Modelagem de Baterias

Para uso em BMS

Abordagem

1. Definir modelo para a bateria

2. Estabelecer quais parâmetros são variáveis, bem como o tempo de variação destes

3. Implementar simulação para estimação dos parâmetros e estados

4. Avaliar imprecisões do modelo e convergência do estimador

Abordagem

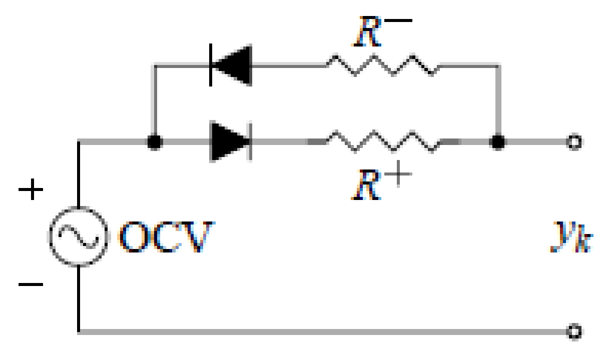
- Há uma grande quantidade de modelos propostos que devem ser analisados por meio de simulações.
- Devido à possibilidade de implementação em sistema embarcado, deve ser observado o *tradeoff* entre precisão e complexidade do modelo
- O aumento da complexidade do modelo e estimador deve ser justificada por divergências em relação a dados experimentais e por erros de estimação.

Modelos Propostos

Modelo Simplificado

$$z_{k+1} = z_k - \left(\frac{\eta_i \cdot \Delta t}{C_n}\right) \cdot i_k$$

$$y_k = OCV(z_k) - R \cdot i_k$$



z_k = Estado de Carga, SoC (Estado do modelo)

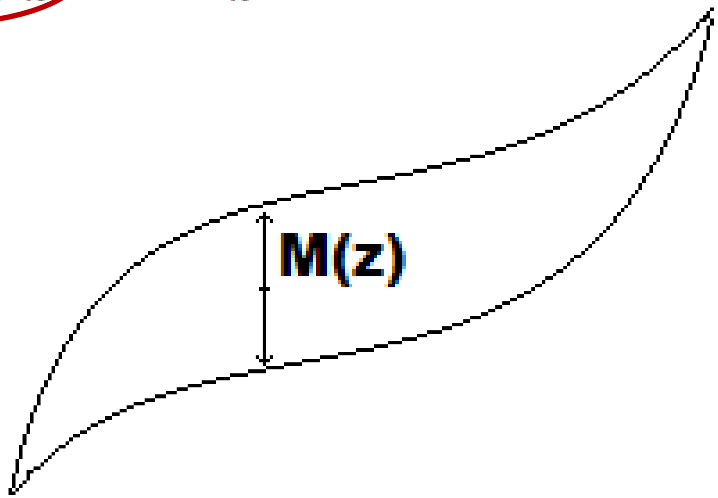
y_k = Voltagem nos terminais (Saída do Modelo)

Modelo com Histerese Estática

$$z_{k+1} = z_k - \left(\frac{\eta_i \cdot \Delta t}{C_n}\right) \cdot i_k$$

$$y_k = OCV(z_k) - s_k \cdot M(z_k) - R \cdot i_k$$

$$s_k = \begin{cases} 1, i_k > \varepsilon \\ -1, i_k < -\varepsilon \\ s_{k-1}, |i_k| \leq \varepsilon \end{cases}$$



Modelo com Histerese dinâmica

- A histerese se torna um estado do modelo, aumentando a complexidade da estimação não só dos parâmetros, como também dos estados

$$\begin{bmatrix} h_{k+1} \\ z_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(i_k) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} h_k \\ z_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 - F(i_k) \\ -\left(\dfrac{\eta_i \cdot \Delta t}{C_n}\right) & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_k \\ M(z, \dot{z}) \end{bmatrix}$$

$$y_k = OCV(z_k) - R \cdot i_k + h_k$$

Filtro de Kalman

Filtro de Kalman

- Considerando o Sistema: $$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (1)$$ $$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

