

# Pemodelan dan Identifikasi Parameter Baterai *Lithium Polymer* dengan Algoritme *Recursive Least Square*

Sigit Agung Widayat<sup>1</sup>, Adha Imam Cahyadi<sup>2</sup>, dan Oyas Wahyunggoro<sup>3</sup>,  
<sup>1,2,3</sup> Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi Universitas Gadjah Mada  
Jl. Grafika No. 2, Yogyakarta 55281, Indonesia  
Email: sigit.agung.w@mail.ugm.ac.id<sup>1</sup>, adha.imam@ugm.ac.id<sup>2</sup>, oyas@ugm.ac.id<sup>3</sup>

**Abstract**—Accurate battery model and parameters identification are used to produce a reliable Battery Management System (BMS). In this research battery model using equivalent circuit Thevenin model is proposed after considering its complexity, model accuracy, and robustness. Parameters identification is done by using pulse test data that contains current and Vd (difference between Open Circuit Voltage (OCV) and terminal voltage) data represent battery characteristic. Two different methods are proposed to estimate Vd, which are reference sample of OCVs and linier regression. Recursive Least Square (RLS) algorithm is used to estimate the parameter recursively in order to lighten the computation process. The results show that the battery modelling with equivalent circuit Thevenin model can represents battery dynamic well. Parameters identification with RLS algorithm shows accurate results with RMSE of 0,0027 for reference sample of OCVs method and 0,0021 for linier regression method. Validation result also shows the parameters obtained are accurate with error of 0,0107% for reference sample of OCVs method and 0,0104% for linier regression method.

**Keywords** : Battery Management System, Battery Modelling, Parameter Identification, Recursive Least Square.

**Abstrak**—Pemodelan dan identifikasi parameter yang akurat diperlukan untuk menciptakan sistem Battery Management System (BMS) yang handal. Pada penelitian ini pemodelan baterai dilakukan menggunakan model rangkaian ekuivalen Thevenin karena mempertimbangkan dari aspek kompleksitas, keakuratan pemodelan, dan keandalannya. Sementara identifikasi parameter dilakukan menggunakan data pengujian pulsa yang berupa data arus dan Vd (beda tegangan antara Open Circuit Voltage (OCV) dengan tegangan terminal) untuk menilik karakteristik baterai. Estimasi Vd dilakukan dengan dua metode, yaitu metode referensi cuplikan OCV dan regresi linier. Algoritme Recursive Least Square (RLS) digunakan untuk estimasi parameter secara rekursif sehingga komputasinya ringan. Hasil menunjukkan bahwa pemodelan baterai menggunakan rangkaian ekuivalen model Thevenin dapat merepresentasikan sifat dinamis baterai. Identifikasi parameter dengan algoritme RLS pun menunjukkan hasil yang akurat dengan RMSE 0,0027 untuk metode referensi cuplikan OCV dan 0,0021 untuk metode regresi linier. Hasil validasi menunjukkan bahwa parameter yang ditemukan akurat dengan error 0,0107% untuk metode referensi cuplikan OCV dan 0,0104% untuk metode regresi linier.

**Kata kunci** : Battery Management System, Pemodelan Baterai, Identifikasi Parameter, Recursive Least Square

## I. PENDAHULUAN

Pemanasan global merupakan suatu permasalahan yang sedang hangat diperbincangkan sekarang ini. Salah satu

penyebab pemanasan global adalah meningkatnya pembakaran bahan bakar fosil yang digunakan untuk menggerakkan kendaraan bermotor maupun untuk membangkitkan energi listrik. Beberapa tanda-tanda pemanasan global tersebut adalah naiknya suhu panas bumi, naiknya ketinggian air laut, terjadinya cuaca ekstrem dan lain-lain [1].

Dewasa ini aksi kampanye dan komunitas untuk menyerukan hemat energi dan energi terbarukan semakin gencar. Hal tersebut juga diikuti dengan industri otomotif yang semakin aktif untuk mengembangkan mobil listrik. Meskipun masih relatif kurang populer dibandingkan dengan mobil berbahan bakar fosil karena harganya yang relatif lebih mahal, permasalahan pengisian baterai, dan jarak tempuh. Namun, hal tersebut dapat membantu mengatasi permasalahan pemanasan global karena penggunaan mobil listrik tersebut ramah lingkungan, mesin berenergi listrik yang digunakan tidak mengeluarkan gas emisi dan tidak menimbulkan suara bising.

