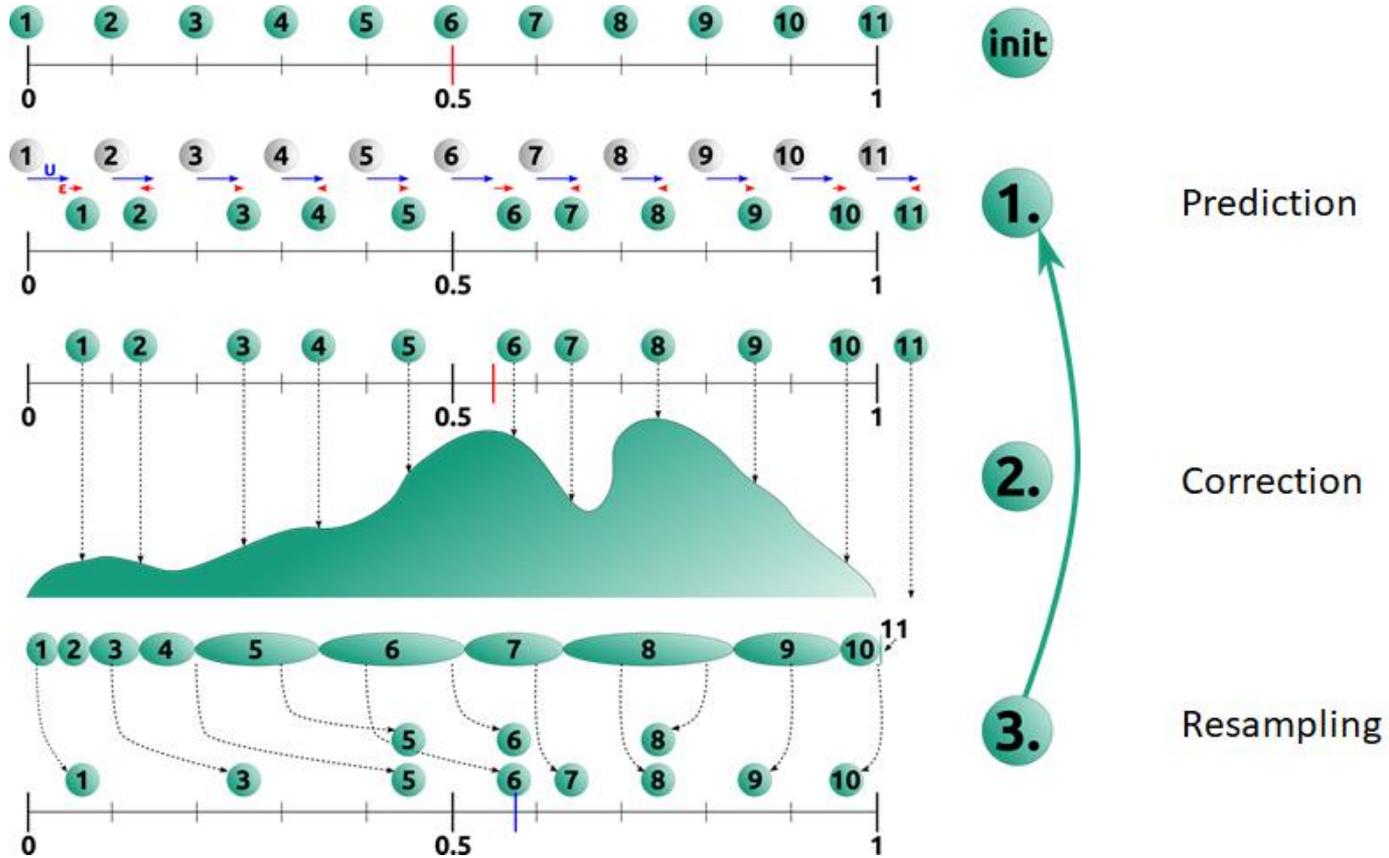


Extended Kalman-Filter



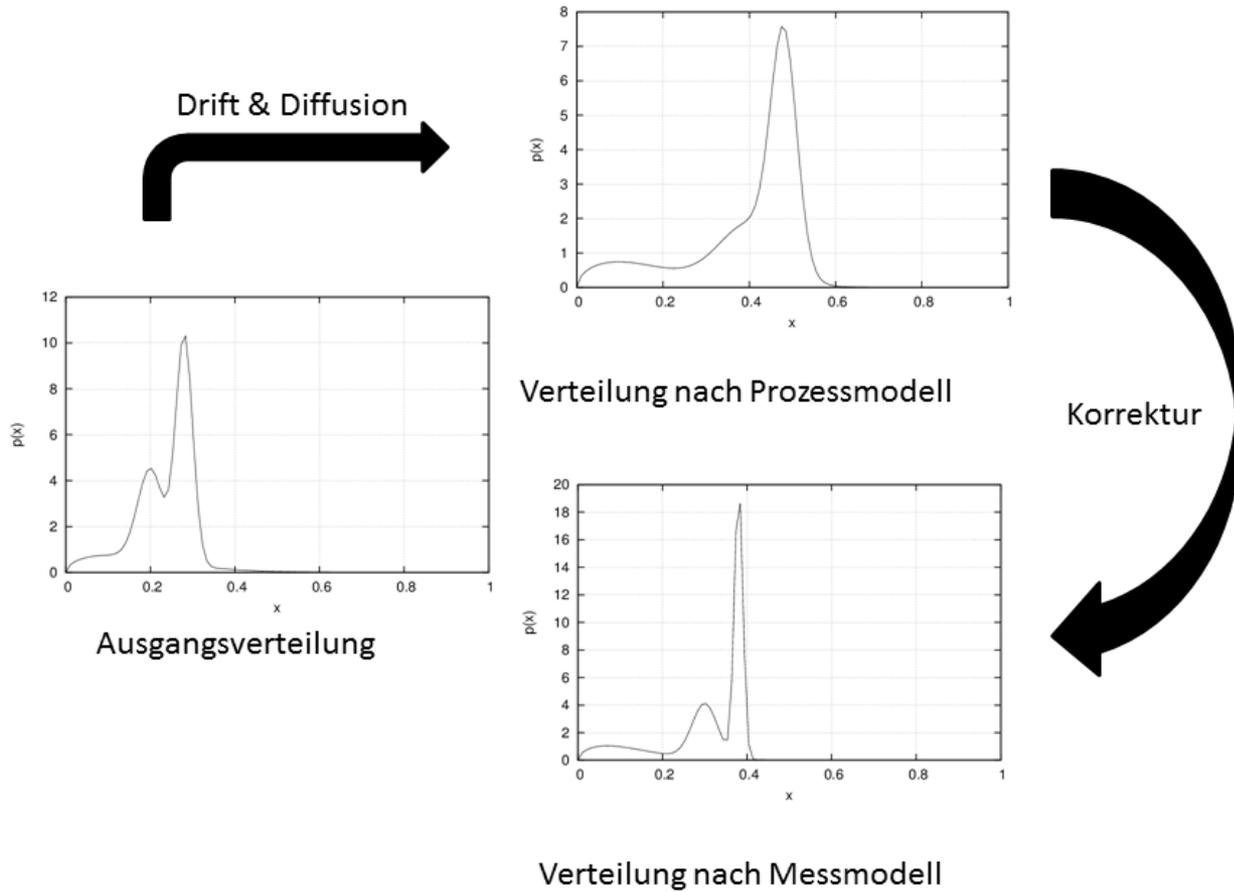


Partikelfilter



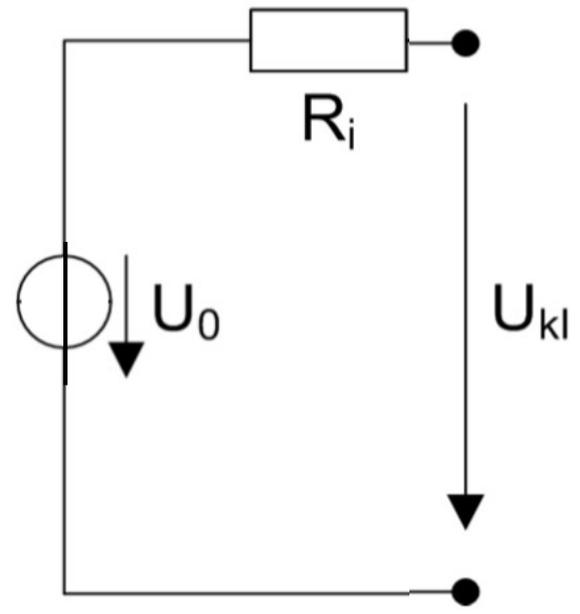


Partikelfilter





Innenwiderstandsmodell einer Lithium-Ionen-Batterie





Wie funktioniert die Ladezustandsbestimmung? Partikelfilter

- Vorhersage neuer Ladezustand durch Stromfluss mit Rauschen ε :

$$s_{SOC,t}^k = s_{SOC,t-1}^k + \frac{(I_{batt} + \varepsilon_t^k)\Delta t}{SOH \cdot C_N}$$

