

SISTEM DETEKSI KERUSAKAN SENSOR ARUS PADA BATTERY MANAGEMENT SYSTEM (BMS)

Wahyu Sukestyastama Putra¹⁾, Andriyan Dwi Putra²⁾

Program Studi Teknik Komputer¹⁾

Program Studi Sistem Informasi²⁾

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas AMIKOM Yogyakarta¹⁾²⁾

wahyu@amikom.ac.id¹⁾, andriyan.putra@amikom.ac.id²⁾

ABSTRACT

Current sensor is an expensive sensor on Battery Management Systems (BMS). Current information in battery needs to be known to estimate the State of Charge (SoC) with the coulomb counting method. The SoC on the battery is used to determine the overcharging and over-discharge zone. Thus the current information on the battery is very important to know. Problems will occur if the flow information is not obtained accurately. This can occur if the current sensor is damaged. Damage such as data bias, or changes in current sensor characteristics needs to be detected early to avoid misinformation of sensor readings. In this research, a current sensor fault detection algorithm design is performed. The method used is an experimental method by applying current estimation using the battery and Kalman filter models. Estimated current results then compared with current sensor data to determine whether the sensor information is still suitable for use or not. The analysis shows that the algorithm can follow the performance of the current sensor in Coulomb counting operations.

Keywords: *Bad Sensor Detection; Battery Management System; Recursive Least Square; Kalman Filter; Fault Detection*

ABSTRAK

Sensor arus merupakan sensor yang mahal pada *Battery Management Systems* (BMS). Informasi arus diperlukan untuk melakukan estimasi *State of Charge* (SoC) dengan menggunakan metode *coulomb counting*. The SoC pada baterai digunakan untuk menentukan area *overcharging* dan *over-discharge*. Dengan demikian informasi arus pada sebuah baterai sangat penting untuk diketahui. Permasalahan akan terjadi jika informasi arus pada baterai tidak dapat diketahui dengan akurat. Kondisi ini dapat terjadi karena sensor arus mengalami kerusakan. Kerusakan tersebut dapat terjadi karena adanya bias data atau perubahan karakteristik dari sensor arus. Kerusakan sensor arus perlu dideteksi lebih dini untuk menghindari kesalahan mengidentifikasi arus yang mengalir. Pada penelitian ini dilakukan desain algoritma untuk mendeteksi kesalahan pada sensor arus. Metode yang dilakukan adalah metode eksperimen dengan melakukan estimasi arus pada baterai menggunakan pemodelan baterai dengan Kalman Filter. Hasil estimasi arus kemudian dibandingkan dengan data sensor arus untuk menentukan apakah informasi dari sensor arus masih layak untuk digunakan atau tidak. Dari analisis yang dilakukan menunjukkan bahwa algoritma dapat mengikuti dapat memprediksi arus dan dapat mengestimasi SoC menggunakan *Coulomb Counting*.

Kata Kunci : *Deteksi kerusakan sensor; Battery Management System; Recursive Least Square; Kalman Filter; Deteksi Kesalahan*

PENDAHULUAN

Baterai Lithium ion merupakan penyimpanan energi yang paling banyak digunakan. Baterai lithium ion memiliki keunggulan pada energy density yang besar, ringan dan memiliki kemampuan untuk di recharge. Penggunaan baterai lithium yang berlebihan akan memberikan dampak yang kurang baik bagi lingkungan karena limbah baterai merupakan limbah berbahaya. Upaya untuk memperpanjang usia baterai diperlukan untuk mengurangi potensi terjadinya ledakan limbah baterai lithium dan memberikan keuntungan secara finansial bagi pengguna baterai. Teknologi Battery Management System (BMS) digunakan untuk memperpanjang usia baterai. BMS adalah perangkat yang dapat mengukur kondisi baterai dan mencegah operasi baterai yang dapat merusak seperti overcharge, over-discharge, over-current dan overheat.

Sensor arus merupakan sensor yang penting pada BMS. Sensor arus digunakan untuk mengukur arus pada baterai sehingga BMS dapat memberikan peringatan overcurrent jika arus operasi baterai melebihi kemampuan baterai. Sensor arus juga digunakan pada BMS untuk mengukur State of Charge (SoC). SoC pada BMS digunakan untuk mencegah terjadinya overcharge dan overdischarge. Masalah akan terjadi jika sebuah sensor arus memberikan informasi yang salah. Kondisi ini mungkin saja terjadi karena faktor usia BMS, lingkungan operasi ataupun cacat produksi. Jika itu terjadi akan berdampak pada kerusakan baterai yang parah bahkan bisa membahayakan penggunaannya. Redundancy sensor arus untuk mengatasi masalah ini akan berdampak pada meningkatnya biaya produksi BMS.