Baterai merupakan suatu alat yang berfungsi sebagai penyimpan energi. Sejak awal ditemukannya baterai hingga sekarang ini, baterai telah mengalami banyak perkembangan. Sekarang penggunaannya sudah merambah dari penggunaan pada ponsel, alat elektronik, komputer jinjing, UPS bahkan hingga dunia otomotif yaitu sebagai sumber energi penggerak mesin listrik pada mobil listrik. Baterai merupakan kunci sumber energi pada mobil listrik. Jika terjadi kegagalan pada baterai, berarti telah terjadi kegagalan pada sistem secara keseluruhan. Oleh karena itu diperlukan suatu Sistem Manajemen Baterai (Battery Management System(BMS)) yang efektif dan efisien sehingga pengoperasian suatu kendaraan bertenaga listrik dapat sukses [2]. Kinerja baterai ketika dikoneksikan pada beban ataupun sumber arus atau tegangan adalah berdasarkan pada reaksi kimia yang terjadi pada baterai itu sendiri [3].

BMS adalah penghubung utama antara motor sebagai penggerak, baterai sebagai penyedia energi, dan charger sebagai pengisi energi baterai. BMS yang baik akan mengoptimalkan pengoperasian mobil yang efisien, aman dan menjamin terjaganya baterai berumur lebih lama [2]. Fungsi utama BMS adalah untuk memonitor kondisi baterai, seperti State of Charge (SOC) dan State of Health (SOH). Akan tetapi SOC dan SOH merupakan variabel yang tidak dapat diukur secara langsung, SOC dan SOH

merupakan hasil estimasi yang biasa dilakukan berdasar pada pemodelan baterai [4]. Berdasar pada pemodelan baterai dibuatlah algoritme untuk mendapatkan variabel-variabel tersebut. Dengan demikian pemodelan baterai yang akurat penting untuk menghasilkan estimasi yang akurat pula. Namun, harus diperhatikan mengenai kompleksitas pemodelan dan akurasi sehingga model dapat diterapkan pada sistem dan dapat diterapkan secara *real time*.

Pada penelitian ini dirumuskan masalah bahwa pemodelan baterai penting untuk mendekati sifat dan karakteristik baterai. Pemodelan memiliki parameter yang harus diidentifikasi terlebih dahulu yang dilakukan menggunakan algoritme RLS. Pemodelan tersebut menjadi jembatan antara rekayasa dengan baterai sehingga dapat menghasilkan estimasi yang akurat. Dari permasalahan yang telah dipaparkan maka diperlukan pemodelan dan identifikasi parameter pada baterai secara tepat dan akurat sehingga dapat menghasilkan sistem BMS yang handal.

## II. PEMODELAN BATERAI

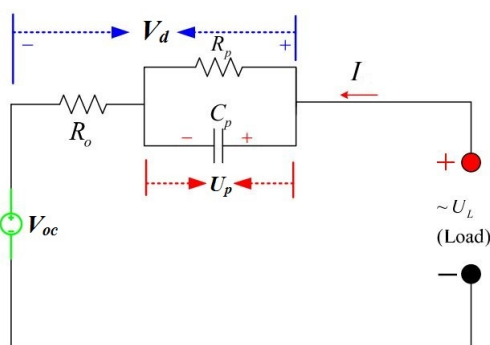
Baterai merupakan suatu sistem nonlinier, pemodelan baterai yang biasa dilakukan dapat dibagi menjadi dua macam yaitu model elektrokimia dan model rangkaian ekuivalen [5]. Model elektrokimia dapat menggambarkan karakteristik baterai dengan persamaan matematis untuk menggambarkan reaksi pada baterai. Walaupun, model ini masih kesulitan untuk menggambarkan perilaku dinamis baterai. Pendekatan sifat dinamis baterai juga dapat dimodelkan dengan rangkaian ekuivalen menggunakan resistor, kapasitor, dan sumber tegangan untuk membentuk rangkaian [5].

Pada penelitian ini, digunakan model Thevenin dengan rangkaian RC orde satu [6]. Berdasar pada model tersebut, dapat diturunkan beberapa persamaan [7]:

$$s = s_0 + \eta \int_0^t i(t)dt \tag{1}$$

Persamaan 1 merupakan persamaan estimasi SOC berdasarkan *Coulomb Counting*. Kemudian dengan menerapkan hukum Kirchoff tegangan dapat dibentuk (2)

$$U_L = V_{OC} + U_p + R_o I \tag{2}$$



Gbr 1. Rangkaian ekuivalen pemodelan baterai model Thevenin.



