

## Estimasi State of Health Baterai Litium-Ion Berbasis Citra Termal Menggunakan Logika Fuzzy

Perdana Agung Nugraha<sup>1</sup>, Sri Ratna Sulistiyanti<sup>2</sup>, F.X. Arinto Setyawan<sup>3</sup>, Helmy Fitriawan<sup>4</sup>, Lukmanul Hakim<sup>5</sup>

Universitas Lampung; Jl. Prof. Dr. Ir. Sumantri Brojonegoro, No. 1 Bandar Lampung 35141 Indonesia; telp +62 721 701609 . Fax +62 721 702767

Received: 30-07-2025  
Accepted: 25-09-2025

**Keywords:**  
State of Health;  
Litium-ion; Citra termal;  
Logika fuzzy.

**Correspondent Email:**  
[perdanaagung@gmail.com](mailto:perdanaagung@gmail.com)

**Abstrak.** Keandalan dan keselamatan sistem berbasis baterai litium-ion dipengaruhi oleh kondisi kesehatan baterai (State of Health/SoH), yang menurun akibat degradasi internal selama siklus pengisian dan pengosongan. Penurunan SoH tidak hanya menurunkan kinerja baterai, tetapi juga meningkatkan risiko kegagalan termal akibat akumulasi panas selama operasi. Oleh karena itu, diperlukan pemantauan kesehatan baterai yang mampu mengidentifikasi degradasi secara dini yang akurat dan aman tanpa memerlukan pengukuran listrik kontak yang kompleks. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi kondisi kesehatan baterai litium-ion berdasarkan karakteristik suhu permukaan yang diperoleh dari citra termal menggunakan metode logika fuzzy. Parameter input sistem berupa suhu operasional baterai dan selisih suhu baterai–lingkungan ( $\Delta T$ ), sedangkan output berupa persentase SoH yang diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu sehat, waspada, dan tidak sehat. Sistem fuzzy dirancang berdasarkan dataset empiris dan pemodelan matematis hubungan antara respons termal dan degradasi baterai. Pengujian dilakukan pada baterai litium-ion tipe NCR18650B dengan kondisi beban dan lingkungan terkendali. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix terhadap 50 citra termal baterai. Hasil menunjukkan akurasi sistem sebesar 84%, dengan performa terbaik pada kategori sehat dan tidak sehat. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi analisis citra termal dengan logika fuzzy untuk estimasi SoH secara non-kontak, yang efektif dalam memetakan hubungan nonlinier antara respons termal dan kesehatan baterai.

**Abstract.** The reliability and safety of lithium-ion battery-based systems are affected by the battery's state of health (SoH), which deteriorates due to internal degradation during charging and discharging cycles. The decline in SoH not only reduces battery performance but also increases the risk of thermal failure due to heat accumulation during operation. Therefore, battery health monitoring is needed to accurately and safely identify early degradation without requiring complex electrical contact measurements. This study aims to identify the health condition of lithium-ion batteries based on surface temperature characteristics obtained from thermal images using fuzzy logic methods. The system input parameters are battery operating temperature and battery-environment temperature difference ( $\Delta T$ ), while the output is the percentage of SoH classified into three categories: healthy, cautionary, and unhealthy. The fuzzy system is designed based on empirical datasets and mathematical modeling of the relationship between thermal response and battery degradation. Testing was conducted on NCR18650B lithium-ion batteries under controlled load and environmental conditions. Evaluation was performed using a confusion matrix on 50 battery thermal images. The results showed a system accuracy of 84%, with the best performance in the healthy

*and unhealthy categories. The novelty of this research lies in the integration of thermal image analysis with fuzzy logic for non-contact SoH estimation.*

---

## 1. PENDAHULUAN

Teknologi ramah lingkungan, khususnya baterai litium-ion, memiliki peran strategis dalam mengurangi ketergantungan terhadap bahan bakar fosil dan menekan emisi gas rumah kaca, serta banyak diaplikasikan pada sektor transportasi listrik, gawai, perkakas portabel, dan sistem energi terbarukan [1]. Seiring meningkatnya pemanfaatan baterai tersebut, aspek keandalan, kinerja, dan keselamatan menjadi semakin krusial. Keandalan sistem penyimpanan energi sangat bergantung pada kondisi kesehatan baterai atau State of Health (SoH), yang mencerminkan kemampuan baterai dalam menyimpan dan menyalurkan energi secara efektif. Penurunan SoH tidak hanya menurunkan kinerja, tetapi juga meningkatkan risiko keselamatan akibat kenaikan suhu berlebih yang berpotensi memicu kegagalan termal dan kebakaran [2], [3], sehingga pemantauan kondisi kesehatan baterai menjadi kebutuhan penting untuk menjamin keamanan dan keberlanjutan sistem energi listrik.