Peneliti sebelumnya [1] telah berhasil mendesain algoritma estimasi arus menggunakan model baterai simple RC. Kelemahan yang ada pada algoritma estimasi sistem ini adalah performa estimasi beban dinamis tidak sebaik estimasi beban konstan. Model baterai kemudian diperbaiki pada penelitian [2]. Peneliti mendesain algoritma estimasi menggunakan model baterai Thevenin. algoritma yang digunakan menggunakan fungsi alih sebuah model baterai kemudian diubah ke bentuk diskrit Kelemahan yang ada pada penelitian tersebut adalah algoritma belum beroperasi baik beban dinamik. Penelitian [3] mendesain sebuah

sistem deteksi kesalahan sensor tegangan dan arus pada BMS. Pemodelan baterai yang digunakan merupakan model thevenin dengan 2 rc pair dan non linear. Penggunaan sistem ini menyebabkan algoritma cukup kompleks. Permasalahan lain dari penelitian tersebut adalah penelitian tersebut tidak memodelkan sistem dengan jelas sehingga penelitian tersebut sulit direplikasi..

Penelitian estimasi arus semakin menarik. Model simple RC masih terus dikembangkan oleh penelitian [4]. Peneliti memperbaiki performa estimasi arus menggunakan simple RC Model dan dapat beroperasi dengan baik pada beban dinamik. Penelitian tentang berbagai model baterai dilakukan oleh peneliti [5]. pada tahun yang sama, Peneliti [6] mendesain sebuah algoritma estimasi arus untuk mengidentifikasi kebocoran arus pada battery pack. Pada penelitian [7] Peneliti merangkum metode estimasi menggunakan kalman filter family untuk baterai lithium.

Pada penelitian [8] Peneliti memetakan tantangan dan peluang riset dengan topik Battery managemen systems. Pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa peran sensor arus penting dalam sebuah BMS.pada penelitian [9] peneliti mengestimasi arus melalui perangkat keras, sehingga tidak memerlukan pemodelan baterai. Pada penelitian [10] dilakukan improvement pada model baterai thevenin dan pada penelitian [11] Peneliti mendesain fault diagnosis menggunakan uncented particle filter .

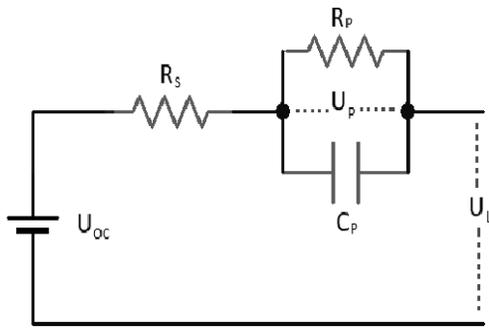
Tujuan dari penelitian ini adalah mendesain sebuah algoritma untuk mendeteksi kesalahan pada sebuah sensor arus yang digunakan battery manajemen system dengan menggunakan kalman filter. Dengan metode ini diharapkan dapat mengurangi resiko kegagalan sistem instrumentasi yang berakibat fatal.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan dataset pada [12] untuk melakukan validasi algoritma yang dirancang. Untuk membangun algoritma ini dibutuhkan beberapa proses seperti pemodelan dan identifikasi parameter baterai, pemodelan Kalman filter dan pengujian algoritma.

Identifikasi Parameter Baterai

Pemodelan baterai merupakan bagian penting pada detection current sensor. Model baterai yang digunakan pada study ini adalah model baterai ekuivalen circuit. Model baterai yang digunakan terdiri dari tegangan baterai terbuka (U_{oc}), Internal Resistance (R_s), polarization resistance (R_p), Polarization Capacitance(C_p) dan measured voltage (U_L) Model ini dikenal dengan model baterai Thevenin seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Model baterai Thevenin

Parameter pada baterai didapatkan melalui parameter identification menggunakan Recursive Least Square. Untuk menjalankan RLS, ekuivalen model pada Gambar dianalisis menggunakan voltage kirchoff law pada domain frekuensi dituliskan sebagai,

$$U_L(s) - U_{OC}(s) = I(s) \cdot R_s + U_p(s), \tag{1}$$

dimana,

$$U_p(s) = I(s) \cdot \left(\frac{R_p}{1 + R_p C_p s} \right) \tag{2}$$

Persamaan 2 disubstitusikan ke persamaan 1 sehingga didapatkan

$$U_L(s) - U_{OC}(s) = I(s) \left(R_s + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s} \right)$$

Fungsi alih dapat diturunkan dari persamaan 3 menjadi

$$\frac{U_D(s)}{I(s)} = \left(R_s + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s} \right) \tag{4}$$

kemudian,

$$\frac{U_D(s)}{I(s)} = \left(\frac{R_s + R_p + R_s R_p C_p s}{1 + R_p C_p s} \right) \tag{5}$$

Persamaan 5 kemudian diubah ke dalam bentuk diskrit menggunakan Tustin's Transformation,

$$\frac{U_D(z)}{I(z)} = \left(\frac{R_s + R_p + R_s R_p C_p \left(\frac{2(1-z^{-1})}{T_s(1+z^{-1})} \right)}{1 + R_p C_p \left(\frac{2(1-z^{-1})}{T_s(1+z^{-1})} \right)} \right) \tag{6}$$

Persamaan 6 dapat disederhanakan menjadi

$$\frac{U_D(z)}{I(z)} = \left(\frac{a + b z^{-1}}{1 + c z^{-1}} \right) \tag{7}$$

dengan,

$$\begin{cases} a = \frac{R_s T_s + R_p T_s + 2 R_s R_p C_p}{T_s + 2 R_p C_p} \\ b = \frac{R_s T_s + R_p T_s - 2 R_s R_p C_p}{T_s + 2 R_p C_p} \\ \text{dan } c = \frac{T_s - 2 R_p C_p}{T_s + 2 R_p C_p} \end{cases} \tag{8}$$

Untuk menentukan nilai parameter pada persamaan 8, persamaan 7 diubah menjadi bentuk persamaan regresi sehingga persamaan 7 dapat dituliskan sebagai,

$$U_D(n) + c U_D(n-1) = a I(n) + b I(n-1) \tag{9}$$

Sehingga persamaan persamaan regresi dapat dituliskan

sebagai,

$$y(n) = \varphi(n) \hat{\theta}(n), \tag{10}$$

dengan,

$$\begin{cases} y(n) = U_D(n) \\ \theta(n) = [-c \ a \ b]^T \\ \varphi(n) = [U_D(n-1) \ I(n) \ I(n-1)] \end{cases} \quad (11)$$

Persamaan 11 kemudian digunakan untuk identifikasi parameter dengan langkah:

$$\begin{cases} R_S = \frac{a-b}{1-c} \\ R_P = \frac{2(b+ac)}{(1-c^2)} \\ C_P = \frac{T_s(1-c)^2}{4(b+ac)} \end{cases} \quad (16)$$

Step 1:

inisialisasi parameter dan error Covarian

$$\hat{\theta}(0) = [0 \ 0 \ 0]^T, \\ P(0) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * k$$

Step 2:

Menghitung Gain

$$L(n) = \frac{P(n-1)\varphi(n)^T}{1 + \varphi(n)P(n-1)\varphi(n)^T}$$

Step 3:

Memprediksi nilai Parameter

$$\hat{\theta}(n) = \hat{\theta}(n-1) + L(n)(y(n) - \varphi(n)\hat{\theta}(n-1))$$

Step 4:

Mengupdate Covariance error

$$P(n) = P(n-1) - L(n)\varphi(n)P(n-1)$$

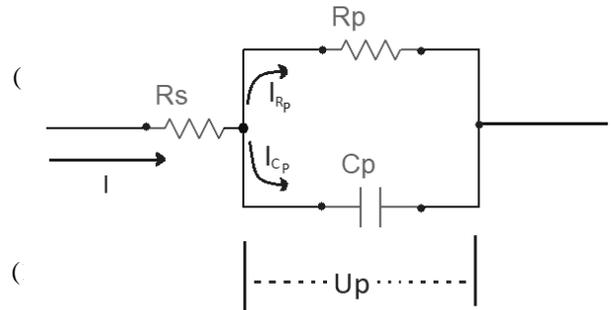
Step 5:

Kembali ke step 2

Nilai parameter (θ) kemudian digunakan untuk menentukan parameter baterai menggunakan,

Desain Kalman Filter

Kalman filter memerlukan sebuah model dalam mendesainnya. Pada penelitian ini model baterai Thevenin dipilih karena kompleksitas model yang tidak terlalu rumit dengan memodelkan fenomena fisis ke dalam rangkaian elektronik. Untuk mengestimasi arus digunakan analisis pada rangkaian Ud seperti pada Gambar 2.