Gbr 2. Baterai *lithium polymer*

Beda tegangan antara tegangan terminal dan tegangan rangkaian terbuka (OCV) dinyatakan dengan

$$V_d = U_L - V_{OC} = U_p + R_o I \tag{3}$$

Persamaan 4 diturunkan dari hubungan arus dan tegangan pada RC paralel [8] pada Gbr 1

$$\dot{U}_p = -\frac{1}{R_p C_p} U_p + \frac{1}{C_p} I \tag{4}$$

Berdasarkan (1) dan (4) model *state space* dapat dibentuk dengan dengan  $x_1 = U_p$  dan  $x_2 = s$ .

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_p C_p} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_p} \\ \eta \end{bmatrix} I \tag{5}$$

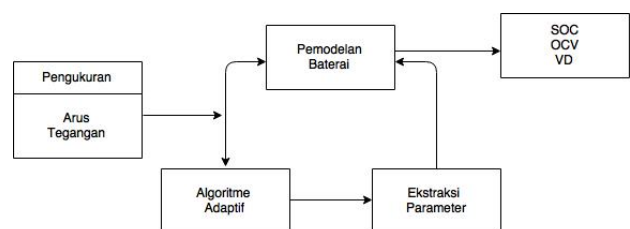
## III. PERANCANGAN EKSPERIMEN DAN PENGAMBILAN DATA

### A. Baterai yang Digunakan

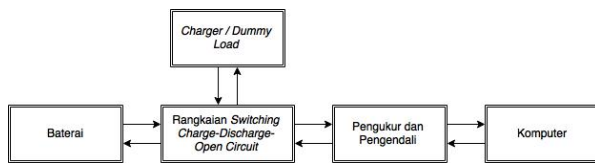
Pada Penelitian ini digunakan baterai *lithium polymer* (Gbr 2) bermerek Turnigy yang memiliki kapasitas 2,2 Ah yang terdiri dari tiga sel dengan maksimum tegangan 12,6 Volt dan maksimum pembebanan untuk tiap selnya 44 sampai 66 Ampere. Penelitian yang dilakukan hanya menggunakan satu sel baterai saja.

### B. Gambaran Umum Penelitian

Dengan pemodelan baterai menggunakan model Thevenin, sebagai langkah awal perlu dilakukan identifikasi parameternya, sehingga jika model dan parameter yang diperoleh akurat maka didapatkan suatu bentuk rekayasa yang dapat mendekati karakteristik baterai sebenarnya. Pengambilan data dan pengujian baterai dilakukan untuk menerka karakteristik baterai. Data arus



Gbr 3. Gambaran umum penelitian



Gbr 4. Blok diagram eksperimen

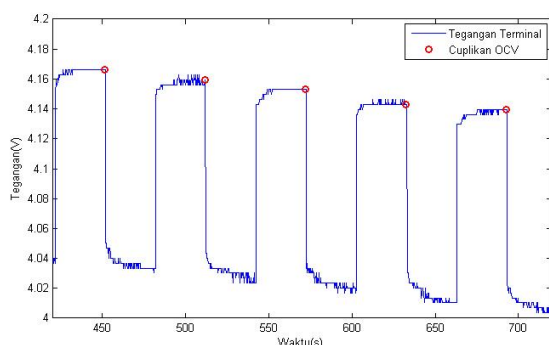
dan tegangan yang didapatkan digunakan untuk identifikasi parameter dengan algoritme adaptif. Jika identifikasi dan ekstraksi parameter telah dilakukan, selanjutnya adalah validasi yang digunakan sebagai tolak ukur pengujian apakah pemodelan dan identifikasi parameter yang dilakukan akurat atau tidak.

### C. Perancangan Eksperimen

Eksperimen dilakukan untuk pengujian baterai *lithium polymer*. Gbr 4 merupakan sistem eksperimen yang digunakan. Baterai sebagai objek penelitian dilakukan pengujian untuk mengetahui karakteristiknya dengan cara dilakukan *charging*, *discharging*, dan dihubung buka (*open circuit*) yang penyaklarannya dilakukan oleh rangkaian *switching*. Bagian pengukur dan pengendali pada penelitian ini menggunakan Arduino UNO32. Pengukuran dilakukan terhadap besaran baterai arus dan tegangan kemudian dengan bantuan komputer dilakukan penyimpanan dan pengolahan data. Atas dasar pengukuran tersebut pula, besaran arus maupun tegangan yang terukur dapat menjadi suatu acuan sehingga dapat dilakukan pemrograman dengan komputer sehingga pengendali memberikan isyarat ke rangkaian *switching* untuk melakukan penyaklaran *charging*, *discharging*, atau *open circuit*.

### D. Estimasi data Vd

Untuk melakukan identifikasi parameter, pada penelitian ini algoritme menggunakan data  $V_d$  yang merupakan beda tegangan antara tegangan terminal dengan OCV. Pada dasarnya tegangan terminal adalah tegangan pada baterai ketika tersambung dengan beban, sedangkan OCV adalah tegangan baterai ketika terhubung buka (diputus dengan beban). Sensor tegangan pada rangkaian hanya mampu untuk mengukur tegangan terminal saja. Data yang digunakan untuk identifikasi parameter data hasil pengujian pulsa dimana baterai diputus dan sambung



Gbr 5. Referensi cuplikan OCV detik ke-420 sampai 720

dengan beban 2,2 A. Ketika baterai tersambung beban OCV baterai tidak diketahui karena yang terukur sensor adalah tegangan terminal. Maka dari itu perlu dilakukan estimasi terhadap OCV agar diketahui tegangan  $V_d$ .

Estimasi OCV dilakukan dengan dua metode. Metode pertama dengan menggunakan titik referensi pada beberapa cuplikan OCV sedangkan metode kedua dengan pendekatan regresi linier pada cuplikan-cuplikan OCV.

1) *Metode Referensi Cuplikan OCV*: dengan mencuplik referensi OCV sebelum baterai diberi beban. Ilustrasi dapat ditunjukkan oleh Gbr 5, tanda bulatan merah merupakan titik referensi OCV yang digunakan untuk mencari nilai  $V_d$  pada saat baterai diberi beban, misalkan pada detik ke-210 hingga 240. Cuplikan OCV yang digunakan adalah tepat sebelum baterai tersebut diberi beban (bulatan merah pada detik ke-209). Demikian juga untuk pembebanan pada rentang waktu yang lain.

2) *Metode Regresi Linier*: dilakukan dengan regresi linier antara dua titik. Dengan cara menghubungkan titik-titik cuplikan OCV sehingga didapatkan nilai estimasi OCV untuk mendapatkan nilai  $V_d$ . Cuplikan-cuplikan OCV tersebut merupakan dasar untuk melakukan regresi linier menggunakan persamaan

$$y = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}(x - x_1) + y_1. \quad (6)$$

## IV. IDENTIFIKASI PARAMETER

Parameter baterai merupakan suatu besaran yang berubah terhadap waktu. Terdapat beberapa metode untuk identifikasi parameter, metode tersebut bergantung pada pemodelan baterai yang dilakukan [9]. Pada pemodelan baterai dengan rangkaian ekuivalen, dapat digunakan metode *Dual Kalman Filter* (DKF), dua tapis Kalman dilakukan perhitungan secara paralel sehingga membutuhkan proses komputasi yang besar. Namun, memungkinkan untuk dilakukan identifikasi parameter dan estimasi kondisi baterai secara bersamaan.

Selain itu dapat juga digunakan algoritme *Least Square* (LS) untuk identifikasi parameter yang bekerja dengan meminimalkan kuadrat jumlah error. LS termasuk dalam metode tapis non-rekursif digunakan untuk identifikasi parameter dengan menyimpan data mengenai arus dan tegangan untuk sementara waktu. Hal ini memungkinkan untuk identifikasi parameter dalam keadaan sistem yang non-linier. Kelemahan algoritme ini adalah tidak dapat digunakan secara *online*.

Ada beberapa pengembangan dari metode LS seperti RLS, *Least Mean Square* (LMS), dan *Weighted Recursive least Square Filter* (WRLS). Kelebihan dari metode pengembangan tersebut adalah komputasi yang lebih ringan karena dilakukan secara rekursif dan dapat digunakan *forgetting factor* sebagai ukuran seberapa besar data yang lama diperhitungkan.

Berdasarkan pada model yang telah dipaparkan pada Bab II, diturunkan persamaan yang merupakan fungsi alih hubungan antara  $V_d$  dan  $I$

$$G(s) = \frac{V_d(s)}{I(s)} = R_o + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s}. \quad (7)$$

Penelitian ini sistem yang digunakan adalah sistem diskret, oleh karena itu dilakukan transformasi Bilinier dengan substitusi (7) dengan  $(s = \frac{2}{T_s} \frac{z-1}{z+1})$  menjadi

$$G(z^{-1}) = \frac{V_d(z^{-1})}{I(z^{-1})} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} \quad (8)$$

dengan nilai  $a_1, b_0, b_1$  adalah sebagai berikut

$$a_1 = -\frac{T_s - 2R_p C_p}{T_s + 2R_p C_p} \quad (9)$$

$$b_0 = \frac{R_o T_s + R_p T_s + 2R_o R_p C_p}{T_s + 2R_p C_p} \quad (10)$$

$$b_1 = \frac{R_o T_s + R_p T_s - 2R_o R_p C_p}{T_s + 2R_p C_p} \quad (11)$$

Identifikasi parameter yang dilakukan adalah dengan metode *Recursive Least Square*. Dengan masukan sistem berupa arus dan keluaran adalah  $V_d$ . Persamaan umumnya adalah sebagai berikut.

$$V_d(n) + a_1 V_d(n-1) = b_0 I(n) + b_1 I(n-1) \quad (12)$$

Dari (12) tersebut, maka regressor dinyatakan dengan

$$\varphi = [V_d(n-1) \quad I(n) \quad I(n-1)]^T \quad (13)$$

Sebagai langkah awal, yang harus ditentukan adalah matriks *covariance*  $P$  dan bobot awal  $\hat{w}$ . Matriks *covariance* menandakan besarnya varians pada data sistem yang akan diidentifikasi, matriks ini berupa matriks persegi dengan nilai  $\delta^{-1}I$ . Pada penelitian ini digunakan nilai

$$P(0) = \begin{bmatrix} 1000 & 0 & 0 \\ 0 & 1000 & 0 \\ 0 & 0 & 1000 \end{bmatrix}$$

untuk bobot awal dinyatakan dengan

$$\hat{w}(0) = \begin{bmatrix} 0,000001 \\ 0,000001 \\ 0,000001 \end{bmatrix}$$

Setelah itu, dilakukan penghitungan untuk menghitung vektor penguatan

$$k(n) = \frac{\lambda^{-1} P(n-1) u(n)}{1 + \lambda^{-1} u^H(n) P(n-1) u(n)} \quad (14)$$

Error dapat dihitung dengan selisih antara keluaran yang diinginkan dengan estimasi keluaran

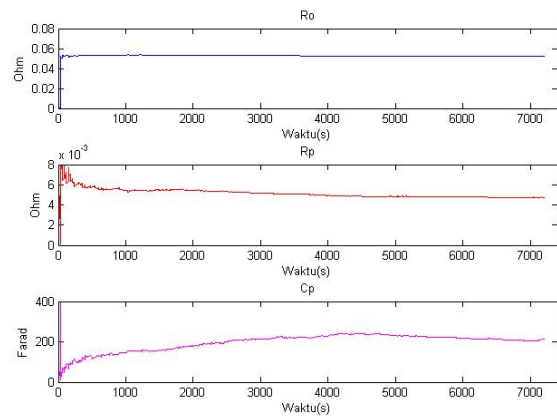
$$\xi(n) = d(n) - \hat{w}^H(n-1) u(n) \quad (15)$$

Pembaruan bobot dapat dilakukan dengan vektor penguatan dan *error* yang diketahui terlebih dahulu sebagai berikut

$$\hat{w}(n) = \hat{w}(n-1) + k(n) \xi^*(n) \quad (16)$$

Kemudian pembaruan matriks *covariance* dilakukan dengan persamaan berikut

$$P(n) = \lambda^{-1} P(n-1) - \lambda^{-1} k(n) u^H(n) P(n-1) \quad (17)$$



Gbr 6. Perubahan parameter terhadap waktu untuk metode referensi cuplikan OCV.

Ekstraksi parameter untuk mendapatkan nilai  $R_o, R_p,$  dan  $C_p$  berdasar pada (9), (10), (11)

$$\begin{aligned} R_o &= \frac{b_0 - b_1}{1 + a_1} \\ R_p &= \frac{2(a_1 b_0 + b_1)}{1 - a_1^2} \\ C_p &= \frac{T_s(1 + a_1)^2}{4(a_1 b_0 + b_1)} \end{aligned} \quad (18)$$

**A. Identifikasi Parameter Menggunakan Data  $V_d$  dari Metode Referensi Cuplikan OCV**

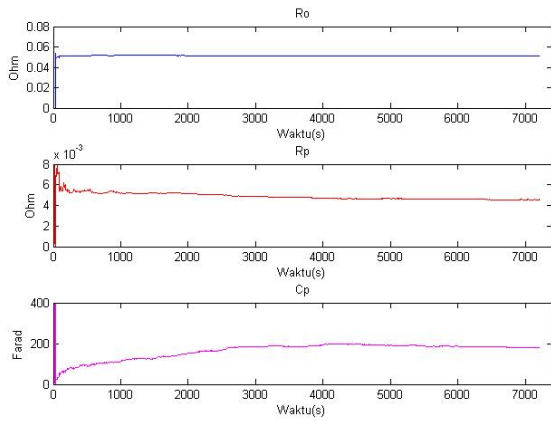
Identifikasi dilakukan berdasarkan hasil data  $V_d$  yang didapat dengan metode referensi cuplikan OCV. Data  $V_d$  dan arus digunakan untuk mengestimasi parameter secara rekursif. Didapatkan estimasi bobot dengan algoritme RLS dengan rerata *absolute error* 0,0018 dan RMSE sebesar 0,0027.

