



Pemodelan Dinamika Parameter *Charging-Discharging* Baterai LiFePO₄ Berbasis Model Rangkaian Ekuivalen Thevenin Orde-1

Muhamad Dzaky Ashidqi^{1*}, Silviana Windaasari², Mardiyana Dama³, Adi Affandi Ratib⁴

¹²³⁴Universitas Sains Indonesia

Email: muhamad.dzaky@lecturer.sains.ac.id

Alamat: Jl. Akses Tol No. 50, Gandasari, Cibitung, Kab. Bekasi, Jawa Barat 11650

Korespondensi penulis: muhamad.dzaky@lecturer.sains.ac.id

Abstract. Accurate battery modeling is crucial for the development of battery-based energy storage systems, especially for real-time control and energy management applications. This study proposes a dynamic parameter modeling approach for LiFePO₄ batteries using a first-order Thevenin equivalent circuit model. Parameter estimation is performed to obtain the internal battery parameters based on the Thevenin model, and the parameter dynamics are derived using the Euler numerical method to represent battery behavior during charging and discharging processes. Model validation is conducted by comparing the predicted terminal voltage with actual measurements using root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) as evaluation metrics. The results show that the model accurately captures the battery dynamics, with an RMSE of 0.233 and an MAE of 0.047. Therefore, the proposed model is suitable for real-world applications that require accurate and dynamic estimation of internal battery parameters.

Keywords: equivalent circuit model, first-order thevenin, LiFePO₄ battery, parameter dynamic

Abstrak. Akurasi pemodelan baterai sangat penting dalam pengembangan sistem penyimpanan energi berbasis baterai, terutama untuk keperluan kontrol dan manajemen energi secara *real-time*. Penelitian ini mengusulkan pemodelan dinamika parameter baterai LiFePO₄ menggunakan model rangkaian ekuivalen thevenin orde-1. Estimasi parameter dilakukan untuk mendapatkan nilai parameter internal baterai berdasarkan model thevenin, kemudian dinamika parameter diturunkan menggunakan metode numerik Euler agar dapat merepresentasikan dinamika baterai selama proses pengisian dan pengosongan (*charging-discharging*). Validasi model dilakukan dengan membandingkan tegangan terminal hasil prediksi terhadap nilai aktual menggunakan metrik evaluasi *root mean square error* (RMSE) dan *mean absolute error* (MAE). Hasil menunjukkan bahwa model mampu merepresentasikan dinamika baterai dengan akurat dengan nilai RMSE sebesar 0,233 dan MAE sebesar 0,047. Dengan demikian, model ini layak diterapkan dalam sistem riil yang membutuhkan estimasi parameter internal baterai secara akurat dan dinamis.

Kata kunci: baterai LiFePO₄, dinamika parameter, model rangkaian ekuivalen, thevenin orde-1

1. LATAR BELAKANG

Saat ini, baterai lithium-ion merupakan salah satu sumber energi yang paling penting. Berbagai penelitian difokuskan pada peningkatan dan pengembangan kinerja teknis baterai melalui beragam metode dan teknologi. Hal tersebut menjadi kunci untuk mengoptimalkan potensi baterai secara maksimal. Baterai lithium-ion banyak digunakan dalam produk-produk portabel seperti laptop, ponsel, tablet, kamera, serta alat bantu digital portabel lainnya (Rakhimov et al., 2024). Selain itu, baterai ini juga digunakan dalam perangkat berdaya besar seperti kendaraan listrik, serta sistem penyimpanan energi untuk pembangkit listrik berbasis energi terbarukan (EBT) (Ghalkhani & Habibi, 2023).

Perhatian global terhadap penggunaan baterai dalam kendaraan listrik atau *electric vehicle* (EV) semakin meningkat karena kendaraan ini dinilai sebagai alternatif berkelanjutan dan ramah lingkungan (Ranjith Kumar et al., 2023). EV mampu mengatasi krisis bahan bakar fosil dan masalah polusi lingkungan, yang merupakan tantangan besar dalam sektor otomotif. Karena baterai menjadi satu-satunya sumber daya dalam EV murni, kapasitas *battery pack* menjadi sangat krusial. Energi yang tersedia dalam baterai (SOC) harus diatur dan dikelola secara efisien. Pengelolaan dan pemanfaatan baterai lithium-ion secara aman dan efisien sangat bergantung pada sistem manajemen baterai atau *battery management system* (BMS) (Habib et

al., 2023). BMS berperan penting dalam mengendalikan, memantau, serta memperkirakan berbagai parameter penting baterai untuk menjamin keandalan dan keselamatan perangkat elektronik yang mengandalkan baterai sebagai sumber energinya.

Pengoperasian baterai secara aman dan strategi manajemen energi yang efisien sangat bergantung pada akurasi estimasi parameter operasionalnya (Li, Jiao, Yang, & Ji, 2022). Oleh karena itu, diperlukan pemahaman mendalam mengenai parameter internal baterai yang akurat. Dalam melakukan estimasi parameter, terdapat banyak tantangan dikarenakan sistem yang kompleks dan banyaknya ketidakpastian. Parameter-parameter tersebut tidak dapat diukur secara langsung sehingga estimasinya dilakukan melalui pendekatan tertentu seperti model empiris, model rangkaian ekuivalen (*equivalent circuit model*), atau model elektrokimia (Heinrich, Klapper, & Pruckner, 2021).

Model *equivalent circuit* (ECM) banyak diteliti karena aplikasinya yang penting untuk pengembangan BMS dan kontrol manajemen daya dan energi baterai (Naguib et al., 2021). Model ini dapat mengestimasi kapasitas penyimpanan serta respons tegangan terhadap beban dan dapat menggambarkan karakteristik internal baterai lithium-ion. Dalam beberapa kasus, reaksi kimia yang menyebabkan kehilangan energi pada baterai juga dapat dimodelkan menggunakan pendekatan ECM (Li et al., 2022). Pada penelitian-penelitian terbaru, metode ini banyak ditinggalkan karena masifnya pengembangan metode *data-driven* berbasis *machine learning*. Model berbasis *machine learning* memiliki kelebihan yaitu akurasi yang tinggi dan mampu mengatasi nonlinieritas dengan baik (Wang et al., 2020). Di sisi lain, metode ini memiliki kelemahan yaitu beban komputasi dan kompleksitas yang tinggi sehingga sulit untuk diterapkan dan diimplementasikan pada sistem manajemen baterai secara *real-time*. Untuk dapat diterapkan pada sistem riil, model harus dapat menggambarkan dinamika parameter secara akurat namun memiliki kompleksitas dan beban komputasi yang rendah (Zhao, Lorenz, & Jahns, 2018). Untuk menjawab tantangan tersebut, metode pemodelan berbasis ECM dapat diimplementasikan karena model tersebut memiliki beban komputasi dan kompleksitas yang rendah namun dapat secara akurat mempelajari dinamika transien pada baterai.

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dinamika parameter baterai agar dapat diimplementasikan secara *real-time* pada sistem manajemen baterai yang riil. Parameter-parameter yang dimodelkan dinamikanya meliputi tegangan, arus dan tahanan. Model ECM digunakan untuk memperoleh parameter-parameter penting tersebut. Objek penelitian difokuskan pada baterai lithium-ion jenis *lithium ferrous-phosphate* (LiFePO₄). LiFePO₄ merupakan jenis baterai yang saat ini banyak digunakan saat ini karena berbaagai kelebihannya seperti masa pakai yang panjang, kepadatan energi yang tinggi dan efisiensi yang tinggi (Chen, Li, & Bae, 2024). Untuk itu, pemodelan dinamika baterai LiFePO₄ menjadi sangat penting untuk menunjang keandalan operasinya yang masif digunakan pada berbagai bidang.

2. KAJIAN TEORITIS

Karakteristik parameter internal baterai lithium-ion bersifat sangat nonlinier, sehingga teknik pemodelan yang efektif sangat penting untuk memahami pola dinamikanya (Theuerkauf & Swan, 2022). Berbagai pendekatan pemodelan telah dikembangkan oleh para peneliti, masing-masing memiliki perbedaan dalam hal kompleksitas dan akurasi. Meskipun beberapa model saling berkaitan, *trade-off* antara akurasi dan kompleksitas menjadi perhatian utama dalam memilih metode pemodelan yang sesuai (Yang, Bremner, Menictas, & Kay, 2022).

Sebagian besar parameter dalam model baterai diperoleh dengan metode *fitting* data eksperimen secara *offline* (Ren & Du, 2023). Akan tetapi, pendekatan ini sering menimbulkan kesalahan dalam prediksi saat kondisi operasi berubah. Oleh karena itu, penting untuk melakukan estimasi parameter secara online dan koreksi parameter secara *real-time* guna meningkatkan akurasi estimasi status baterai, seperti *state of charge* (SOC) dan *state of health* (SOH). Pada penelitian-penelitian sebelumnya, telah banyak metode yang dikembangkan oleh peneliti untuk menyelesaikan permasalahan tersebut.

Secara umum, model baterai dapat diklasifikasikan berdasarkan tingkat abstraksinya terhadap sifat fisik baterai, meliputi model elektrokimia, model termal, model empiris dan model rangkaian ekuivalen (Ranjith Kumar et al., 2023). Model elektrokimia menggambarkan proses reaksi kimia dalam baterai secara matematis. Model ini digunakan terutama untuk desain dan manufaktur karena kompleksitasnya tinggi (Volodin et al., 2024). Sementara itu model termal menganalisis proses perpindahan panas selama operasi baterai (Osara & Bryant, 2019). Kedua model ini memiliki kelemahan pada keterbatasan dalam memodelkan nonlinearitas yang tinggi sehingga akurasi model pada implementasi riil menjadi sangat rendah. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, model empiris dapat menjadi solusi. Model empiris berbasis data seperti jaringan saraf tiruan dapat menghasilkan performa dan akurasi yang sangat baik. Akan tetapi, model tersebut membutuhkan data dengan jumlah besar dan waktu pelatihan yang lama serta memiliki kompleksitas dan waktu pelatihan (Naguib et al., 2021).

Model rangkaian ekuivalen atau *Equivalent Circuit Models* (ECM) merupakan model yang paling ideal karena dapat memberikan keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas atau beban komputasi. Model ini menggunakan elemen sirkuit sederhana seperti resistor, kapasitor, sumber tegangan untuk merepresentasikan dinamika baterai secara intuitif dan efisien secara komputasi (Li et al., 2022). Model ini merupakan yang paling banyak digunakan karena kesederhanaannya, kemampuan interpretasi fisis yang baik, serta kemudahan dalam analisis dan simulasi. Beberapa jenis model ECM antara lain model Rint, thevenin orde-1, thevenin orde-2, PNGV dan GNL (Zhang, Peng, Ning, Mu, & Sun, 2017).

Model ECM Rint Terdiri dari sumber tegangan *open circuit voltage* (OCV) dan resistor internal (R_0). Model ini merupakan model yang paling sederhana namun tidak dapat merepresentasikan dinamika transien baterai (Theuerkauf & Swan, 2022). Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, peneliti-peneliti mengembangkan model thevenin orde-1. Model ini memiliki susunan yang terdiri dari OCV dan R_0 dengan penambahan satu cabang kapasitor-resistor (RC) paralel untuk menggambarkan efek polarisasi elektrolit. Model ini menunjukkan akurasi yang lebih akurat serta dapat menggambarkan dinamika transien dengan beban komputasi yang efisien (Nemes, Maria Ciornei, Ruba, & Martis, 2019). Model thevenin orde-1 dikembangkan menjadi orde-2 dengan menambahkan jumlah RC paralel pada rangkaian. Akurasi model thevenin orde-2 lebih tinggi dari model orde-1 akan tetapi komputasinya jauh lebih meningkat sehingga sangat sulit untuk diimplementasikan pada pemodelan dinamis (Zhang et al., 2017).

Pengembangan lain dari model Thevenin adalah PNGV dengan penambahan kapasitor tambahan untuk menangkap deviasi tegangan OCV akibat arus besar saat pengosongan. Model ini dikembangkan lagi menjadi GNL dengan menambahkan RC paralel tambahan untuk menangani pengaruh polarisasi. Meskipun model ini memberikan akurasi yang lebih baik, akan tetapi kompleksitas dan beban komputasinya jauh lebih besar (Yang, Tang, Qin, & Hu, 2012). Kompleksitas yang tinggi mengakibatkan model tidak dapat diimplementasikan dalam sistem riil karena sulit untuk mendapatkan pola dinamika transien.

Berdasarkan uraian di atas, model thevenin orde-1 merupakan model yang paling ideal sebab dapat menyeimbangkan antara akurasi, kompleksitas, dan beban komputasi. Model ini menggunakan elemen elektronika dasar yang dapat menggambarkan dinamika parameter operasional baterai secara akurat namun kompleksitasnya rendah. Sistem orde-1 yang digunakan membutuhkan jumlah parameter yang sedikit sehingga beban komputasinya rendah (Zhang et al., 2017). Kombinasi ini menjadikan model tersebut ideal untuk diterapkan pada sistem manajemen baterai yang riil dan dinamis.

3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, model dinamika baterai dikembangkan dengan menggunakan model Thevenin orde pertama. Dalam penelitian ini, digunakan model rangkaian ekuivalen thevenin

orde-1 karena memiliki struktur yang sederhana namun mampu memberikan akurasi yang cukup baik. Model thevenin orde-1 merupakan representasi sederhana dari sifat fisik kelistrikan baterai. Oleh karena itu, model ini sesuai untuk digunakan pada pemodelan dinamika baterai dengan karakteristik nonlinearitas yang tinggi seperti baterai LFP. Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini dijelaskan pada sub-sub judul berikut ini.

Pengumpulan dan Pengolahan Data

Untuk mendapatkan data dinamika parameter baterai, dilakukan eksperimen menggunakan sel baterai *lithium-ferrous phosphate* (LFP) dengan kapasitas nominal 18 Ah dan tegangan nominal 3.2 Volt. Sel baterai ini dirancang dan diproduksi untuk aplikasi kendaraan listrik dan penyimpanan energi lainnya. Spesifikasi dari baterai LFP yang diuji disajikan pada Tabel 1.

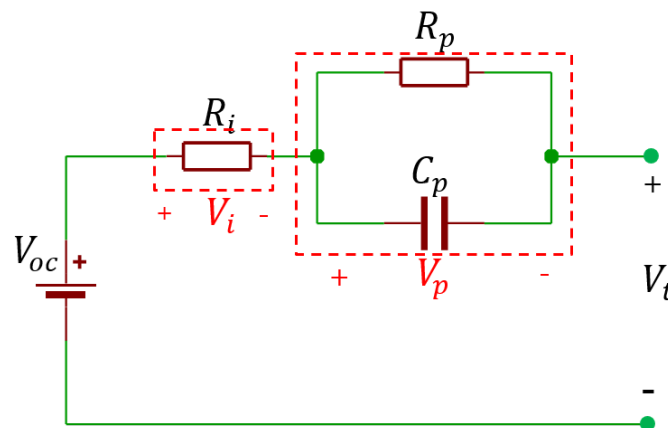
Tabel 1. Spesifikasi baterai LFP yang diuji pada penelitian ini.

Parameter	Nilai
Tegangan Nominal	3.2 V
Kapasitas	18650 mAh
Charge/discharge cutoff	3.6/2.6 V
Max. Continuous charging rate	1C
Max. Continuous discharging rate	2C

Eksperimen dilakukan secara berulang di dalam ruang uji dengan suhu terkontrol pada nilai 20°C. Pengujian baterai dilakukan dalam dua tahap: tahap pertama adalah proses pengisian (*charging*) dengan arus konstan tertentu hingga arus turun ke nol, kemudian dilanjutkan dengan pengisian tegangan konstan sampai arus mencapai nol. Tahap kedua adalah proses pengosongan (*discharging*) dengan arus konstan yang telah ditentukan hingga tegangan baterai mencapai batas bawah (*cut-off voltage*). Seluruh proses ini diulang sebanyak 300 siklus secara berurutan tanpa jeda.

Pemodelan Parameter Baterai

Dalam penelitian ini, model baterai thevenin orde pertama digunakan untuk mengkarakterisasi berbagai parameter yang terkait dengan dinamika proses *charging* dan *discharging* baterai. Model rangkaian ekuivalen thevenin memberikan representasi yang sederhana terhadap parameter-parameter tersebut dan mampu memenuhi kebutuhan dasar pemodelan baterai secara praktis. Model ini telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian yang melibatkan baterai lithium-ion. Penambahan cabang *resistance-capacitance* (RC) paralel memungkinkan model ini mempertimbangkan gejala transien dinamis yang disebabkan oleh polarisasi elektrolit.



Gambar 1. Model rangkaian ekuivalen Thevenin orde-1

V_{ocv} (*open circuit voltage*) dan R_i (*internal resistance*) dapat digunakan untuk menggambarkan tegangan dan resistansi elektroda pada baterai. R_p adalah resistansi polar and C_p adalah

kapasitansi polar. Tegangan terminal (V_t) adalah tegangan yang diukur pada terminal kutub baterai. Berdasarkan model di atas, tegangan terminal dapat dirumuskan sebagai:

$$V_t = V_{ocv} - V_i - V_p \quad (1)$$

Ketika baterai dalam proses *charging* atau *discharging*, akan ada arus listrik yang mengalir melalui V_i dan V_p . Dengan V_i adalah tegangan yang melalui R_i , maka persamaan (1) di atas dapat diturunkan menjadi persamaan (2) berikut:

$$V_t = V_{ocv} + I.R_i + V_p \quad (2)$$

Dua parameter V_t and I didapatkan dari pengukuran langsung menggunakan sensor. Sementara itu empat parameter model lainnya yaitu V_{ocv} , R_i , R_p dan C_p didapatkan melalui pemodelan dinamika baterai.

Pemodelan Dinamika Baterai

Parameter pada model ekuivalen yaitu V_t, V_{ocv} , R_i , R_p dan C_p digunakan untuk memodelkan dinamika baterai. Pada proses *charging* dan *discharging*, parameter-parameter tersebut dimodelkan secara dinamis melalui pendekatan persamaan diferensial menggunakan metode Euler berdasarkan Persamaan (1) dan (2). Model deret waktu diskrit untuk memodelkan dinamika tersebut dinyatakan sebagai berikut:

$$V_{RC}(t + \Delta t) = V_{RC}(t) + \left(\frac{I_b(t)}{C_p} - \frac{V_{RC}(t)}{R_p.C_p} \right) \Delta t \quad (3)$$

$$V_t(t + \Delta t) = V_{oc}(t) - I_b(t)R_i - V_{RC}(t) \quad (4)$$

Δt adalah interval sampling. Pada penelitian ini, interval yang digunakan adalah 1 detik. $V_{RC}(t)$ dan $V_{oc}(t)$ secara iteratif akan diupdate berdasarkan perubahan yang terjadi pada arus baterai (I_b) dan tegangan terminal (V_t). Parameter yang dihitung pada setiap langkah waktu menggunakan persamaan yang telah didiskretkan akan menunjukkan dinamika dari parameter-parameter operasional baterai.

Evaluasi Model

Dinamika parameter-parameter operasional yang berhasil didapatkan dari pemodelan dinamis baterai dicatat dan disusun dalam data *time-series*. Kumpulan data hasil simulasi tersebut kemudian dievaluasi untuk dinilai akurasi. Akurasi dihitung menggunakan metrik *root mean squared error* (RMSE) dan *mean absolute error* (MAE). Error diukur dengan membandingkan hasil prediksi nilai tegangan terminal (V_t) dengan nilai aktualnya sebagaimana yang ada pada data hasil eksperimen. Metrik RMSE dan MAE yang digunakan pada penelitian ini dirumuskan sebagaimana berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (V_t(t)_{true} - V_t(t)_{pred})^2} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |V_t(t)_{true} - V_t(t)_{pred}| \quad (6)$$

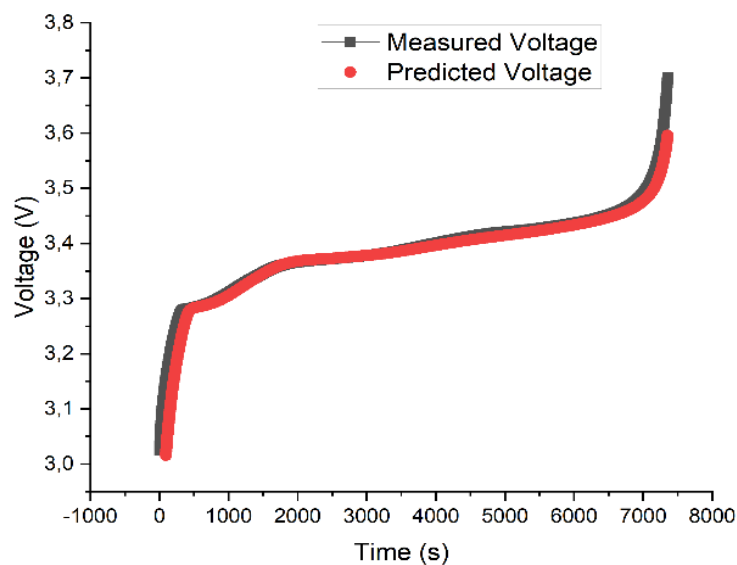
$V_t(t)_{true}$ adalah nilai aktual dari tegangan terminal sementara $V_t(t)_{pred}$ adalah nilai prediksinya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pemodelan dinamika parameter baterai pada proses *charging* dan *discharging* baterai LFP telah berhasil dilakukan pada penelitian ini. Menggunakan data riil hasil eksperimen, dinamika parameter dapat disimulasikan dan hasil estimasinya dicatat untuk kemudian dianalisis dan dievaluasi. Pada bagian ini disajikan data-data hasil simulasi beserta analisis dan pembahasannya serta hasil evaluasi dari performa model yang diukur dengan metrik RMSE dan MAE.

Gambar 2 memperlihatkan perbandingan antara tegangan terminal hasil pengukuran (*measured voltage*) dan tegangan hasil prediksi model (*predicted voltage*). Dapat dilihat bahwa

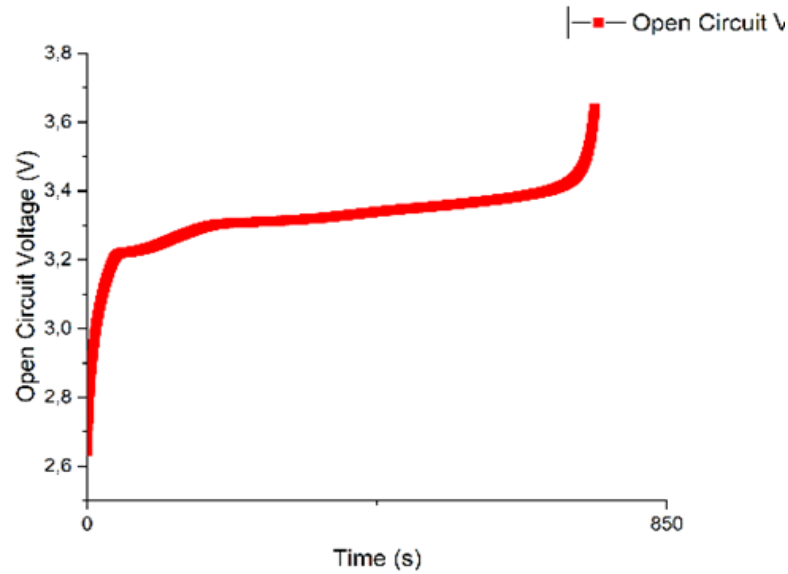
model mengikuti tren data aktual secara konsisten dan presisi selama seluruh periode pengosongan baterai. Pada fase awal (SoC tinggi), ketika arus pengosongan relatif stabil dan OCV tinggi, model mampu mengikuti penurunan tegangan awal secara akurat. Selanjutnya, pada fase menengah yang ditandai oleh perubahan tegangan yang melandai, model tetap mempertahankan akurasi yang tinggi. Bahkan pada fase akhir pengosongan, ketika terjadi penurunan tegangan yang lebih tajam akibat peningkatan resistansi internal dan penurunan kapasitas elektrokimia, model tetap mampu memprediksi tegangan terminal secara tepat. Hasil ini menunjukkan bahwa model Thevenin orde pertama, meskipun relatif sederhana, memiliki kemampuan prediktif yang tinggi untuk merepresentasikan dinamika baterai LiFePO₄ selama proses pengosongan arus tetap.



Gambar 2. Perbandingan hasil prediksi tegangan terminal dengan nilai aktualnya

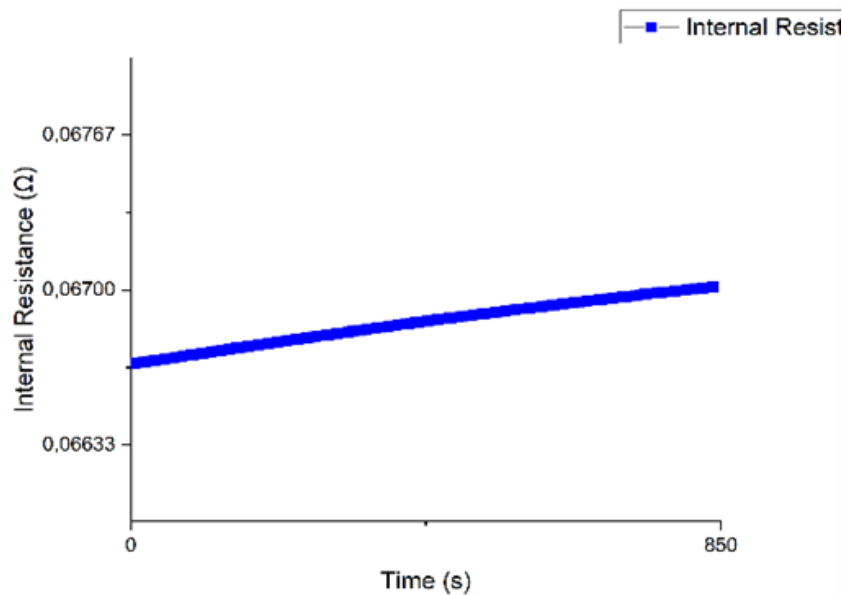
Evaluasi hasil prediksi tegangan terminal menunjukkan bahwa model mampu merepresentasikan tegangan terminal dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah sebagaimana ditunjukkan pada grafik di Gambar 2. Sementara itu berdasarkan hasil evaluasi kuantitatif menggunakan metrik RMSE dan MAE, didapatkan nilai RMSE sebesar 0,233 dan MAE sebesar 0,047. Nilai RMSE mengindikasikan adanya penyimpangan kuadrat rata-rata yang kecil antara tegangan prediksi dan aktual, sementara nilai MAE menunjukkan rata-rata deviasi absolut model berada di bawah 0,05 V. Hasil pengukuran kedua metrik tersebut mengindikasikan bahwa model dinamika parameter yang digunakan pada penelitian ini menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi yang tinggi.

Sementara itu, Gambar 3 menyajikan dinamika tegangan OCV selama proses pengisian (*charging*). Tegangan OCV dihitung melalui identifikasi berbasis Kalman Filter yang memperhitungkan noise pengukuran dan respons dinamis baterai. Terlihat bahwa nilai OCV meningkat seiring waktu dalam kurva non-linier yang halus. Peningkatan ini bukan mencerminkan peningkatan energi dalam baterai, melainkan dinamika rekonstruksi tegangan tanpa beban berdasarkan parameter model. OCV memiliki peran krusial dalam representasi tegangan terminal karena perbedaan antara OCV dan tegangan aktual menunjukkan besar rugi-rugi akibat resistansi internal dan efek kapasitor dinamis. Dinamika OCV juga penting sebagai indikator *state of charge* (SoC) dalam sistem manajemen baterai, sehingga keberhasilan model dalam mengestimasi OCV menjadi bukti tambahan terhadap keandalan pendekatan ini.



Gambar 3. Dinamika tegangan OCV selama proses *charging*

Dinamika pada OCV mengindikasikan adanya dinamika pada parameter penting lainnya yaitu resistansi internal. Gambar 4 menunjukkan dinamika resistansi internal baterai selama proses pengosongan. Terlihat adanya peningkatan resistansi dari sekitar $0,0663 \Omega$ menjadi $0,0670 \Omega$, yang meskipun kecil tetapi signifikan dalam konteks prediksi tegangan. Perubahan resistansi internal ini merefleksikan dua hal: (1) akumulasi efek pemanasan akibat aliran arus kontinu selama pengosongan, dan (2) degradasi mikrostruktur internal baterai yang bersifat sementara maupun ireversibel.



Gambar 4. Dinamika resistansi internal selama proses *discharging*

Kemampuan model untuk mendeteksi dinamika R_0 secara *real-time* sangat penting untuk aplikasi kontrol dan estimasi usia baterai. Peningkatan R_0 biasanya menjadi indikator awal dari proses degradasi, terutama pada suhu tinggi dan arus besar. Oleh karena itu, sensitivitas model terhadap dinamika R_0 dapat menjadi fondasi awal untuk integrasi model prediksi kesehatan baterai jangka panjang berbasis data.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Secara keseluruhan, hasil yang diperoleh membuktikan bahwa model dinamis berbasis thevenin orde pertama yang digunakan pada penelitian ini mampu memberikan estimasi tegangan terminal yang akurat. Model ini berhasil menangkap dinamika OCV nonlinier dan dinamika resistansi internal. Kelebihan dari model ini terletak pada kesederhanaan strukturnya, yang memungkinkan implementasi langsung ke dalam sistem riil dan *real-time* yang membutuhkan model dinamis. Model ini dapat memberikan hasil prediksi yang akurat tanpa memerlukan beban komputasi yang tinggi. Dengan akurasi yang tinggi dan struktur model yang ringan, pendekatan ini sangat cocok untuk diterapkan dalam kendaraan listrik, sistem penyimpanan energi, dan sistem *hybrid* dengan integrasi energi terbarukan. Akan tetapi, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan di mana model belum divalidasi terhadap variasi parameter operasi riil lainnya seperti suhu. Kedepannya, suhu harus dipertimbangkan sebab memiliki pengaruh terhadap dinamika parameter resistansi dan kapasitansi baterai. Selain itu, pengujian hanya dilakukan dalam satu siklus sehingga akurasi yang didapatkan kurang valid. Pada penelitian selanjutnya, untuk memvalidasi akurasi model, diperlukan pengujian multisiklus untuk menguji keandalan jangka panjang dari model yang diusulkan sebelum model tersebut dapat diimplementasikan pada sistem riil.

DAFTAR REFERENSI

- Chen, T., Li, M., & Bae, J. (2024). Recent Advances in Lithium Iron Phosphate Battery Technology: A Comprehensive Review. *Batteries*, 10(12). <https://doi.org/10.3390/batteries10120424>
- Ghalkhani, M., & Habibi, S. (2023). Review of the Li-Ion Battery, Thermal Management, and AI-Based Battery Management System for EV Application. *Energies*, Vol. 16. <https://doi.org/10.3390/en16010185>
- Habib, A. K. M. A., Hasan, M. K., Issa, G. F., Singh, D., Islam, S., & Ghazal, T. M. (2023). Lithium-Ion Battery Management System for Electric Vehicles: Constraints, Challenges, and Recommendations. *Batteries*, Vol. 9. <https://doi.org/10.3390/batteries9030152>
- Heinrich, F., Klapper, P., & Pruckner, M. (2021). A comprehensive study on battery electric modeling approaches based on machine learning. *Energy Informatics*, 4. <https://doi.org/10.1186/s42162-021-00171-7>
- Li, Y., Jiao, J., Yang, Y., & Ji, P. (2022). Parameter Estimation of Equivalent Circuit Model for Lithium Batteries. In *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies* (Vol. 89). https://doi.org/10.1007/978-3-030-89698-0_5
- Naguib, M., Vidal, C., Kollmeyer, P., Malysz, P., Gross, O., & Emadi, A. (2021). Comparative Study between Equivalent Circuit and Recurrent Neural Network Battery Voltage Models. *SAE Technical Papers*, (2021). <https://doi.org/10.4271/2021-01-0759>
- Nemes, R. O., Maria Ciornei, S., Ruba, M., & Martis, C. (2019). Parameters identification using experimental measurements for equivalent circuit Lithium-Ion cell models. *2019 11th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering, ATEE 2019*. <https://doi.org/10.1109/ATEE.2019.8724878>
- Osara, J. A., & Bryant, M. D. (2019). Thermodynamics of lead-acid battery degradation: Application of the degradation-entropy generation methodology. *Journal of the Electrochemical Society*, 166(16), A4188–A4210. <https://doi.org/10.1149/2.0651916jes>
- Rakhimov, E., Khoshimov, D., Sultonov, S., Jamoldinov, F., Imyaminov, A., & Omonov, B. (2024). Battery technologies: Exploring different types of batteries for energy storage. *BIO Web of Conferences*, 84. <https://doi.org/10.1051/bioconf/20248405034>
- Ranjith Kumar, R., Bharatiraja, C., Udhayakumar, K., Devakirubakaran, S., Sekar, K. S., & Mihet-Popa, L. (2023). Advances in Batteries, Battery Modeling, Battery Management System, Battery Thermal Management, SOC, SOH, and Charge/Discharge Characteristics

- in EV Applications. *IEEE Access*, Vol. 11. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3318121>
- Ren, Z., & Du, C. (2023). A review of machine learning state-of-charge and state-of-health estimation algorithms for lithium-ion batteries. *Energy Reports*, Vol. 9. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2023.01.108>
- Theuerkauf, D., & Swan, L. (2022). Characteristics of Open Circuit Voltage Relaxation in Lithium-Ion Batteries for the Purpose of State of Charge and State of Health Analysis. *Batteries*, 8(8). <https://doi.org/10.3390/batteries8080077>
- Volodin, I. A., Stolze, C., Casas Mesa, C., Haagen, U., Terechin, C., Hager, M. D., & Schubert, U. S. (2024). Beyond steady-state conditions: Chronoamperometric state-of-charge and state-of-health measurements in flow battery electrolytes. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 403. <https://doi.org/10.1016/j.snb.2023.135101>
- Wang, P., Fan, J., Ou, Y., Li, Z., Wang, Y., Deng, B., ... Gao, Z. (2020). A comparative study of machine learning based modeling methods for Lithium-ion battery. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 546(5). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/546/5/052045>
- Yang, Y., Bremner, S., Menictas, C., & Kay, M. (2022). Modelling and optimal energy management for battery energy storage systems in renewable energy systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 167. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112671>
- Yang, Y., Tang, T.-F., Qin, D.-T., & Hu, M.-H. (2012). PNGV equivalent circuit model and SOC estimation algorithm of lithium batteries for electric vehicle. *Xitong Fangzhen Xuebao / Journal of System Simulation*, 24(4), 938–942.
- Zhang, L., Peng, H., Ning, Z., Mu, Z., & Sun, C. (2017). Comparative research on RC equivalent circuit models for lithium-ion batteries of electric vehicles. *Applied Sciences (Switzerland)*, 7(10). <https://doi.org/10.3390/app7101002>
- Zhao, R., Lorenz, R. D., & Jahns, T. M. (2018). Lithium-ion Battery Rate-of-Degradation Modeling for Real-Time Battery Degradation Control during EV Drive Cycle. *2018 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, ECCE 2018*, 2127–2134. <https://doi.org/10.1109/ECCE.2018.8558368>.