- Batteriemodell:

$$V_{\text{discharge},t}^k = \text{OCV}_{\text{discharge}}(s_{SOC,t}^k) + R_i(s_{SOC,t}^k, T, I_{batt}) \cdot I_{batt}$$

$$V_{\text{charge},t}^k = \text{OCV}_{\text{charge}}(s_{SOC,t}^k) + R_i(s_{SOC,t}^k, T, I_{batt}) \cdot I_{batt}$$

- Gewichtungsfunktion (Cauchy-Lorentz):

$$w_{SOC,t}^k = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{s}{s^2 + (V_{\text{discharge},t}^k - V_{\text{meas}})^2} + \frac{1}{\pi} \cdot \frac{s}{s^2 + (V_{\text{charge},t}^k - V_{\text{meas}})^2}$$



Extended Kalman-Filter

Beschreibung des geschätzten Zustands über Normalverteilung:
X – Mittelwert
P – Varianz

■ Initialisierung:

$$\hat{x}_0 = \bar{x}_0$$

$$P_0 = P_{x_0}$$

■ Vorhersage:

Neuer Zustand/Mittelwert:

$$\hat{x}_k^- = A_{k-1} \hat{x}_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} \quad \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$$

Neue Varianz:

$$\hat{P}_k^- = A_{k-1} \hat{P}_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1}$$

■ Korrektur:

Kalman Gain:

$$K_k = \hat{P}_k^- H_k^T (H_k \hat{P}_k^- H_k^T + R_k)^{-1}$$

Residuum:

$$\tilde{z}_k = z_k - H_k \hat{x}_k^- \quad \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$$

Korrektur des Zustands/Mittelwerts:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k \tilde{z}_k$$

Korrektur der Varianz:

$$\hat{P}_k = (I - K_k H_k) \hat{P}_k^-$$

$k = k + 1$



Wie funktioniert die Ladezustandsbestimmung? Extended Kalman Filter

- Zustand: $x = \text{SOC}$
- Eingang: $u = I_{\text{batt}}$
- Vorhersage neuer Ladezustand durch Stromfluss:

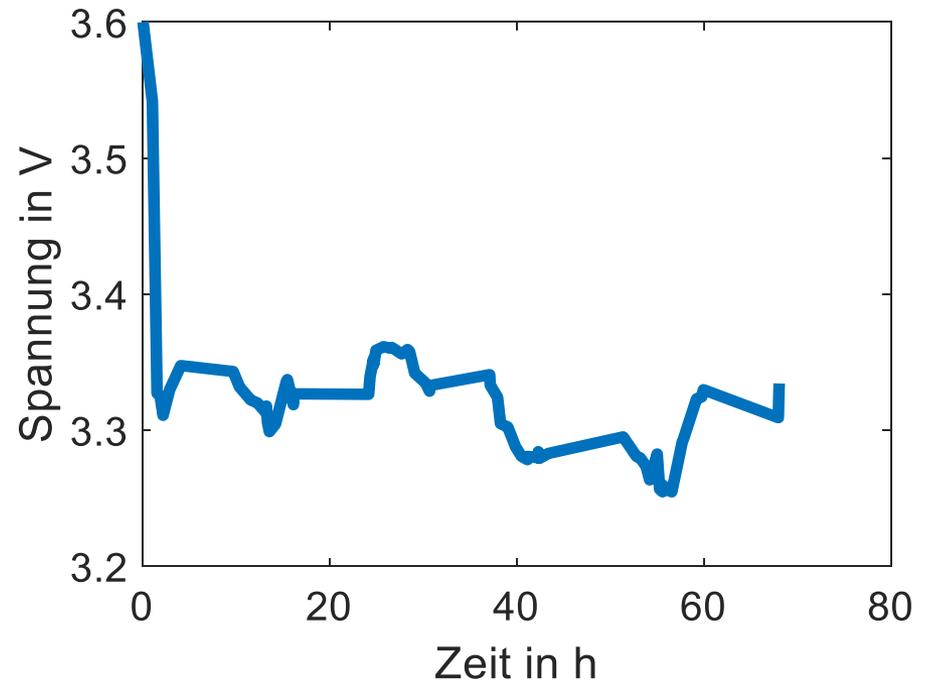
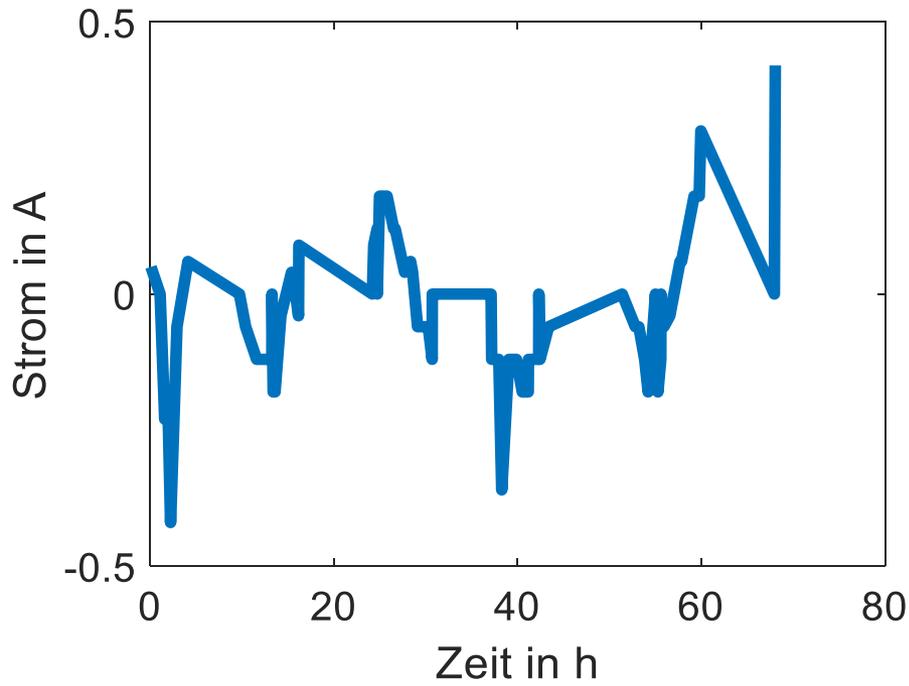
$$f(u_k, x_{k-1}) = x_{k-1} + \frac{u_k}{C_{\text{Batt}}} \cdot \Delta t$$