Ekstraksi parameter dilakukan dengan menggunakan (18) yang dapat dicari untuk perubahan terhadap waktu sehingga dapat diperoleh parameter seperti yang ditunjukkan Gbr 6. Terlihat untuk parameter  $R_o$  dan  $R_p$  memiliki nilai yang relatif konstan, sementara  $C_p$  terjadi perubahan nilai. Dengan melihat Gbr 6, dapat disimpulkan bahwa parameter baterai mengalami perubahan terhadap waktu.

**B. Identifikasi Parameter Menggunakan Data  $V_d$  dari metode regresi linier**

Identifikasi dilakukan berdasarkan hasil data  $V_d$  yang didapat menggunakan metode regresi linier. Data  $V_d$  dan arus digunakan untuk mengestimasi parameter secara rekursif. Didapatkan estimasi bobot dengan algoritme RLS dengan rerata *absolute error* 0,0015 dan RMSE sebesar 0,0021.

Ekstraksi parameter dilakukan dengan menggunakan (18) yang dapat dicari untuk perubahan terhadap waktu sehingga dapat diperoleh parameter seperti yang ditunjukkan Gbr 7. Terlihat untuk parameter  $R_o$  dan  $R_p$  memiliki nilai yang relatif konstan, sementara  $C_p$  terjadi



Gbr 7. Perubahan parameter terhadap waktu metode regresi linier.

perubahan nilai. Dengan melihat Gbr 7, dapat disimpulkan bahwa parameter baterai mengalami perubahan terhadap waktu.

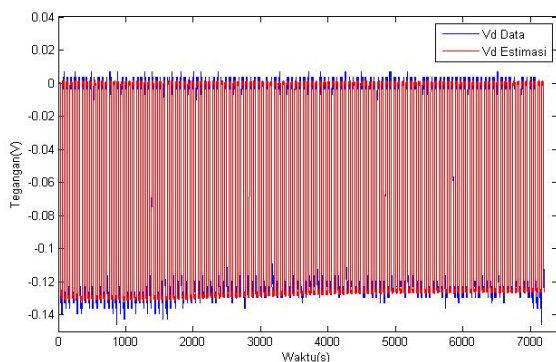
### V. VALIDASI

Validasi dilakukan untuk mencari tahu apakah model dan identifikasi parameter yang dilakukan akurat atau tidak. Validasi dilakukan dengan model *state space* (5). Nilai  $R_p$  dan  $C_p$  diperlukan untuk membentuk (5), nilai tersebut diperoleh dari ekstraksi parameter yang telah dilakukan sebelumnya. Masukan dari model *state space* tersebut adalah arus dari pengujian pulsa yang digunakan untuk validasi. Keluaran yang dapat diamati berdasarkan model tersebut adalah *State of Charge* (SOC), OCV,  $U_p$ , dan  $V_d$ .

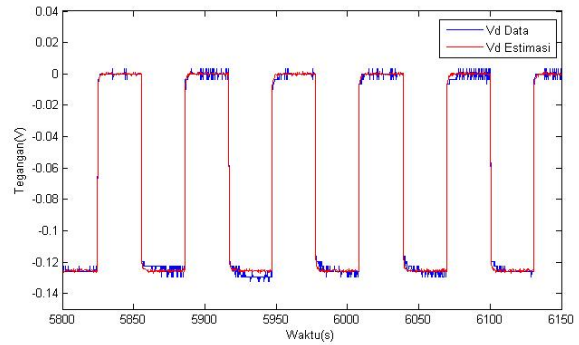
#### A. Validasi Parameter yang Diperoleh Menggunakan Metode Referensi Cuplikan OCV

Estimasi  $V_d$  dilakukan berdasarkan model dan parameter yang telah diperoleh. Gbr 8 menunjukkan hasil validasi untuk  $V_d$  pada semua panjang data pengujian pulsa.

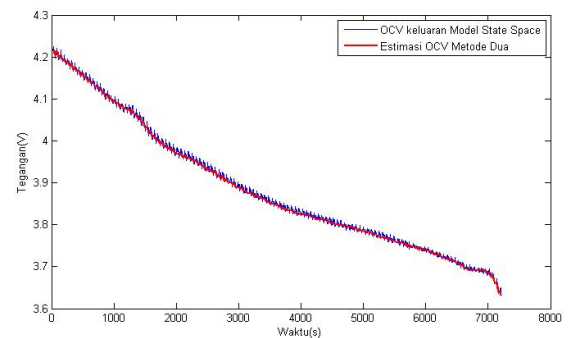
Garis biru menunjukkan  $V_d$  data yang didapatkan dengan metode referensi cuplikan OCV sementara garis merah menunjukkan  $V_d$  estimasi keluaran dari model *state space*. Hasil menunjukkan bahwa estimasi yang



Gbr 8. Validasi  $V_d$  metode cuplikan referensi OCV.



Gbr 9. Validasi  $V_d$  metode cuplikan referensi OCV detik ke-5800 sampai 6150.



Gbr 10. OCV keluaran dari model *state space*.

dilakukan cukup akurat, garis merah mendekati dengan garis biru. Pembesaran dapat dilihat pada Gbr 9 untuk menilik lebih jelas hasil validasi. Didapatkan estimasi nilai  $V_d$  dengan nilai rerata *absolute error* 0,0026 dan RMSE sebesar 0,0038 sehingga dapat dikatakan bahwa parameter yang diperoleh akurat.

Selain validasi  $V_d$ , dilakukan juga validasi OCV. Hasil estimasi OCV yang merupakan keluaran dari model *state space* nampak mirip dengan estimasi OCV yang dilakukan dengan metode regresi linier ditunjukkan Gbr 10.

Hasil dari pengolahan nilai error yang ditunjukkan Tabel I. Diperoleh estimasi OCV dengan nilai *error* yang kecil sehingga dapat dikatakan bahwa parameter yang diperoleh akurat.

#### B. Validasi Parameter yang Diperoleh Menggunakan Metode Regresi Linier

Setelah parameter diperoleh, validasi dilakukan dengan menggunakan parameter tersebut untuk membentuk sistem dari model yang digunakan. Hasil validasi  $V_d$  ditunjukkan dengan Gbr 11. Garis biru menunjukkan  $V_d$  data yang didapatkan dengan metode regresi linier sementara garis merah menunjukkan  $V_d$  estimasi keluaran dari model *state space*. Hasil menunjukkan bahwa estimasi yang dilakukan cukup akurat, garis merah mendekati dengan garis biru. Pembesaran dapat dilihat pada Gbr 12 untuk menilik lebih jelas hasil validasi.

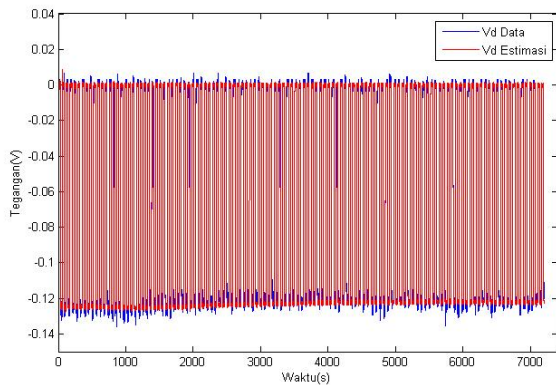
Didapatkan estimasi nilai  $V_d$  dengan rerata *absolute error* 0,0021 dan RMSE sebesar 0,0028 sehingga dapat

Tabel I. DATA ERROR VALIDASI OCV UNTUK METODE CUPLIKAN REFERENSI OCV

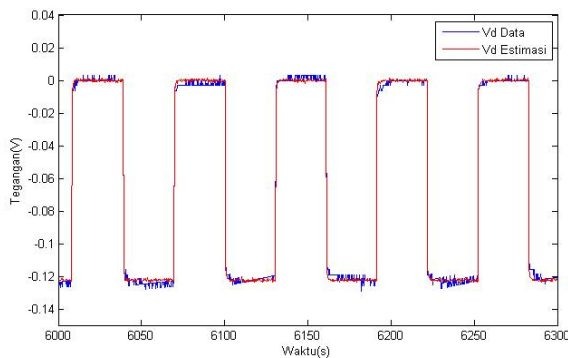
MAE	% Error	MSE	RMSE
$4,1447 \times 10^{-4}$	0,0107	$2,6719 \times 10^{-7}$	$5,1690 \times 10^{-4}$