Gambar 2 Rangkaian U_d

Model state space ditentukan dengan melakukan analisis rangkaian U_P pada model baterai Thevenin. Arus (I) pada Gambar 2 dinyatakan dalam persamaan (17)

$$I = I_{R_P} + I_{C_P} \quad (17)$$

I_{R_P} adalah arus yang mengalir melewati R_P dan I_{C_P} adalah arus yang melewati C_P . Arus I_{C_P} pada rangkaian U_P dapat dinyatakan dalam persamaan (18).

$$I_{C_P} = C_P \frac{dU_P}{dt} \tag{18}$$

Persamaan (18) kemudian disubstitusikan ke persamaan (17) Sehingga terbentuk persamaan (19).

$$I = I_{R_P} + C_P \frac{dU_P}{dt} \tag{19}$$

Tegangan U_P dapat ditentukan dengan menggunakan hukum ohm menggunakan persamaan (19). Nilai U_P dinyatakan pada persamaan (20).

$$U_P = \left(1 - C_P \frac{dU_P}{dt}\right) R_P \tag{20}$$

Persamaan (20) dapat direpresentasikan ke bentuk persamaan differensial orde 1 seperti pada persamaan (21).

$$\frac{dU_P}{dt} + \frac{1}{R_P C_P} U_P - \frac{1}{C_P} I = 0 \tag{21}$$

Persamaan (21) kemudian diubah ke bentuk persamaan diskrit menggunakan metode Forward Euler seperti yang dituliskan pada persamaan (22) sampai persamaan (24).

$$\frac{dU_P}{dt} = \frac{1}{C_P} I - \frac{1}{R_P C_P} U_P \tag{22}$$

$$\frac{U_P(n+1) - U_P(n)}{T_s} = \frac{1}{C_P} I(n) - \frac{1}{R_P C_P} U_P(n) \tag{23}$$

$$U_P(n+1) = \frac{T_s}{C_P} I(n) + \left(1 - \frac{T_s}{R_P C_P}\right) U_P(n) \tag{24}$$

Persamaan (24) kemudian diubah ke bentuk persamaan state space pada persamaan (25)

$$\begin{bmatrix} U_P(n+1) \\ I(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{T_s}{R_P C_P} & \frac{T_s}{C_P} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_P(n) \\ I(n) \end{bmatrix} \tag{25}$$

Persamaan output estimasi model Thevenin dinyatakan dalam Persamaan (26).

$$\hat{U}_L(n) = \begin{bmatrix} 1 & R_S \\ & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_P(n) \\ I(n) \end{bmatrix} + U_{OC} \tag{26}$$

Persamaan (25) dan Persamaan (26) merupakan persamaan model Thevenin yang digunakan dalam estimasi arus dengan menggunakan Kalman Filter. Persamaan (25) tersusun atas sebuah matrik transisi A yang dinyatakan dalam Persamaan

$$A = \begin{bmatrix} 1 - \frac{T_s}{R_P C_P} & \frac{T_s}{C_P} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{27}$$

The state model x dinyatakan pada persamaan (28).

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} U_P(n) \\ I(n) \end{bmatrix} \tag{28}$$

The measurement matrix H dinyatakan pada persamaan (29).

$$H = \begin{bmatrix} 1 & R_S \end{bmatrix} \tag{29}$$

The model output z dinyatakan pada persamaan (30).

$$z = U_L - U_{OC} \tag{30}$$

Tahapan selanjutnya adalah menjalankan algoritma kalman filter sesuai dengan pemodelan yang sudah dilakukan dengan menggunakan langkah:

Step 1: inialisasi state \hat{x}_{n-1} dan covariance error P_{n-1}

Step 2: Memprediksi State

$$\hat{x}_n^- = A \hat{x}_{n-1} \tag{31}$$

Step 3: Memprediksi Covariance error

$$P_n^- = A P_{n-1} A^T + Q \tag{32}$$

Step 4: Menghitung kalman gain

$$K_n = \frac{P_n^- H^T}{H P_n^- H^T + R} \tag{33}$$

Step 5: Melakukan koreksi State

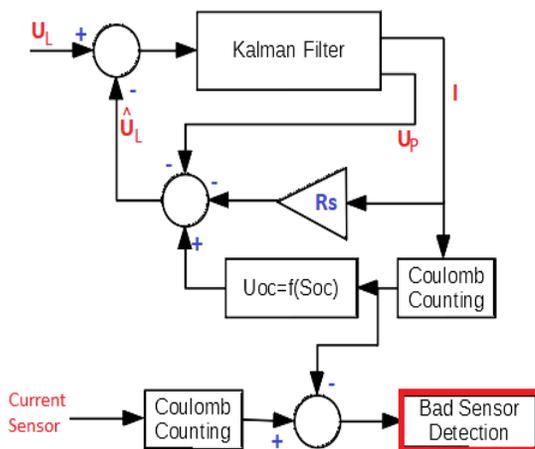
$$\hat{x}_n = \hat{x}_n^- + K_n(z_n - H\hat{x}_n^-)$$

Step 6: Melakukan Koreksi covariance error

$$P_n = (1 - K_n H)P_n^-$$

Step 7: Kembali ke step 2

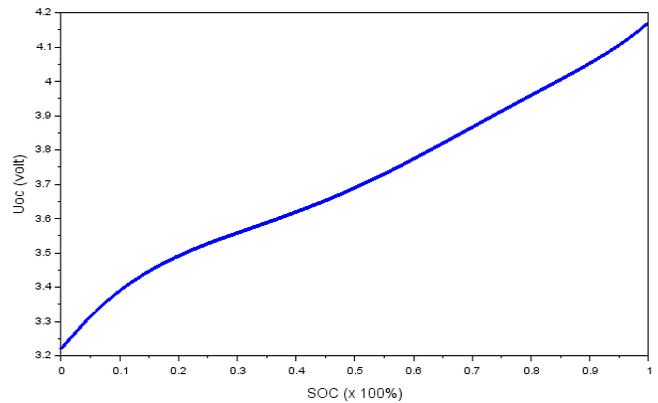
Setelah memprediksi arus menggunakan kalman filter, arus hasil estimasi dibandingkan dengan pembacaan sensor arus. Sensor fault detection didesain menggunakan skema digambarkan pada Gambar 3



Gambar 3 Algoritma Bad sensor detection

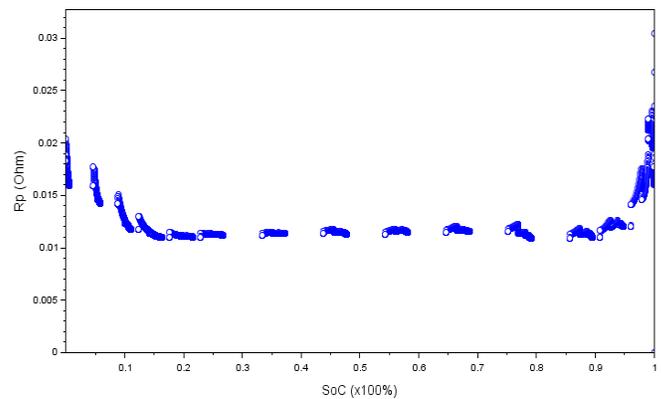
HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk melakukan proses identifikasi parameter dan kalman filter. Diperlukan hubungan SoC dengan OCV. Untuk mendapatkan hubungan tersebut dibuatlah kurva yang mendekati fungsi SOC-OCV menggunakan data eksperimen HPPC test. Kurva hasil analisis fungsi SoC-OCV dinyatakan pada Gambar 4.