- O Filtro de Kalman apresenta as equações de previsão:

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (3)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (4)$$

- E de correção:

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (6)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (7)$$

Filtro de Kalman Extendido (Baseado em Linearização do Sistema)

- Considerando o Sistema: $x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1})$ (1)

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (2)$$

- O Filtro de Kalman apresenta as equações de previsão:

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0) \quad (3)$$

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + W_k Q_{k-1} W_k^T \quad (4)$$

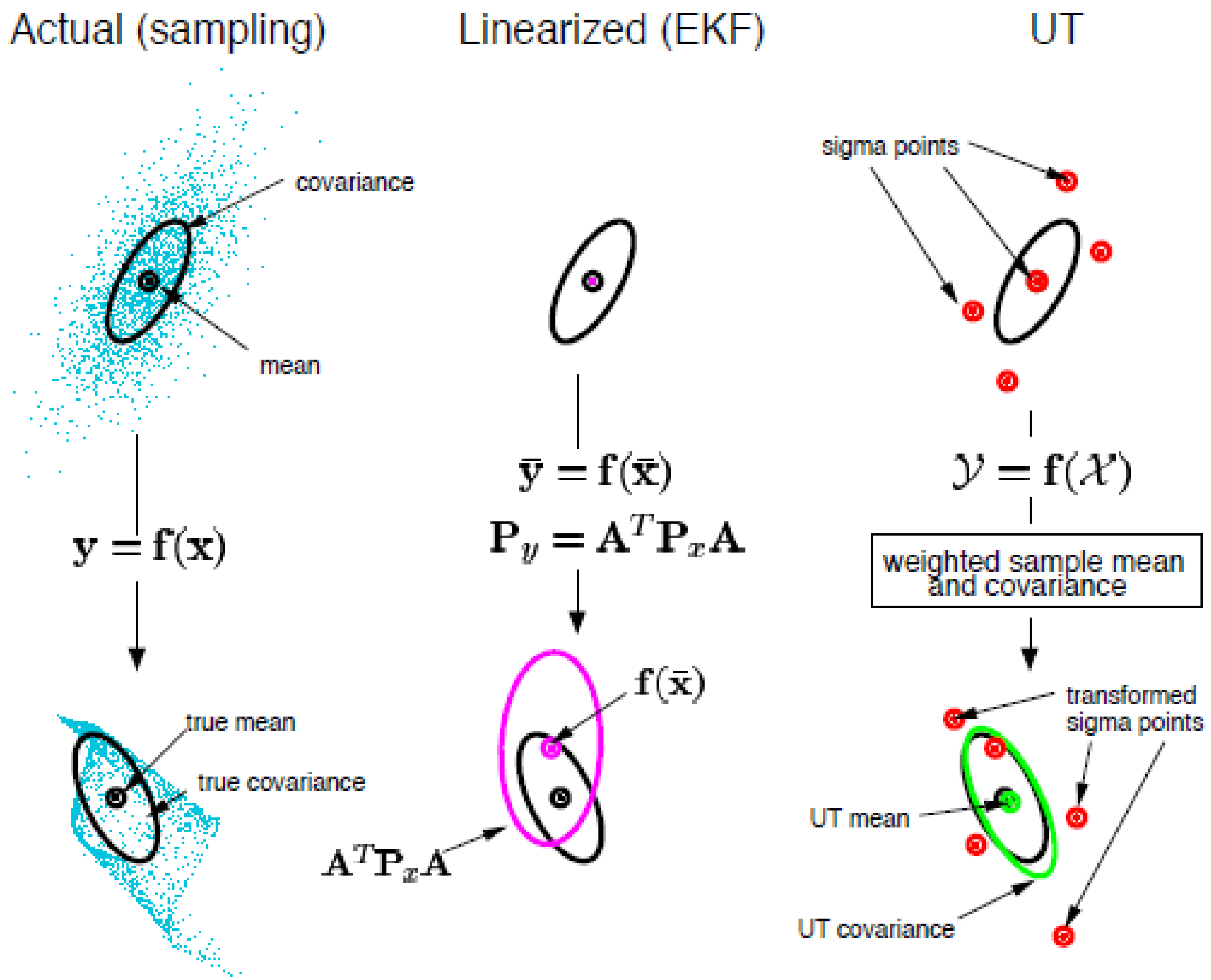
- E de correção:

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - h(\hat{x}_k^-, 0)) \quad (6)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (7)$$

Filtro de Kalman "Unscented" - Conceito



Filtro de Kalman

- O problema é “*dual estimation*”, ou seja, é necessário, a partir de uma medição com ruído, estimar não só os **estados** como também os **parâmetros** do sistema

- A diferença entre estados e parâmetros é a velocidade de variação destes (parâmetros são virtualmente constantes em um curto espaço de tempo)

- Há duas abordagens possíveis para tal problema, utilizar dois filtros de Kalman separadamente (Dual) ou um contendo todos os estados (Joint)

Simulação

Filtro de Kalman *Unscented*

Abordagem *com Filtro* Duplo

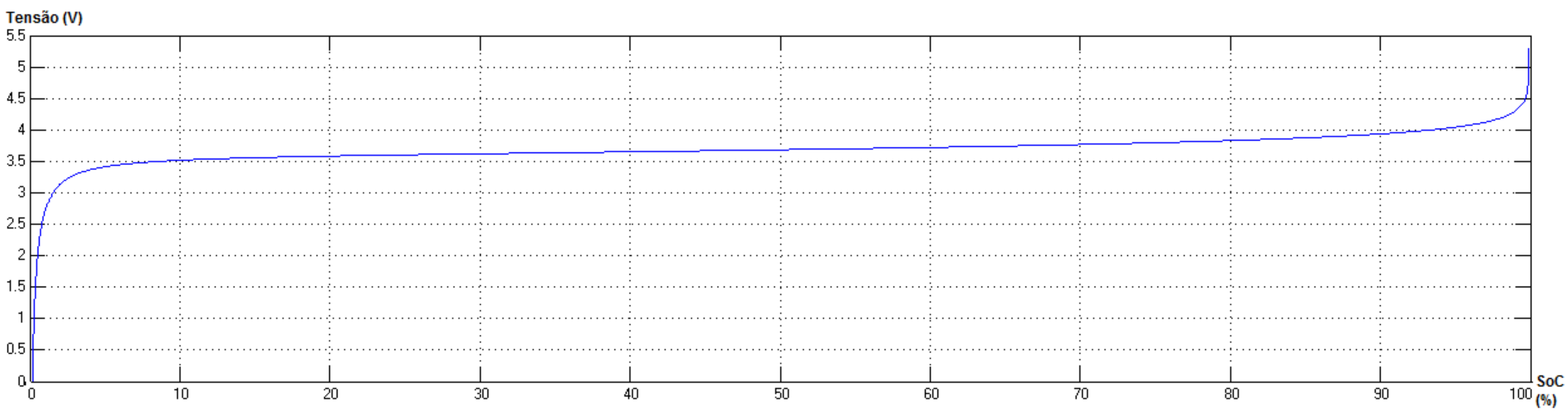
Simulação

- Modelo simplificado
- Estimação de parâmetros da curva e dos estados:

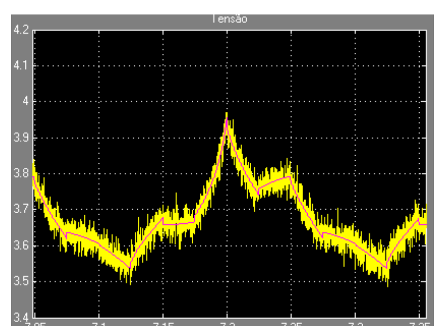
  (1) - OCV = (K0-(K1/(SoC)-K2*(log(1- SoC)))