Baterai litium-ion banyak digunakan karena keunggulannya, seperti kepadatan energi tinggi, umur pakai relatif panjang, ukuran ringkas, dan tingkat kehilangan daya yang rendah [4]. Namun, baterai ini sensitif terhadap kondisi ekstrem, termasuk pengisian dan pengosongan berlebih serta paparan suhu lingkungan di luar batas spesifikasi. Kondisi tersebut dapat mempercepat degradasi internal melalui mekanisme elektrokimia yang kompleks dan bersifat tidak linier, yang ditandai oleh penurunan kapasitas dan peningkatan resistansi internal [5], [6].

Peningkatan resistansi internal berdampak langsung pada pembangkitan panas selama proses pengisian dan pengosongan daya akibat rugi daya Joule. Kenaikan suhu kerja yang berulang tidak hanya menurunkan efisiensi dan kinerja baterai, tetapi juga mempercepat degradasi material aktif serta menurunkan tingkat keamanan dalam jangka panjang [2], [7]. Oleh karena itu, identifikasi dan pemantauan SoH secara berkala diperlukan sebagai langkah preventif untuk menjaga kinerja optimal dan mencegah kerusakan dini [8].

Berbagai penelitian terdahulu telah mengembangkan metode estimasi SoH baterai litium-ion berbasis parameter degradasi, seperti resistansi internal dan penurunan kapasitas. Pendekatan pemodelan rangkaian ekuivalen Thevenin yang dikombinasikan dengan algoritma Recursive Least Squares (RLS) mampu menghasilkan estimasi SoH dengan kesalahan maksimum  $\pm 4\%$  [9], sementara pemodelan degradasi empiris berbasis optimasi konveks meningkatkan akurasi prediksi dengan kesalahan rata-rata sekitar 2% [10]. Meskipun menunjukkan akurasi tinggi, metode-metode tersebut umumnya bergantung pada pengukuran parameter listrik secara langsung dan bersifat kontak.

Kajian lain menyoroti karakteristik suhu baterai, di mana peningkatan arus beban menyebabkan kenaikan signifikan pada suhu permukaan baterai litium-ion, sebagaimana dianalisis melalui pendekatan perpindahan panas dan simulasi numerik [11]. Pemanfaatan kamera termal juga telah dibuktikan efektif dalam menganalisis distribusi suhu sebagai indikator kondisi objek secara non-kontak [12]. Sejalan dengan itu, metode kecerdasan buatan seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dan logika fuzzy telah digunakan untuk estimasi SoH dengan tingkat kesalahan rendah [13], [14]. Namun, integrasi citra termal sebagai sumber utama dalam sistem logika fuzzy untuk estimasi SoH secara non-kontak masih relatif terbatas.

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan metode estimasi dan klasifikasi SoH baterai litium-ion berbasis citra termal menggunakan metode logika fuzzy. Penelitian ini berangkat dari hipotesis bahwa perbedaan tingkat kesehatan baterai menghasilkan karakteristik suhu kerja yang berbeda ketika dioperasikan pada kondisi beban yang sama, sebagai akibat dari resistansi internal. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi analisis karakteristik suhu kerja baterai yang ditangkap menggunakan kamera termal dengan metode logika fuzzy yang mampu memetakan

hubungan nonlinier dan ketidakpastian antara respons termal dan tingkat kesehatan baterai. Sistem fuzzy dirancang dengan mengacu pada pendekatan empiris dan pemodelan matematis. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan metode identifikasi SoH yang lebih cepat, efisien, dan aplikatif dibandingkan pendekatan berbasis pengukuran listrik kontak dan pemodelan matematis konvensional.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Baterai

Baterai litium-ion merupakan komponen elektronika penyimpan energi listrik berbasis reaksi elektrokimia yang tersusun atas anoda, katoda, elektrolit, lapisan Solid Electrolyte Interface (SEI), dan separator, yang dirancang sesuai spesifikasi tegangan, kapasitas, dan arus maksimum. Seiring bertambahnya usia pakai akibat siklus pengisian dan pengosongan, baterai mengalami degradasi mekanisme yang menurunkan kemampuan penyimpanan dan penyaluran energi serta meningkatkan resistansi internal sebagai hambatan alami terhadap aliran arus listrik [15]. Peningkatan resistansi internal ini dipengaruhi oleh degradasi material elektroda dengan konduktivitas terbatas, penurunan konduktivitas ion akibat degradasi elektrolit, penebalan lapisan SEI yang berlebihan, serta degradasi separator yang berpotensi memicu pertumbuhan dendrit dan meningkatkan risiko hubungan arus pendek antar elektroda [16], [17].