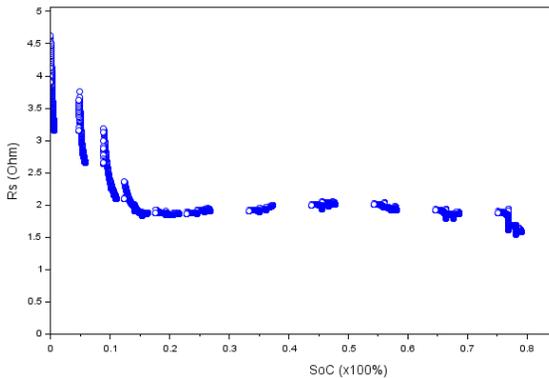


Gambar 4. Kurva SOC-OCV

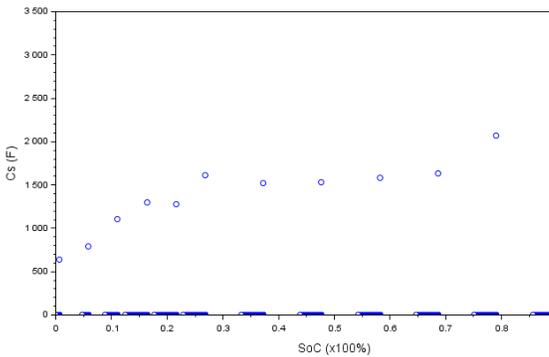
Setelah mendapatkan hubungan SOC-OCV, dilakukan identifikasi parameter yang telah dirancang. Hasil identifikasi parameter untuk R_s , R_p dan C_p dinyatakan pada Gambar 5, 6 dan 7. Hasil identifikasi menunjukkan bahwa nilai parameter baterai tidak konstan pada baterai. Nilai parameter terhadap SOC cenderung berubah dan memerlukan strategi untuk melakukan update parameter.



Gambar 5 nilai Rp



Gambar 6 nilai Rs

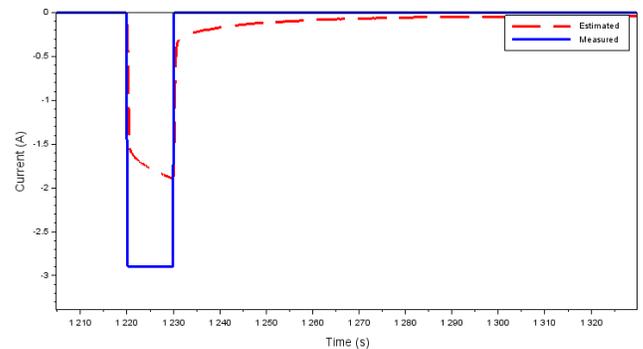


Gambar 7 nilai cp

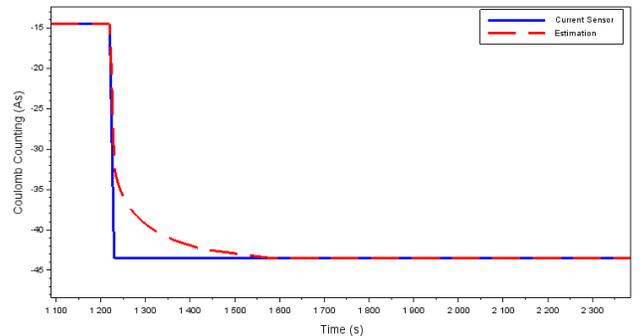
Setelah mendapatkan nilai parameter baterai selanjutnya adalah menerapkan algoritma kalman filter yang telah dirancang. Metode ini dapat melakukan estimasi secara adaptive. Hasil arus estimasi ditunjukkan pada Gambar 8. Hasil estimasi menunjukkan bahwa algoritma tidak mampu mengikuti sensor arus karena sistem memiliki respon transien. Respon transien ini disebabkan karena model memiliki komponen transien dan input dari tegangan juga terjadi lagging. Sehingga diperlukan penelitian lebih lanjut untuk mengatasi lagging estimasi.

Langkah selanjutnya dievaluasi dengan coulomb counting. Metode ini digunakan apakah algoritma yang dirancang memiliki coverage yang sama dengan sensor arus. Artinya, jika

estimasi terlambat masuk maka juga akan terlambat kembali. Gambar 9 merupakan hasil estimasi SoC menggunakan Coulomb counting menggunakan arus hasil estimasi. Hasil menunjukkan bahwa arus hasil estimasi dapat menentukan SOC sama dengan sensor arus. Secara bentuk sinyal arus memang berbeda, akan tetapi secara coverage dapat sama. Dengan demikian sensor fault detection dapat dibangun dengan metode ini meskipun memerlukan beberapa perbaikan. Analisis error pada metode ini dirangkum pada Tabel 1



Gambar 8 Estimasi arus



Gambar 9 Coulomb counting

Tabel 1 performa metode yang diusulkan

Performa metode yang diusulkan	Error Analysis	
	MAE	RMSE

Estimasi arus	0.058886 A	0.209724 A
Estimasi SoC	1.568838 %	3.196627 %

Analisis error pada tabel 1 menunjukkan bahwa kesalahan estimasi arus kurang dari 1 ampere dan kesalahan estimasi SoC kurang dari 5 %. meskipun estimasi menghasilkan error yang kecil, kemampuan untuk melakukan estimasi secara real time perlu dilakukan karena adanya transien effect seperti yang tampak pada Gambar 8 dan 9.

Algoritma Bad sensor data detection harus dapat bekerja secara realtime, sehingga dapat melakukan antisipasi saat sensor mulai menunjukkan gejala tidak sehat. Metode estimasi arus yang diusulkan pada penelitian ini dapat melakukan estimasi arus dan SoC. Meskipun demikian, algoritma yang diusulkan belum dapat mengatasi masalah transien respon sehingga belum sempurna jika digunakan sebagai sistem deteksi realtime. Sedangkan untuk kasus kesalahan Non-realtime dapat diantisipasi saat melakukan estimasi SoC. Perbandingan SoC dapat digunakan saat menentukan kapan baterai harus diisi dan kapan baterai berhenti di isi.

SIMPULAN

Dari penelitian yang dilakukan adalah algoritma yang diusulkan dapat mengestimasi performa sensor arus. Akan tetapi estimasi belum mampu menyamai bentuk sinyal sensor arus. Untuk penelitian selanjutnya diperlukan metode untuk mengatasi masalah lagging pada estimasi arus.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Y. Chun *et al.*, "Current sensor-less state-of-charge estimation algorithm for lithium-ion batteries utilizing filtered terminal voltage," *J. Power Sources*, vol. 273, pp. 255–263, 2015.
- [2] W. S. Putra, B. R. Dewangga, A. Cahyadi, and O. Wahyunggoro, "Current estimation using Thevenin battery model," *Proceedings of the Joint International Conference on Electric Vehicular Technology and Industrial, Mechanical, Electrical and Chemical Engineering (ICEVT & IMECE)*. pp. 5–9, 2015.
- [3] Z. Liu and H. He, "Sensor fault detection and isolation for a lithium-ion battery pack in electric vehicles using adaptive extended Kalman filter," *Appl. Energy*, vol. 185, pp. 2033–2044, 2017.
- [4] B. R. Dewangga, S. Herdjunto, and A. Cahyadi, "Battery Current Estimation Based on Simple Model with Parameter Update Strategy Using Piecewise Linear SOC-OCV," in *2018 4th International Conference on Science and Technology (ICST)*, 2018, pp. 1–6.
- [5] Z. Wei, J. Zhao, C. Zou, T. M. Lim, and K. J. Tseng, "Comparative study of methods for integrated model identification and state of charge estimation of lithium-ion battery," *J. Power Sources*, vol. 402, pp. 189–197, 2018.
- [6] S. Lee, J. Kim, M. Ha, and H. Song, "Inrush Current Estimation for Hot Swap of the Parallel Connected Large Capacity Battery Pack," in *2018 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, 2018, pp. 2489–2492.
- [7] P. Shrivastava, T. K. Soon, M. Y. I. Bin Idris, and S. Mekhilef, "Overview of model-based online state-of-charge estimation using Kalman filter family for lithium-ion batteries," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 113, p. 109233, 2019.
- [8] X. Hu, F. Feng, K. Liu, L. Zhang, J. Xie, and B. Liu, "State estimation for advanced battery management: Key challenges and future trends," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 114, p. 109334, 2019.
- [9] Z. Dalala, O. Saadeh, and A. A. Hussein, "A Current Sensorless Coulomb-Counting Method for Enhanced Battery State-of-Charge Estimation Accuracy," in *2019 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, 2019, pp. 1131–1135.
- [10] X. Ding, D. Zhang, J. Cheng, B. Wang, and P. C. K. Luk, "An improved Thevenin model of lithium-ion battery with high accuracy for electric vehicles," *Appl. Energy*, vol. 254, p. 113615, 2019.

- [11] C. Zheng, Z. Chen, and D. Huang, "Fault diagnosis of voltage sensor and current sensor for lithium ion battery pack using hybrid system modeling and unscented particle filter," *Energy*, vol. 191, p. 116504, 2020.
- [12] P. Kollmeyer, "Panasonic 18650PF Li-ion Battery Data," *Mendeley Data*, 2018. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.17632/wykht8y7tg>.