  (2) - Tensão medida = OCV - R*i

  (3) - SoC(k)=SoC(K-1) – C*i
- Curva de SoC x Tensão (estática):

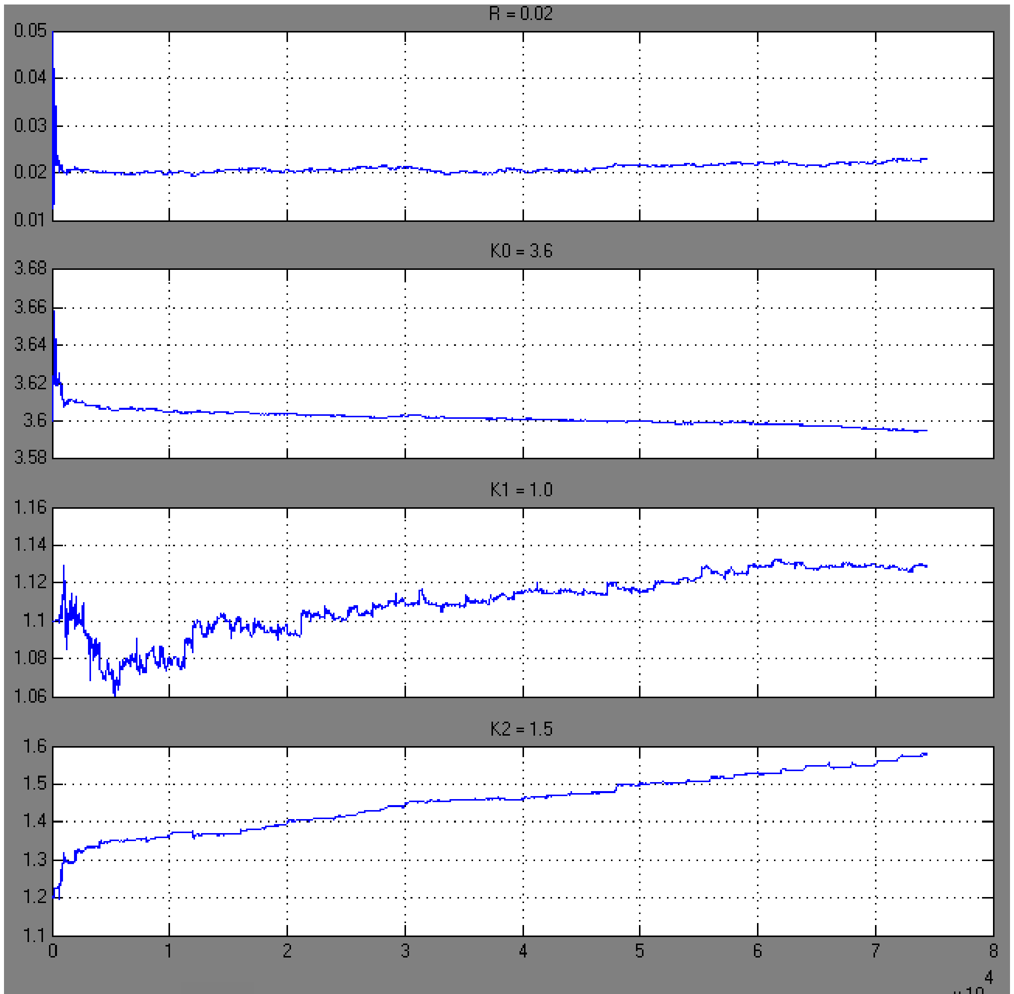


- Adicionado ruído à medição de tensão



Simulação

Parâmetros da curva de SoC:



Estados: