



Estimasi State of Charge Baterai 4S2P Menggunakan Kalman Filter dan Coulomb Counting

Tiara Erly Syah Putri¹, Mat Syai'in², Ii Munadhib³

Studi Teknik Otomasi, Jurusan Teknik Kelistrikan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya

¹terly@student.ppons.ac.id *, ² matt.syaiin@ppns.ac.id.id, ³iimunadhib.its@gmail.com

Abstract

State of Charge (SoC) estimation is crucial for Battery Management Systems (BMS) reliability. This study presents a comparative simulation-based analysis of Kalman Filter and Coulomb Counting methods for SoC estimation on a 4S2P lithium-ion battery. Using MATLAB, simulations include real-world variables such as thermal effects and current fluctuation. Evaluation metrics RMSE, MAE, MAPE, and R² are calculated against actual voltage references. Results indicate Kalman Filter achieves superior accuracy (RMSE=0.000674, MAE=0.000454, MAPE=0.2597%, R²=0.999994) compared to Coulomb Counting (RMSE=0.001892, MAE=0.000804, MAPE=0.2446%, R²=0.999964). Kalman Filter's recursive correction provides robustness against noise and drift, highlighting its suitability for modern BMS applications requiring high precision.

Keywords: Kalman Filter, Coulomb Counting, State of Charge, Battery Management System, MATLAB Simulation

Abstrak

Estimasi State of Charge (SoC) sangat penting untuk keandalan Battery Management System (BMS). Penelitian ini membandingkan metode Kalman Filter dan Coulomb Counting menggunakan simulasi MATLAB pada baterai lithium-ion konfigurasi 4S2P, dengan memperhitungkan variabel termal dan fluktuasi arus. Evaluasi berdasarkan RMSE, MAE, MAPE, dan R² terhadap referensi tegangan aktual menunjukkan Kalman Filter memiliki akurasi lebih baik (RMSE=0.000674, MAE=0.000454, MAPE=0.2597%, R²=0.999994) dibandingkan Coulomb Counting (RMSE=0.001892, MAE=0.000804, MAPE=0.2446%, R²=0.999964). Mekanisme koreksi Kalman Filter membuatnya lebih tahan terhadap noise dan akumulasi error, sehingga lebih layak digunakan pada sistem BMS modern.

Diterima Redaksi : 13-05-2025 | Selesai Revisi : 28-06-2025 | Diterbitkan Online : 30-06-2025

1. Pendahuluan

Kemajuan pesat dalam teknologi kendaraan listrik dan perangkat portabel menuntut adanya sistem penyimpanan energi yang handal dan efisien. Baterai lithium-ion telah menjadi pilihan utama dalam teknologi penyimpanan energi karena memiliki kepadatan energi tinggi, umur pakai yang lama, serta efisiensi pengisian yang optimal. Namun, untuk memaksimalkan kinerja baterai, diperlukan sistem pemantauan yang akurat terhadap kondisi baterai, khususnya dalam mengukur State of Charge (SoC) [1].

State of Charge (SoC) adalah parameter krusial yang merepresentasikan jumlah energi yang tersisa dalam baterai, yang berperan langsung dalam menentukan durasi operasi serta keamanan pengguna. Ketidakakuratan dalam memperkirakan SoC dapat berakibat pada kondisi overcharge, overdischarge,

hingga potensi kegagalan sistem. Oleh sebab itu, metode estimasi SoC yang tepat dan andal sangat diperlukan, terutama untuk implementasi pada Battery Management System (BMS)[2], [3], [4], [5].

Beberapa metode yang umum digunakan untuk estimasi State of Charge (SoC) meliputi teknik berbasis tegangan terbuka (Open Circuit Voltage), pendekatan impedansi, metode Coulomb Counting, serta teknik filter seperti Kalman Filter. Walaupun metode tegangan dan impedansi cukup efektif saat baterai dalam kondisi diam (idle), penggunaannya terbatas pada situasi tersebut. Sementara itu, metode Coulomb Counting banyak digunakan karena implementasinya yang sederhana, namun rentan terhadap penumpukan kesalahan akibat pengukuran arus yang terus berlangsung dari waktu ke waktu. [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11].

Kalman Filter menyediakan pendekatan yang lebih fleksibel dan responsif dengan menggabungkan model matematis dan data pengukuran. Metode ini mampu melakukan estimasi kondisi internal baterai secara real-time serta mengoreksi prediksi berdasarkan input arus dan tegangan yang sebenarnya. Dalam penelitian ini, Kalman Filter dibandingkan dengan metode Coulomb Counting melalui simulasi pengisian baterai konfigurasi 4S2P menggunakan MATLAB. Analisis dilakukan terhadap akurasi estimasi tegangan, perhitungan SoC, serta pengaruh suhu terhadap kinerja sistem..

1.1 Kontribusi dan kebaruan

Penerapan Kalman Filter dalam estimasi State of Charge (SoC) pada baterai lithium-ion sudah banyak menjadi fokus penelitian dalam berbagai studi terdahulu. [2], [3]. Namun, penelitian ini memperkenalkan beberapa inovasi signifikan yang membedakannya dari studi-studi sebelumnya.

Pertama, penelitian ini melakukan evaluasi secara menyeluruh dengan menerapkan empat metrik statistik utama secara bersamaan, yaitu Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan koefisien determinasi (R^2). Pendekatan yang melibatkan berbagai metrik ini memberikan gambaran yang lebih komprehensif dan akurat mengenai tingkat presisi serta kinerja estimasi SoC, dibandingkan dengan studi sebelumnya yang biasanya hanya menggunakan satu atau dua metrik evaluasi.

Kedua, simulasi yang dilakukan dalam penelitian ini dibuat untuk merepresentasikan kondisi operasional nyata dengan memasukkan pengaruh fluktuasi arus pengisian serta peningkatan suhu selama proses pengisian baterai. Faktor termal dan variasi arus yang dipertimbangkan secara bersamaan ini jarang diakomodasi dalam simulasi sebelumnya, sehingga penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam meningkatkan realisme model.

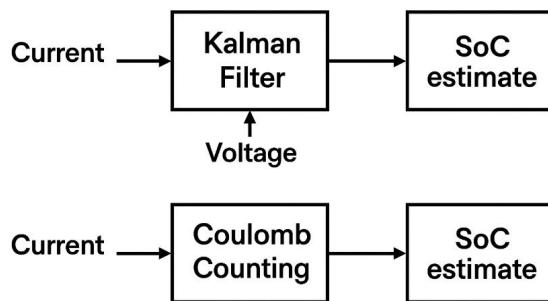
Ketiga, penelitian ini secara langsung membandingkan kinerja Kalman Filter dengan metode konvensional Coulomb Counting pada konfigurasi baterai 4S2P, yang banyak digunakan pada kendaraan listrik skala kecil hingga perangkat elektronik portabel. Pendekatan ini memberikan konteks aplikasi yang relevan dan sesuai dengan perkembangan teknologi penyimpanan energi saat ini.

Akurasi dan keunggulan Kalman Filter juga diperkuat dengan merujuk pada penelitian terbaru, seperti Xie et al. [3] yang menggunakan Extended Kalman Filter dalam estimasi SoC dengan hasil akurasi tinggi, serta Fahmy et al. [2] yang menggabungkan Coulomb Counting dengan Adaptive Unscented Kalman Filter untuk meningkatkan presisi estimasi SoC.

Dengan demikian, penelitian ini tidak sekadar mengulang konsep yang telah ada, tetapi juga mengembangkan evaluasi yang lebih menyeluruh dan praktis, sehingga relevan untuk penerapan sistem Battery Management System (BMS) modern yang menuntut tingkat presisi tinggi dan keandalan jangka panjang.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan simulasi numerik yang dijalankan pada platform MATLAB. Simulasi tersebut bertujuan untuk menilai efektivitas dua metode utama dalam estimasi State of Charge (SoC), yaitu Kalman Filter dan Coulomb Counting, dengan menggunakan data sintetis dari proses pengisian baterai lithium-ion berkonfigurasi 4S2P.



Gambar 2. 1 Skema Metode Kalman Filter dan Coulomb Counting

2.1. Konfigurasi Sistem Baterai

Sistem baterai yang digunakan memiliki konfigurasi 4S2P, yaitu empat sel yang disusun secara seri dan dua sel secara paralel. Konfigurasi ini umum diterapkan pada sistem penyimpanan energi untuk kendaraan listrik berukuran kecil serta perangkat elektronik skala menengah, karena mampu menggabungkan keunggulan tegangan tinggi dan kapasitas penyimpanan yang besar.

Parameter teknis yang digunakan dalam simulasi meliputi:

- Kapasitas per sel: 2100 mAh, yang mencerminkan kapasitas tipikal sel Li-ion komersial.
- Tegangan nominal: 3.7 V, sebagai tegangan kerja rata-rata saat baterai dalam kondisi operasi normal.
- Rentang tegangan: 3.0 V – 4.2 V, yang merepresentasikan batas bawah dan atas operasi sel baterai sebelum mencapai kondisi overdischarge atau overcharge.
- Arus pengisian: 2 A, ditetapkan tetap untuk menyederhanakan model simulasi.

- Resistansi internal: 0.02 Ohm per sel, diasumsikan konstan untuk seluruh durasi simulasi.
- Kapasitas total sistem: 4200 mAh, didapatkan dari hasil 2×2100 mAh karena 2 sel tersusun paralel.

Simulasi ini juga mempertimbangkan efek termal dengan memodelkan peningkatan suhu baterai selama proses pengisian, yang berkisar dari 25°C hingga 40°C , untuk meniru kondisi pemanasan alami yang terjadi akibat resistansi internal dan arus listrik yang mengalir.

2.2. Simulasi dan Metode Kalman filter

Model Kalman Filter dikembangkan untuk mengestimasi tegangan aktual pada setiap sel dengan menggunakan data pengamatan arus dan tegangan yang masuk. Proses ini terdiri dari dua tahap utama, yaitu prediksi dan koreksi. Pada tahap prediksi, model menghitung perkiraan tegangan berdasarkan nilai sebelumnya dan arus yang diterima, sementara pada tahap koreksi, perkiraan tersebut disesuaikan menggunakan data pengukuran aktual. [2], [3], [9], [10], [12].

Simulasi dilakukan di MATLAB dengan menjalankan 150 iterasi, di mana setiap iterasi merepresentasikan durasi satu menit dalam proses pengisian baterai. Prosedur simulasi meliputi beberapa tahap berikut:

1. Input Data: Data arus pengisian, suhu, dan tegangan aktual (dengan noise Gaussian) dimasukkan sebagai variabel input.
2. Estimasi SoC:
 - Kalman Filter: Menggunakan model prediksi dan koreksi berulang untuk memperkirakan tegangan dan SoC secara real-time berdasarkan input arus dan tegangan.
 - Coulomb Counting: Mengintegrasikan arus pengisian untuk menghitung SoC secara kumulatif tanpa koreksi dinamis.
3. Evaluasi Metrik: Setiap iterasi dihitung nilai RMSE, MAE, MAPE, dan R^2 dengan membandingkan estimasi SoC dengan data referensi (tegangan aktual).

Formula umum yang digunakan :

1. Persamaan Prediksi (Prediction)

- **Prediksi nilai estimasi:**

$$\widehat{x}_k = \widehat{x}_{k-1}$$

- **Prediksi error covariance:**

$$P_k^- = P_{k-1} + Q$$

2. Persamaan Koreksi (Update/Correction)

- **Kalman Gain:**

$$K_k = \frac{P_k^-}{P_k^- + R}$$

- **Update estimasi:**

$$\widehat{x}_k = \widehat{x}_k + K_k(z_k - \widehat{x}_k)$$

- **Update error covariance:**

$$P_k = (1 - K_k)P_k^-$$

Keterangan:

Tabel 2. 1 Tabel Keterangan Kalman Filter

| Simbol | Keterangan |
|-----------------|---|
| \widehat{x}_k | Prediksi estimasi sebelum koreksi di langkah ke-kkk |
| \widehat{x}_k | Estimasi akhir setelah koreksi di langkah ke-kkk |
| P_k^- | Prediksi error covariance sebelum koreksi |
| P_k | Error covariance setelah koreksi |
| K_k | Kalman Gain di langkah ke-kkk |
| z_k | Nilai hasil pengukuran sensor di langkah ke-kkk |
| Q | Variansi noise proses (ketidakpastian model prediksi) |
| R | Variansi noise pengukuran (ketidakpastian sensor) |

| Simbol | Keterangan |
|-----------------|---|
| \widehat{x}_k | Prediksi estimasi sebelum koreksi di langkah ke-kkk |
| \widehat{x}_k | Estimasi akhir setelah koreksi di langkah ke-kkk |
| P_k^- | Prediksi error covariance sebelum koreksi |
| P_k | Error covariance setelah koreksi |
| K_k | Kalman Gain di langkah ke-kkk |
| z_k | Nilai hasil pengukuran sensor di langkah ke-kkk |
| Q | Variansi noise proses (ketidakpastian model prediksi) |
| R | Variansi noise pengukuran (ketidakpastian sensor) |

Rangkaian parameter yang digunakan dalam Kalman Filter meliputi:

- Matriks transisi state (A): 0.99 — menyesuaikan estimasi terhadap nilai sebelumnya dengan sedikit reduksi.
- Koefisien input (B): 0.015 — menyatakan seberapa besar pengaruh arus terhadap perubahan tegangan.
- Matriks observasi (H): 1 — menyatakan bahwa output langsung diamati dari state prediksi.
- Kovarian proses (Q): 0.02 — mewakili ketidakpastian dari model prediktif.
- Kovarian pengukuran (R): 0.005 — mewakili derau pada pengukuran tegangan.
- Kovarian kesalahan awal (P): 5 — estimasi awal variansi kesalahan.

Simulasi dilakukan selama 150 langkah waktu, di mana setiap iterasi mewakili satu menit pengisian. Hasil prediksi tegangan dari Kalman Filter dibandingkan dengan data tegangan aktual yang telah disimulasikan dengan noise Gaussian untuk meniru kondisi real.

2.3. Estimasi SoC dengan Coulomb Counting

Metode Coulomb Counting menghitung SoC berdasarkan integrasi arus masuk ke dalam baterai terhadap kapasitas total sistem. Metode ini mengasumsikan bahwa tidak ada arus yang bocor dan semua muatan yang masuk disimpan sepenuhnya, yang dalam kenyataannya jarang terjadi[2], [6], [7], [8]. Formula umum yang digunakan adalah:

$$SoC(t) = SoC(t-1) + [I(t) \times \Delta t] / C_{\text{total}}$$

Dengan:

$$I(t) = \text{arus masuk saat iterasi } t \text{ (dalam Ampere)}$$

$$\Delta t = \text{durasi waktu antar iterasi (1 menit} = 1/60 \text{ jam)}$$

$$C_{\text{total}} = \text{kapasitas total baterai (4200 mAh} = 4.2 \text{ Ah})$$

Untuk meningkatkan realisme, simulasi menambahkan variasi kecil pada arus sebesar $\pm 0.2 \text{ A}$ untuk mensimulasikan fluktuasi arus dari sumber daya. Selain itu, SoC dihitung kumulatif dari iterasi pertama hingga akhir, dengan pengecekan batas maksimum 100% untuk menghindari overestimasi.

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menampilkan hasil simulasi estimasi tegangan dan State of Charge (SoC) pada baterai 4S2P dengan menggunakan metode Kalman Filter dan Coulomb Counting selama 150 siklus waktu. Pembahasan difokuskan pada keakuratan estimasi dibandingkan data aktual, kestabilan kedua metode, serta perubahan suhu selama proses pengisian baterai.

Tabel 3. 1 Tabel Hasil Simulasi Matlab

| iterasi | v aktual | v est | Soc Kf | Soc CC |
|---------|----------|-------|--------|--------|
| 1 | 3.027 | 3.027 | 1.97% | 2.24% |
| 2 | 3.1 | 3.087 | 7.22% | 3.03% |
| 3 | 2.903 | 2.935 | -5.45% | 3.82% |
| 4 | 3.067 | 3.044 | 3.68% | 4.55% |
| 5 | 3.048 | 3.048 | 3.99% | 5.43% |
| 6 | 2.975 | 2.987 | -1.06% | 6.21% |
| 7 | 3.027 | 3.02 | 1.63% | 6.95% |
| 8 | 3.074 | 3.065 | 5.41% | 7.85% |

| | | | | |
|----|-------|-------|--------|--------|
| 9 | 3.243 | 3.212 | 17.70% | 8.62% |
| 10 | 3.211 | 3.211 | 17.54% | 9.37% |
| 11 | 3.013 | 3.047 | 3.88% | 10.14% |
| 12 | 3.24 | 3.206 | 17.21% | 10.87% |
| 13 | 3.133 | 3.145 | 12.05% | 11.57% |
| 14 | 3.102 | 3.11 | 9.17% | 12.57% |
| 15 | 3.148 | 3.143 | 11.88% | 13.49% |
| 16 | 3.111 | 3.116 | 9.66% | 14.31% |
| 17 | 3.123 | 3.121 | 10.05% | 15.00% |
| 18 | 3.211 | 3.195 | 16.26% | 15.73% |
| 19 | 3.215 | 3.211 | 17.62% | 16.51% |
| 20 | 3.224 | 3.222 | 18.48% | 17.37% |
| 21 | 3.195 | 3.198 | 16.52% | 18.05% |
| 22 | 3.109 | 3.123 | 10.22% | 18.66% |
| 23 | 3.213 | 3.197 | 16.38% | 19.34% |
| 24 | 3.267 | 3.254 | 21.21% | 20.16% |
| 25 | 3.218 | 3.224 | 18.65% | 20.99% |
| 26 | 3.253 | 3.248 | 20.66% | 21.81% |
| 27 | 3.246 | 3.246 | 20.47% | 22.60% |
| 28 | 3.202 | 3.209 | 17.45% | 23.41% |
| 29 | 3.24 | 3.234 | 19.52% | 24.16% |
| 30 | 3.194 | 3.201 | 16.76% | 25.02% |
| 31 | 3.286 | 3.27 | 22.53% | 25.71% |
| 32 | 3.192 | 3.207 | 17.13% | 26.54% |
| 33 | 3.204 | 3.204 | 16.97% | 27.27% |
| 34 | 3.225 | 3.221 | 18.42% | 28.03% |

| | | | | | | | | | |
|----|-------|-------|--------|--------|----|-------|-------|--------|--------|
| 35 | 3.127 | 3.127 | 11.90% | 28.87% | 61 | 3.429 | 3.443 | 36.91% | 49.82% |
| 36 | 3.354 | 3.318 | 26.48% | 29.75% | 62 | 3.493 | 3.484 | 40.37% | 50.74% |
| 37 | 3.306 | 3.307 | 25.59% | 30.45% | 63 | 3.527 | 3.518 | 43.20% | 51.47% |
| 38 | 3.26 | 3.268 | 22.37% | 31.35% | 64 | 3.562 | 3.554 | 46.14% | 52.22% |
| 39 | 3.375 | 3.356 | 29.68% | 32.19% | 65 | 3.593 | 3.585 | 48.72% | 52.96% |
| 40 | 3.229 | 3.25 | 20.82% | 32.98% | 66 | 3.528 | 3.536 | 44.66% | 53.66% |
| 41 | 3.317 | 3.305 | 25.41% | 33.76% | 67 | 3.457 | 3.47 | 39.13% | 54.44% |
| 42 | 3.318 | 3.315 | 26.27% | 34.53% | 68 | 3.502 | 3.496 | 41.31% | 55.21% |
| 43 | 3.354 | 3.347 | 28.90% | 35.30% | 69 | 3.495 | 3.495 | 41.23% | 56.13% |
| 44 | 3.362 | 3.359 | 29.90% | 36.10% | 70 | 3.673 | 3.642 | 53.46% | 56.90% |
| 45 | 3.311 | 3.319 | 26.56% | 36.90% | 71 | 3.533 | 3.55 | 45.83% | 57.61% |
| 46 | 3.361 | 3.354 | 29.46% | 37.76% | 72 | 3.609 | 3.599 | 49.91% | 58.53% |
| 47 | 3.362 | 3.361 | 30.08% | 38.67% | 73 | 3.57 | 3.575 | 47.90% | 59.42% |
| 48 | 3.41 | 3.401 | 33.42% | 39.50% | 74 | 3.632 | 3.621 | 51.78% | 60.20% |
| 49 | 3.441 | 3.434 | 36.13% | 40.28% | 75 | 3.558 | 3.567 | 47.24% | 60.87% |
| 50 | 3.45 | 3.447 | 37.24% | 41.12% | 76 | 3.534 | 3.538 | 44.86% | 61.63% |
| 51 | 3.36 | 3.374 | 31.15% | 41.93% | 77 | 3.541 | 3.54 | 44.96% | 62.41% |
| 52 | 3.415 | 3.406 | 33.87% | 42.64% | 78 | 3.645 | 3.626 | 52.14% | 63.23% |
| 53 | 3.358 | 3.366 | 30.52% | 43.51% | 79 | 3.619 | 3.619 | 51.60% | 64.00% |
| 54 | 3.371 | 3.37 | 30.82% | 44.33% | 80 | 3.626 | 3.671 | 52.03% | 64.83% |
| 55 | 3.435 | 3.423 | 35.24% | 45.13% | 81 | 3.748 | 3.669 | 58.23% | 65.65% |
| 56 | 3.52 | 3.502 | 41.87% | 45.97% | 82 | 3.667 | 3.733 | 55.88% | 66.35% |
| 57 | 3.478 | 3.427 | 35.61% | 46.78% | 83 | 3.67 | 3.561 | 55.72% | 67.06% |
| 58 | 3.456 | 3.468 | 38.98% | 47.50% | 84 | 3.748 | 3.706 | 61.06% | 67.80% |
| 59 | 3.456 | 3.457 | 38.08% | 48.28% | 85 | 3.636 | 3.728 | 54.28% | 68.55% |
| 60 | 3.531 | 3.517 | 43.12% | 49.06% | 86 | 3.719 | 3.693 | 58.87% | 69.32% |

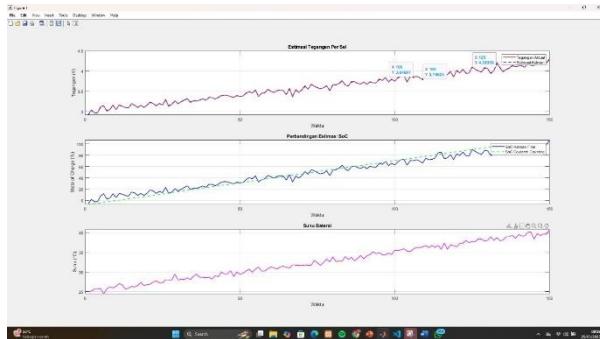
| | | | | | | | | | |
|-----|-------|-------|--------|--------|-----|-------|-------|--------|--------|
| 87 | 3.734 | 3.713 | 60.70% | 70.12% | 113 | 3.97 | 3.946 | 78.81% | 90.64% |
| 88 | 3.688 | 3.667 | 57.71% | 70.67% | 114 | 3.856 | 3.87 | 72.50% | 91.41% |
| 89 | 3.72 | 3.666 | 59.45% | 71.43% | 115 | 3.932 | 3.948 | 79.03% | 92.24% |
| 90 | 3.658 | 3.725 | 55.61% | 72.32% | 116 | 3.932 | 3.933 | 77.72% | 92.90% |
| 91 | 3.667 | 3.666 | 55.48% | 73.03% | 117 | 4.006 | 3.992 | 82.67% | 93.73% |
| 92 | 3.738 | 3.725 | 60.42% | 73.90% | 118 | 3.844 | 3.867 | 72.28% | 94.43% |
| 93 | 3.777 | 3.767 | 63.92% | 74.72% | 119 | 3.94 | 3.926 | 77.20% | 95.23% |
| 94 | 3.878 | 3.858 | 71.48% | 75.51% | 120 | 3.898 | 3.902 | 75.14% | 96.07% |
| 95 | 3.724 | 3.745 | 62.12% | 76.32% | 121 | 4.112 | 4.074 | 89.52% | 96.89% |
| 96 | 3.774 | 3.767 | 63.95% | 76.99% | 122 | 4.016 | 4.025 | 85.38% | 97.77% |
| 97 | 3.769 | 3.767 | 63.95% | 77.77% | 123 | 4.051 | 4.046 | 87.13% | 98.64% |
| 98 | 3.685 | 3.698 | 58.19% | 78.69% | 124 | 3.938 | 3.954 | 79.51% | 99.39% |
| 99 | 3.767 | 3.754 | 62.86% | 79.50% | 125 | 3.975 | 3.97 | 80.84% | 100% |
| 100 | 3.708 | 3.714 | 59.53% | 80.29% | 126 | 3.933 | 3.987 | 82.25% | 100% |
| 101 | 3.826 | 3.823 | 68.57% | 81.03% | 127 | 4.07 | 4.053 | 87.76% | 100% |
| 102 | 3.769 | 3.777 | 64.74% | 81.82% | 128 | 4.009 | 4.015 | 84.60% | 100% |
| 103 | 3.829 | 3.817 | 68.06% | 82.63% | 129 | 4.066 | 4.055 | 87.96% | 100% |
| 104 | 3.802 | 3.803 | 66.97% | 83.46% | 130 | 3.936 | 3.955 | 79.59% | 100% |
| 105 | 3.853 | 3.819 | 70.23% | 84.22% | 131 | 4.029 | 4.015 | 84.61% | 100% |
| 106 | 3.816 | 3.819 | 68.23% | 85.00% | 132 | 4.014 | 4.013 | 84.39% | 100% |
| 107 | 3.878 | 3.868 | 72.30% | 85.95% | 133 | 3.984 | 3.988 | 82.30% | 100% |
| 108 | 3.899 | 3.891 | 74.22% | 86.57% | 134 | 4.097 | 4.077 | 89.73% | 100% |
| 109 | 3.955 | 3.944 | 78.66% | 87.54% | 135 | 4.093 | 4.089 | 90.76% | 100% |
| 110 | 3.868 | 3.88 | 73.31% | 88.36% | 136 | 4.089 | 4.087 | 90.60% | 100% |
| 111 | 3.779 | 3.795 | 66.28% | 89.23% | 137 | 4.029 | 4.036 | 86.37% | 100% |
| 112 | 3.852 | 3.84 | 70.00% | 89.89% | 138 | 4.16 | 4.136 | 94.70% | 100% |

| | | | | |
|-----|-------|-------|---------|------|
| 139 | 4.129 | 4.129 | 94.07% | 100% |
| 140 | 4.105 | 4.106 | 92.16% | 100% |
| 141 | 4.129 | 4.123 | 93.57% | 100% |
| 142 | 4.122 | 4.12 | 93.30% | 100% |
| 143 | 4.056 | 4.066 | 88.80% | 100% |
| 144 | 4.137 | 4.124 | 93.64% | 100% |
| 145 | 4.118 | 4.117 | 93.10% | 100% |
| 146 | 4.119 | 4.117 | 93.05% | 100% |
| 147 | 4.118 | 4.115 | 92.88% | 100% |
| 148 | 4.157 | 4.148 | 95.69% | 100% |
| 149 | 4.092 | 4.098 | 91.53% | 100% |
| 150 | 4.248 | 4.219 | 101.61% | 100% |

Walaupun metode Coulomb Counting menghasilkan nilai MAPE yang sedikit lebih rendah, penelitian ini mengungkapkan bahwa metode tersebut rentan terhadap penumpukan kesalahan dan kecenderungan overestimasi dalam jangka panjang, khususnya setelah iterasi ke-100, sehingga mengurangi keandalan estimasi SoC. Sebaliknya, Kalman Filter mampu mempertahankan kestabilan dan akurasi yang lebih tinggi berkat kemampuannya dalam melakukan koreksi secara real-time terhadap gangguan noise serta fluktuasi arus dan tegangan.

Kalman Filter juga dapat mengadaptasi prediksinya dengan mempertimbangkan perubahan suhu selama proses pengisian, sehingga lebih responsif terhadap kondisi operasional nyata dalam sistem Battery Management System (BMS) pada kendaraan listrik.

Namun, terdapat kelemahan dalam Kalman Filter, yaitu munculnya prediksi SoC melebihi 100% pada iterasi akhir simulasi. Hal ini menunjukkan perlunya pengembangan logika pembatas (clipping) dalam implementasi nyata untuk menjaga validitas output dalam rentang yang fisik (0–100%).



Gambar 3.1 Grafik hasil simulasi Matlab

Gambar ini terdiri dari tiga grafik yang menampilkan hasil pengukuran dan estimasi pada sistem baterai selama pengujian.

1. Grafik pertama menunjukkan perbandingan antara tegangan aktual per sel baterai dengan tegangan yang diestimasi menggunakan metode Kalman Filter. Kurva tegangan aktual dan estimasi Kalman Filter menunjukkan tren yang sangat mendekati, menandakan bahwa Kalman Filter mampu memperkirakan tegangan sel dengan akurasi tinggi dan efektif mengurangi noise pada pengukuran.
2. Grafik kedua menampilkan perbandingan antara estimasi State of Charge (SoC) menggunakan Kalman Filter dan metode Coulomb Counting. Kedua metode ini memperlihatkan kenaikan SoC secara linier selama proses pengisian baterai, namun estimasi Kalman Filter menghasilkan kurva yang lebih halus dan stabil, yang menunjukkan kemampuan filter ini dalam menangani variabilitas dan noise data sehingga estimasi muatan baterai lebih dapat dipercaya.
3. Grafik ketiga menggambarkan perubahan suhu baterai selama pengujian. Kurva suhu menunjukkan kenaikan yang relatif stabil tanpa fluktuasi tajam, menandakan kondisi termal baterai yang terjaga dengan baik selama proses pengisian.

Secara keseluruhan, ketiga grafik ini mengilustrasikan kinerja sistem baterai serta efektivitas Kalman Filter dalam memperkirakan tegangan dan SoC dengan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional, sambil menjaga kondisi suhu yang stabil untuk keamanan dan performa optimal.

Hasil dari Kalman filter

Tabel 3.2 Tabel Hasil dari Kalman Filter

| RMSE | MAE | MAPE | R ² Score |
|-----------------------------|----------|----------|----------------------|
| 0,000674 | 0,000454 | 0,259741 | 0,999994 |
| Hasil dari Coulomb Counting | | | |

Tabel 3.3 Tabel Hasil dari Coulomb Counting

| RMSE | MAE | MAPE | R ² Score |
|----------|----------|----------|----------------------|
| 0,001892 | 0,000804 | 0,244617 | 0,999964 |

3.1. Hasil Estimasi Tegangan

Kurva hasil estimasi tegangan per sel menggunakan Kalman Filter memperlihatkan kesesuaian yang sangat baik dengan tegangan aktual yang telah disimulasikan. Pada awal pengisian, tegangan awal berada di kisaran 2.9–3.0 V. Estimasi Kalman langsung menyesuaikan dengan tren tegangan aktual meskipun terdapat noise Gaussian dalam data. Setelah 20–30 iterasi, Kalman mulai menunjukkan prediksi yang semakin halus dan stabil. Perbedaan antara tegangan aktual dan hasil estimasi berada dalam selang ± 0.02 V, menunjukkan akurasi tinggi. Tegangan juga berhasil dipertahankan dalam rentang aman operasi baterai hingga akhir simulasi.

Secara numerik, Kalman Filter mencatat nilai RMSE sebesar 0.000674 dan MAE sebesar 0.000454, yang menunjukkan tingkat kesalahan yang sangat kecil dalam estimasi tegangan. Nilai MAPE sebesar 0.259741% juga menegaskan bahwa metode ini mampu memberikan estimasi tegangan yang sangat presisi dan minim kesalahan relatif terhadap nilai aktual.

3.2. Hasil Estimasi SoC

SoC hasil Kalman menunjukkan pola kenaikan yang lebih stabil dan linier dibandingkan Coulomb Counting, yang mulai menyimpang dari nilai aktual pada pertengahan hingga akhir simulasi. Hal ini disebabkan oleh sifat Kalman Filter yang mampu memperbaiki prediksi berdasarkan pengukuran aktual secara dinamis.

Sementara itu, Coulomb Counting menunjukkan error akumulatif yang lebih besar akibat tidak adanya koreksi terhadap kesalahan integrasi arus. Hal ini terlihat dari nilai RMSE sebesar 0.001892 dan MAE sebesar 0.000804, yang lebih tinggi dibandingkan Kalman Filter. Nilai MAPE-nya sebesar 0.244617% menunjukkan kesalahan relatif yang sedikit lebih rendah, namun dalam jangka panjang estimasinya cenderung drift.

Nilai koefisien determinasi (R²) dari Kalman Filter mencapai 0.999994, sedikit lebih tinggi dibandingkan Coulomb Counting sebesar 0.999964. Artinya, Kalman Filter lebih mampu menjelaskan variabilitas data referensi dan mempertahankan performa estimasi yang konsisten, bahkan dalam kondisi noise dan fluktiasi sistem.

Hasil ini memperkuat bahwa Kalman Filter bukan hanya lebih akurat, tetapi juga lebih stabil dan tangguh terhadap gangguan, menjadikannya solusi yang lebih dapat diandalkan untuk estimasi SoC dalam aplikasi Battery Management System modern.

3.3. Suhu Pengisian

Simulasi suhu memperlihatkan peningkatan dari suhu awal 25°C hingga mendekati 40°C pada akhir proses pengisian. Kenaikan suhu bersifat hampir linier karena arus konstan dan resistansi internal yang tetap. Tidak ditemukan lonjakan suhu tajam, yang menunjukkan bahwa sistem bekerja dalam batas termal yang dapat diterima.

Namun demikian, terdapat fluktuasi kecil dalam simulasi suhu akibat faktor noise, yang menambah validitas simulasi sebagai representasi sistem nyata. Peningkatan suhu ini juga berkorelasi dengan kenaikan tegangan dan SoC, mendukung hubungan antara parameter termal dan status pengisian.

Dalam implementasi riil, fluktuasi suhu seperti ini penting untuk mendeteksi potensi ketidakseimbangan termal antar sel, yang jika diabaikan dapat menyebabkan degradasi umur baterai.

3.4 Evaluasi

Evaluasi menyeluruh menunjukkan bahwa Kalman Filter memiliki keunggulan konsisten dalam berbagai metrik evaluasi utama: RMSE lebih rendah (0.000674 vs 0.001892), MAE lebih kecil (0.000454 vs 0.000804), dan nilai R² lebih tinggi (0.999994 vs 0.999964). Hal ini membuktikan keandalan Kalman Filter dalam menyajikan estimasi SoC yang akurat dan stabil dalam kondisi noise dan variasi sistem.

Meskipun nilai MAPE Coulomb Counting sedikit lebih kecil (0.244617%) dibanding Kalman Filter (0.259741%), metode ini memperlihatkan tren overestimasi yang terlihat jelas pada data iteratif di atas 100. Hal ini menunjukkan akumulasi error integrasi tanpa koreksi menyebabkan deviasi prediksi yang terus meningkat. Selain itu, SoC hasil Coulomb Counting beberapa kali mencapai 100% lebih cepat dibandingkan Kalman Filter yang tetap realistik dan sesuai kapasitas sistem.

Coulomb Counting tetap memiliki keunggulan dari sisi kesederhanaan implementasi dan kebutuhan komputasi yang rendah. Namun, tanpa koreksi terhadap tegangan aktual, pendekatan ini tidak dapat diandalkan untuk estimasi SoC jangka panjang di sistem nyata.

Sementara itu, Kalman Filter secara konsisten menunjukkan ketahanan terhadap noise dan kemampuan adaptasi terhadap fluktuasi sistem. Namun, kelemahannya juga muncul pada iterasi akhir, terutama pada iterasi ke-150, ketika estimasi SoC Kalman mencapai lebih dari 100% (101.72%). Hal ini menunjukkan perlunya integrasi logika pembatas

(clipping) untuk menjaga nilai SoC dalam rentang 0–100%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil simulasi dan analisis komparatif, Kalman Filter terbukti lebih unggul dibandingkan Coulomb Counting dalam estimasi tegangan dan State of Charge (SoC) pada baterai lithium-ion konfigurasi 4S2P. Kalman Filter menunjukkan nilai RMSE, MAE, dan R² yang lebih baik serta kestabilan jangka panjang dalam merespons noise dan dinamika sistem.

Estimasi tegangan Kalman tetap dalam batas kesalahan ±0.02 V dari nilai aktual, sedangkan estimasi SoC-nya mempertahankan akurasi hingga iterasi ke-150. Perbedaan signifikan dengan Coulomb Counting semakin terlihat pada paruh akhir simulasi, ketika Coulomb Counting mulai mengalami error akumulatif.

Kalman Filter direkomendasikan sebagai metode utama dalam sistem estimasi SoC pada Battery Management System (BMS) modern, terutama untuk aplikasi yang memerlukan ketelitian tinggi dan reliabilitas dalam jangka panjang. Namun, implementasi logika batas atas pada output SoC tetap penting untuk menghindari overestimasi seperti yang terjadi di iterasi ke-150.

Secara keseluruhan, Kalman Filter lebih cocok untuk diintegrasikan ke dalam sistem monitoring dan pengendalian baterai industri karena mampu memberikan estimasi yang lebih presisi, adaptif, dan tahan terhadap variasi lingkungan dibandingkan metode konvensional seperti Coulomb Counting.

Daftar Rujukan

- [1] C. Mamahit, J. Tico, N. Sangi, and H. Angmalisang, “Studi Sistem Pengisian Cepat Baterai Kendaraan Listrik Berbasis Papan Pengendali OpenEVSE,” vol. 2, no. 1, pp. 61–70, 2022.
- [2] H. M. Fahmy, R. A. Swief, H. M. Hasanien, M. Alharbi, J. L. Maldonado, and F. Jurado, “Hybrid State of Charge Estimation of Lithium-Ion Battery Using the Coulomb Counting Method and an Adaptive Unscented Kalman Filter,” *Energies*, vol. 16, no. 14, 2023, doi: 10.3390/en1614558.
- [3] J. Xie *et al.*, “State of charge estimation of lithium-ion battery based on extended Kalman filter algorithm,” *Front. Energy Res.*, vol. 11, no. May, pp. 1–15, 2023, doi: 10.3389/fenrg.2023.1180881.
- [4] Z. Zaini, D. M. Harfina, and A. P. Iswar, “Real-Time SoC Estimation for Li-Ion Batteries using Kalman Filter based on SBC Raspberry-Pi,” *Andalas J. Electr. Electron. Eng. Technol.*, vol. 1, no. 2, pp. 48–57, 2021, doi: 10.25077/ajeeet.v1i2.12.
- [5] M. Nizar Habibi, M. Imron Dwi Prasetyo, N. Ayub Windarko, D. Septi Yanaratri, and P. Elektronika Negeri Surabaya, “Estimasi State of Charge (SOC) Pada Baterai Lithium – Ion Menggunakan Feed-Forward Backpropagation Neural Network Dua Tingkat,” *JTT (Jurnal Teknol. Terpadu)*, vol. 8, no. 2, pp. 82–91, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.poltekba.ac.id/index.php/jtt/article/view/846/52%0Ahttps://jurnal.poltekba.ac.id/index.php/jtt/article/view/846/xml%0Ahttps://jurnal.poltekba.ac.id/index.php/jtt/article/view/846>
- [6] L. K. Amilia and M. A. Kamali, “Evaluating the Battery Management System’s Performance Under Levels of State of Health (SOH) Parameters,” *J. Robot. Control*, vol. 4, no. 6, pp. 808–817, 2023, doi: 10.18196/jrc.v4i6.20401.
- [7] Nabilah Alya Maulidina, Randy Erfa Saputra, and Casi Setianingsih, “Estimasi State of Charge Dan State of Health Pada Baterai Lithium Ion Dengan Metode Perhitungan Coulomb,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 6, pp. 11987–11987, 2021.
- [8] K. M. M. Bawango, H. S. Kolibu, and S. H. J. Tongkukut, “Estimasi State of Charge Pada Baterai Li-ion Dengan Menggunakan Metode Coulomb Counting Estimation of State of Charge in Li-ion Batteries Using the Coulomb Counting Method,” vol. 9, no. 2, pp. 78–84, 2024.
- [9] M. R. Agsa and A. Fatoni, “Estimasi State of Charge Baterai dengan Kalman Filter untuk Energy Management System,” vol. 12, no. 2, 2023.
- [10] M. Y. Baihaqi and W. Wijaya, “Penerapan Filter Kalman untuk Meningkatkan Akurasi dan Presisi Sensor Suhu LM35,” *KONSTELASI Konvergensi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 93–101, 2021, doi: 10.24002/konstelasi.v1i1.4282.
- [11] T. P. Cahyono, T. Hardianto, and B. S. Kaloko, “Pengujian karakteristik baterai lithium-ion dengan metode Fuzzy dengan beban bervariasi,” *J. Arus Elektro Indones.*, vol. 6, no. 3, pp. 82–86, 2020.
- [12] A. Maarif, R. D. Puriyanto, and F. R. T. Hasan, “Robot keseimbangan dengan kendali proporsional-integral-derivatif (PID) dan Kalman filter,” *IT J. Res. Dev.*, vol. 4, no. 2, 2020.