- Batteriemodell:

$$g(x_k, u_k) = U_0(x_k) + R(x_k, u_k) \cdot u_k$$

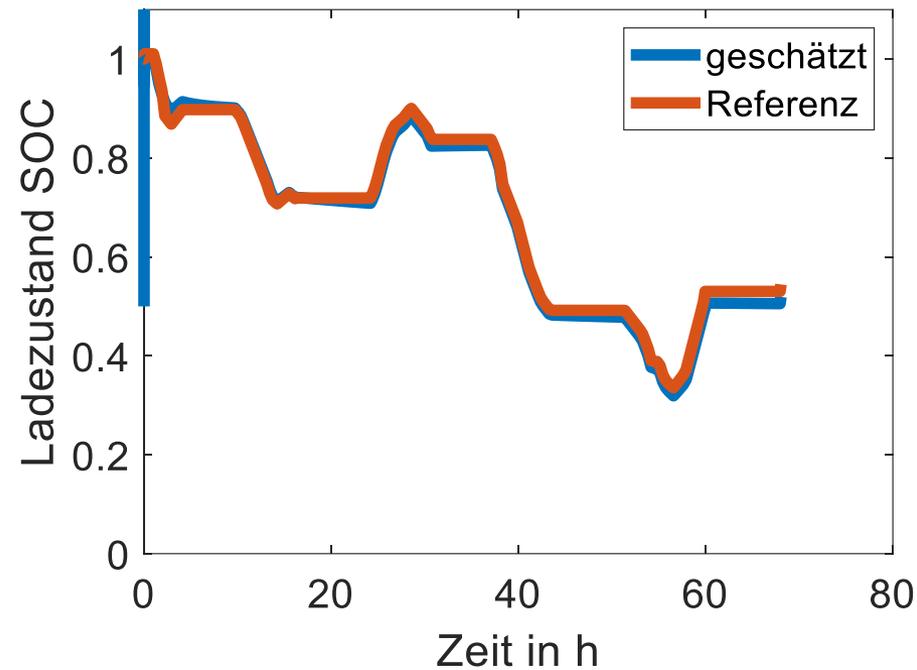
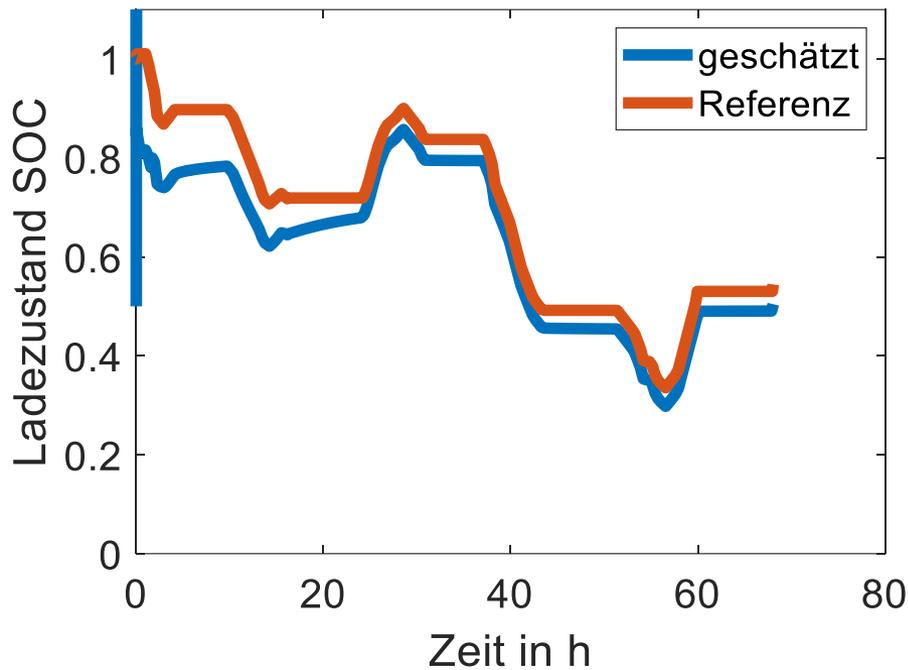