Tabel II. DATA ERROR VALIDASI OCV UNTUK METODE REGRESI LINIER

MAE	% Error	MSE	RMSE
$4,0616 \times 10^{-4}$	0,0104	$2,5582 \times 10^{-7}$	$5,0578 \times 10^{-4}$



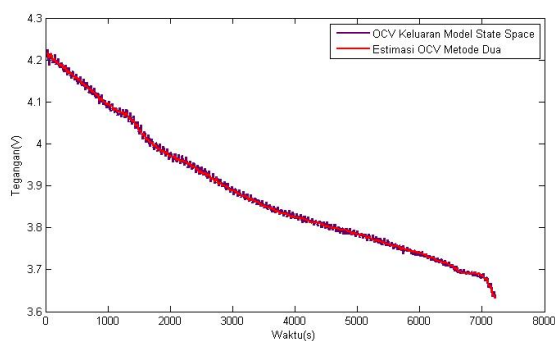
Gbr 11. Hasil validasi Vd metode regresi linier.



Gbr 12. Hasil validasi Vd metode regresi linier Detik ke-6000 sampai 6300.

dikatakan bahwa parameter yang diperoleh akurat.

Gbr 13 menunjukkan perbandingan hasil estimasi OCV yang dilakukan. Garis ungu menunjukkan estimasi OCV menggunakan model *state space* dimana menggunakan parameter yang didapatkan dari identifikasi yang dilakukan tampak mirip dengan hasil estimasi OCV yang dilakukan menggunakan metode regresi linier.



Gbr 13. OCV keluaran dari model *state space*.

Hasil dari pengolahan nilai error yang ditunjukkan Tabel II. Diperoleh estimasi OCV dengan nilai *error* yang kecil sehingga dapat dikatakan bahwa parameter yang diperoleh akurat.

### VI. KESIMPULAN

Pada penelitian ini dilakukan pemodelan dan identifikasi parameter baterai lithium polymer, pemodelan dilakukan dengan menggunakan model rangkaian ekuivalen thevenin dengan rangkain R-C paralel yang diserikan dengan resistor. Identifikasi parameter yang dilakukan menggunakan algoritme RLS menunjukkan hasil yang cukup akurat, hal tersebut dibuktikan dengan validasi yang dilakukan menunjukkan error 0,0104%. Jadi dapat disimpulkan bahwa pemodelan dan identifikasi parameter yang dilakukan akurat.

### UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini sepenuhnya didukung oleh Program Mobil Listrik Nasional (MOLINA) UGM yang didanai LPDP, kementerian Keuangan, Republik Indonesia.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. . Aeronautics, "Global Climate Change," 2010. [Online]. Available: <http://climate.nasa.gov/>
- [2] X. Hu, S. Li, and H. Peng, "A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 198, pp. 359–367, 2012.
- [3] B. S. Bhangu, P. Bentley, D. a. Stone, and C. M. Bingham, "Nonlinear observers for predicting state-of-charge and state-of-health of lead-acid batteries for hybrid-electric vehicles," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 54, no. 3, pp. 783–794, 2005.
- [4] H. He, R. Xiong, H. Guo, and S. Li, "Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles," *Energy Conversion and Management*, vol. 64, pp. 113–121, 2012.
- [5] R. Xiong, H. He, H. Guo, and Y. Ding, "Modeling for lithium-ion battery used in electric vehicles," *Procedia Engineering*, vol. 15, pp. 2869–2874, 2011.
- [6] H. Wu, S. Yuan, X. Zhang, C. Yin, and X. Ma, "Model parameter estimation approach based on incremental analysis for lithium-ion batteries without using open circuit voltage," *Journal of Power Sources*, vol. 287, pp. 108–118, 2015.
- [7] Z. Chen, Y. Fu, and C. C. Mi, "State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries in Electric Drive Vehicles Using Extended Kalman Filtering," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 62, no. 3, pp. 1020–1030, 2013.
- [8] Y. Zou, X. Hu, H. Ma, and S. E. Li, "Combined State of Charge and State of Health estimation over lithium-ion battery cell cycle lifespan for electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 273, pp. 793–803, 2015.
- [9] C. Fleischer, W. Waag, H. M. Heyn, and D. U. Sauer, "On-line adaptive battery impedance parameter and state estimation considering physical principles in reduced order equivalent circuit battery models: Part 1. Requirements, critical review of methods and modeling," *Journal of Power Sources*, vol. 260, pp. 276–291, 2014.