Validierungsdaten





Was für Ergebnisse kann man erwarten? Extended Kalman Filter



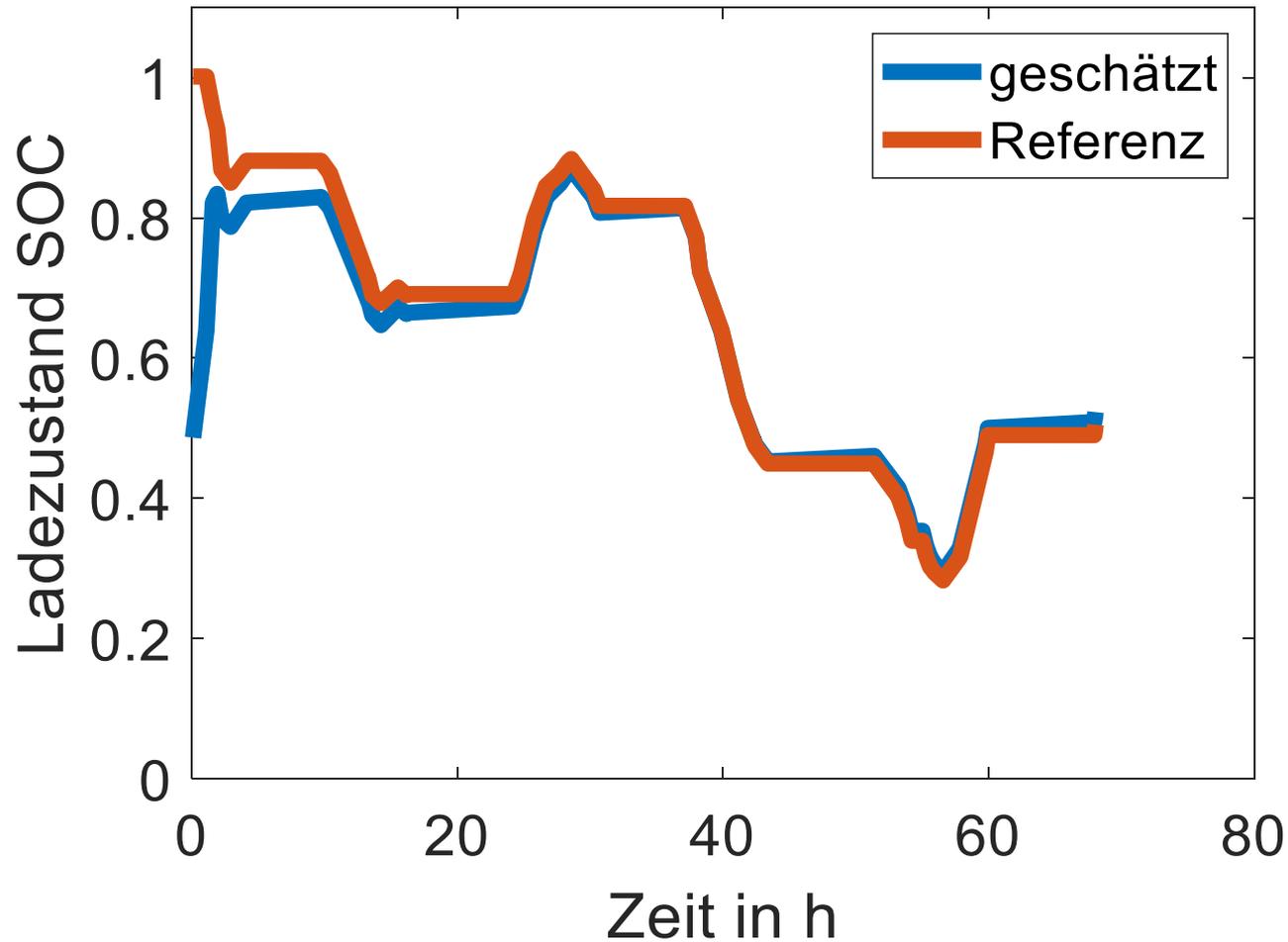
Mit Leerlaufspannungskurve Entladung

Mit Leerlaufspannungskurve Ladung

**!!!Problem: leider wechselt die zu nutzende
Leerlaufspannungskurve während des Betriebs!!!**



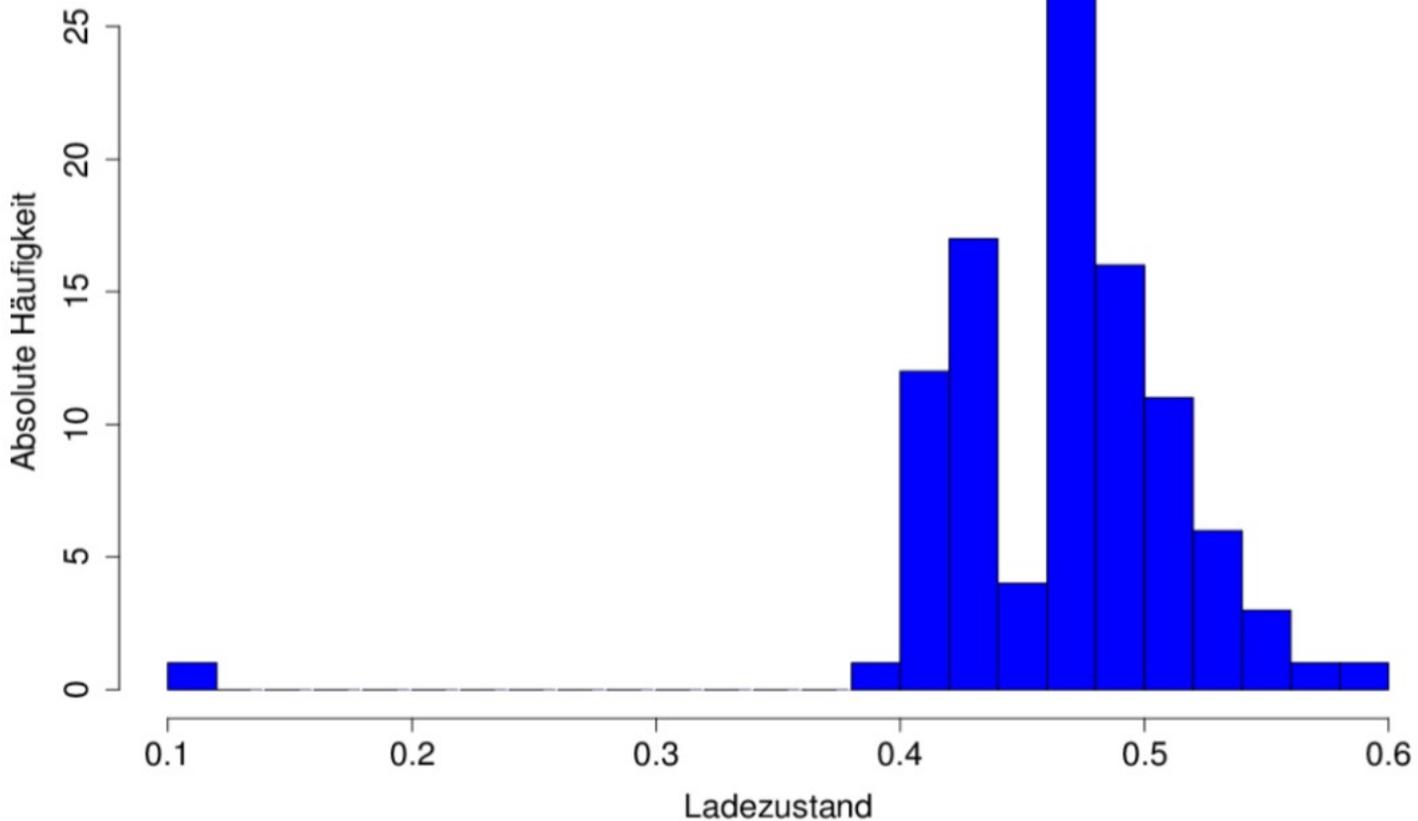
Was für Ergebnisse kann man erwarten? Partikelfilter





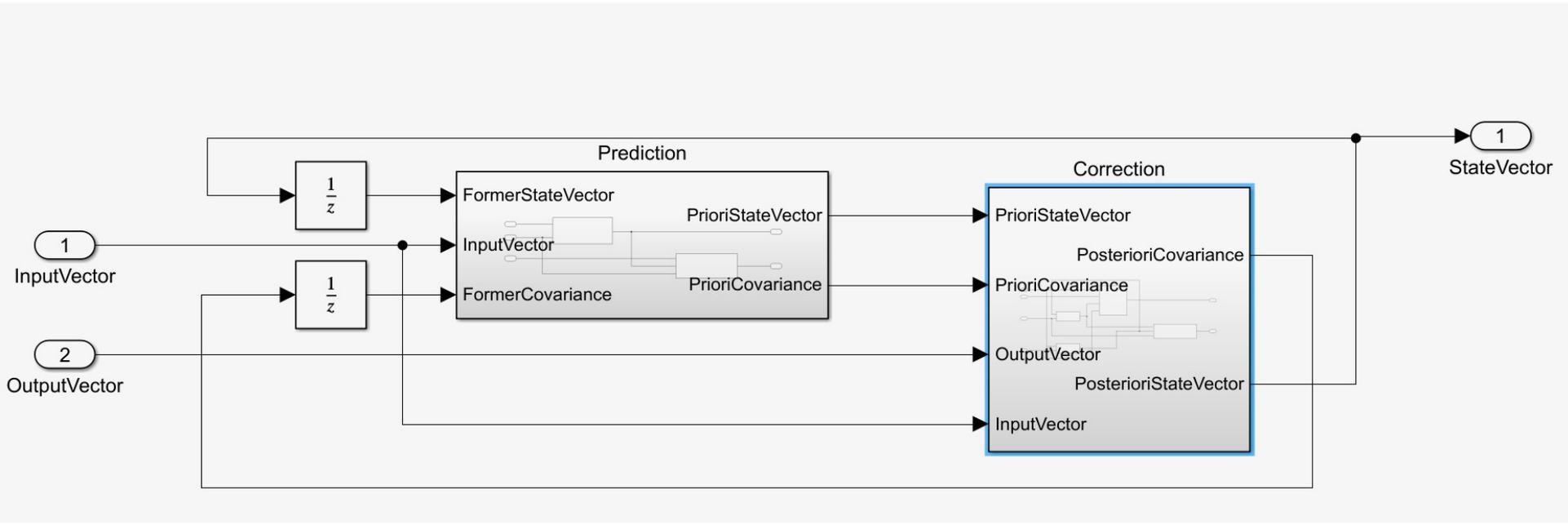
Verteilung der Partikel des Ladezustandfilters

Ladezustand: 0.487441 / Zeit: 65.5259 h



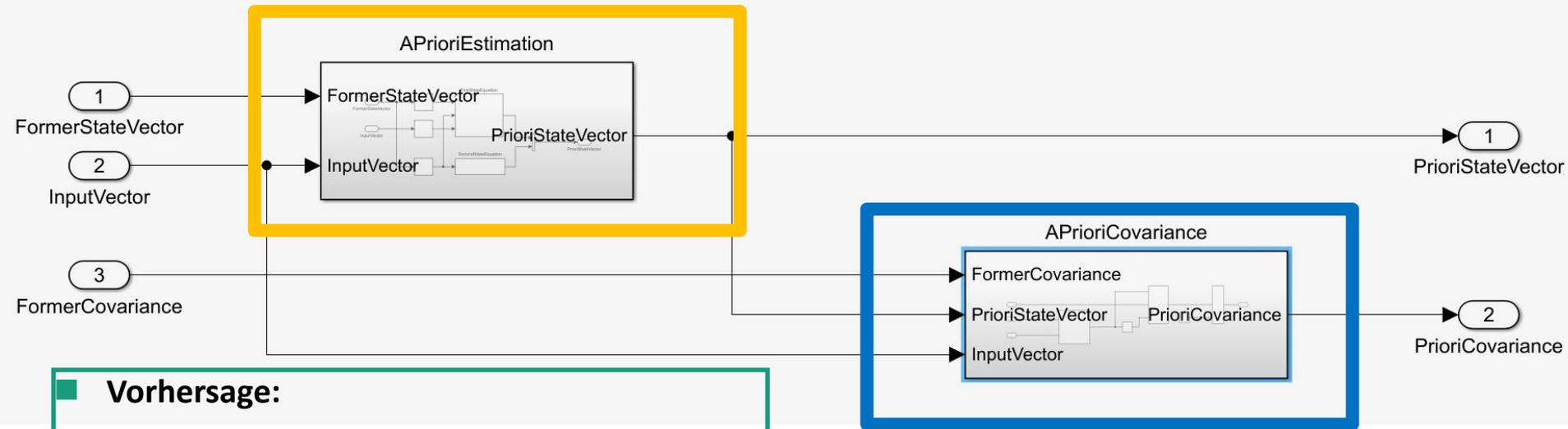


Implementierung – Beispiel KF in Simulink





Implementierung – Beispiel KF in Simulink



Vorhersage:

Neuer Zustand/Mittelwert:

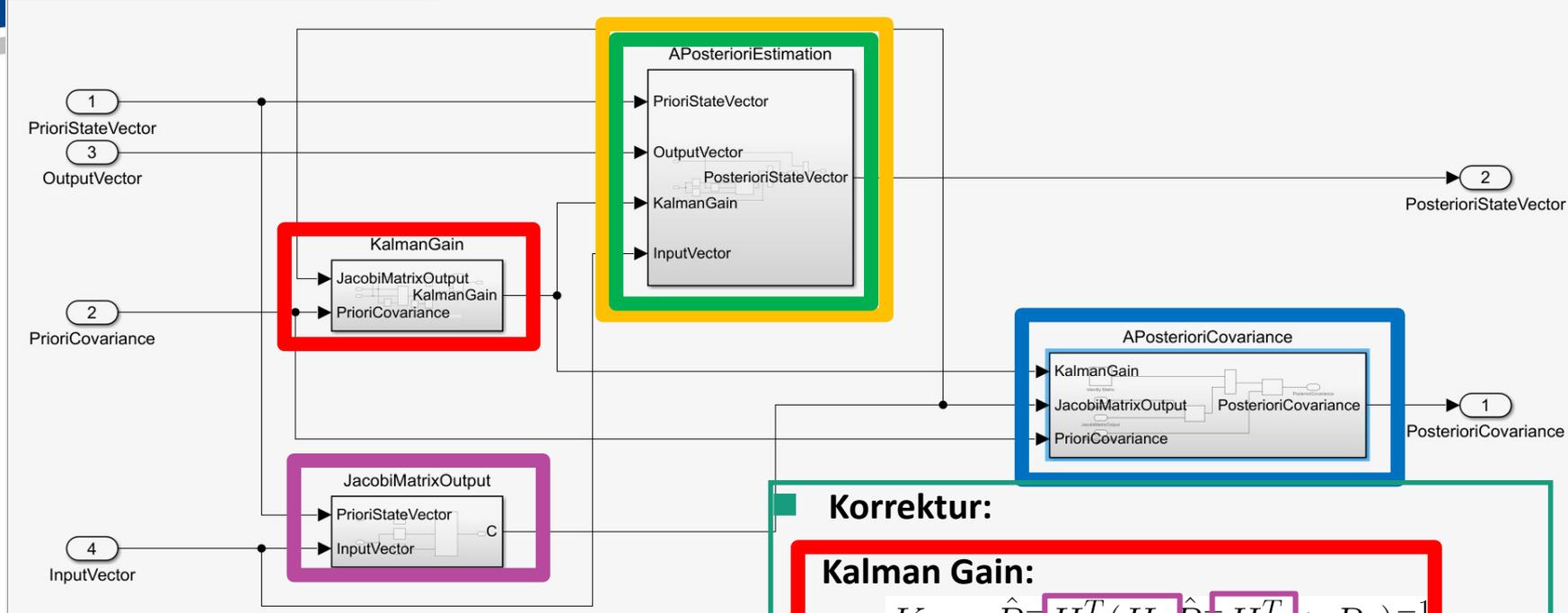
$$\hat{x}_k^- = A_{k-1} \hat{x}_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} \quad \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$$

Neue Varianz:

$$\hat{P}_k^- = A_{k-1} \hat{P}_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1}$$



Implementierung – Beispiel KF in Simulink



Korrektur:

Kalman Gain:

$$K_k = \hat{P}_k^{-1} H_k^T (H_k \hat{P}_k^{-1} H_k^T + R_k)^{-1}$$

Residuum:

$$\tilde{z}_k = z_k - H_k \hat{x}^-$$

Korrektur des Zustands/Mittelwerts:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k \tilde{z}_k$$

Korrektur der Varianz:

$$\hat{P}_k = (I - K_k H_k) \hat{P}_k^-$$



- Verschiedene stochastische Filter vorgestellt
 - Extended Kalman-Filter
 - Partikelfilter
- Kalman-Filter durch unimodale Gauß-Verteilung nicht geeignet zur Ladezustandsbestimmung für LFP-Batterien
- Partikelfilter bildet Verteilung nicht über Parameter einer angenommenen Verteilung ab
 - Partikel können jede beliebige Verteilung approximieren
- Messmodell kann die Ambiguität des Klemmenspannungsmodells abbilden



**Herzlichen Dank
für Ihre Aufmerksamkeit!**



Warum braucht man Ladezustandsbestimmung?

- ...