Peningkatan resistansi internal akibat degradasi komponen baterai menjadikan parameter ini sebagai indikator penting dalam penilaian kondisi dan kesehatan baterai, khususnya saat baterai dioperasikan dengan beban. Secara konvensional, resistansi internal dapat diukur menggunakan metode beban DC dengan membandingkan tegangan rangkaian terbuka dan tegangan rangkaian tertutup ketika arus mengalir ke beban. Pada kondisi rangkaian terbuka, tegangan terminal ( $V_{oc}$ ) bernilai sama dengan gaya gerak listrik ( $E$ ) karena arus bernilai nol. Sebaliknya, saat baterai terhubung ke beban, tegangan terminal mengalami penurunan akibat aliran arus melalui resistansi internal baterai ( $r$ ) dan resistor beban ( $R$ ),

sebagaimana direpresentasikan pada Persamaan (1).

$$\epsilon = IR + Ir \quad (1)$$

### 2.2 SOH (State of Health)

*State of Health* (SoH) merupakan tingkat kesehatan baterai secara keseluruhan, yang dinyatakan sebagai persentase kemampuan penyimpanan energi dibandingkan kondisi awal saat baterai masih baru. Penurunan SoH mencerminkan terjadinya degradasi internal yang berdampak langsung pada kinerja dan keandalan sistem penyimpanan energi. Estimasi SoH umumnya dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu kapasitas dan resistansi internal. Pendekatan kapasitas (coulomb counting) menghitung SoH berdasarkan rasio antara kapasitas baterai saat ini ( $C_i$ ) dan kapasitas awal ( $C_0$ ), sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (2). Pendekatan resistansi internal memanfaatkan peningkatan resistansi sebagai indikator degradasi dengan membandingkan nilai resistansi baterai baru ( $r_{new}$ ), kondisi saat ini ( $r_{now}$ ), dan akhir masa pakai ( $r_{eol}$ ), sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3) [18].

Tingkatan SoH bergantung pada aplikasi baterai, seperti pada kendaraan listrik baterai umumnya dianggap masih layak jika rentang SoH 70–80% [17], sementara penelitian lain rentang SoH dianggap aman pada rentang 60% hingga 90% tergantung kondisi operasional [19]. Dalam penelitian ini, baterai dikategorikan rusak apabila SoH <60%, waspada pada rentang 60–80%, dan sehat apabila SoH >80%.

$$SOH = \frac{C_i}{C_0} \times 100\% \quad (2)$$

$$SOH = \frac{r_{eol} - r_{now}}{r_{eol} - r_{new}} \times 100\% \quad (3)$$

### 2.3 Neraca termal

Aliran arus listrik melalui resistansi internal baterai menimbulkan rugi-rugi Joule yang menghasilkan panas, yang secara teoritis sebanding dengan kuadrat arus ( $I$ ) dan nilai resistansi internal ( $r$ ), sebagaimana dijelaskan oleh fenomena Joule heating berdasarkan hukum Ohm [20]. Energi panas yang dihasilkan selama proses pengisian atau pengosongan dalam selang waktu ( $t$ ) tertentu dapat dihitung menggunakan Persamaan (4), dengan panas

terbentuk di inti baterai dan merambat ke permukaan melalui konduksi. Pada baterai litium-ion silinder tipe 18650, perbedaan suhu antara inti dan permukaan relatif kecil akibat konduktivitas termal material yang tinggi, sehingga panas konduksi pada permukaan dapat diasumsikan merepresentasikan energi panas yang dihasilkan di inti baterai [11].

$$Q = I^2 \cdot r \cdot \Delta t \quad (4)$$

Panas yang mencapai permukaan baterai selanjutnya dilepaskan ke lingkungan melalui Laju perpindahan panas konveksi, yang dipengaruhi oleh perbedaan suhu antara permukaan baterai ( $T_B$ ) dan suhu lingkungan ( $T_L$ ), sesuai dengan hukum pendinginan Newton pada Persamaan (5). Laju perpindahan panas konveksi ( $Q$ ) dipengaruhi oleh koefisien konveksi  $h$  sebesar 1,035 W/m<sup>2</sup>K, luas permukaan baterai ( $A$ ), dan selang waktu perpindahan panas ( $\Delta t$ ).

$$Q = h \cdot A \cdot (T_B - T_L) \Delta t \quad (5)$$

Selain itu, perubahan energi termal yang tersimpan dalam material baterai akibat perubahan suhu ( $\Delta T$ ) juga diperhitungkan dalam neraca energi, sebagaimana dinyatakan pada Persamaan (6), yang dipengaruhi oleh kapasitas panas spesifik material baterai ( $C_p$ ) sebesar 894 W/m·K dan massa baterai sebesar 0,045 kg [11].

$$Q = m \cdot C_p \cdot \Delta T \quad (7)$$

Dengan mempertimbangkan pemanasan Joule ( $Q_{in}$ ), pelepasan panas melalui konveksi ( $Q_{out}$ ), dan akumulasi perubahan energi termal baterai ( $Q_{acc}$ ), neraca energi termal baterai dapat dirumuskan secara menyeluruh sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (8). Peningkatan resistansi internal akibat degradasi meningkatkan energi panas yang dihasilkan, sehingga suhu permukaan baterai naik relatif terhadap suhu lingkungan. Selisih suhu tersebut ( $\Delta T$ ) merepresentasikan kondisi suhu operasional baterai dan digunakan sebagai parameter diagnostik dalam sistem logika fuzzy untuk estimasi SoH berbasis citra termal secara non-kontak.

$$Q_{acc} = Q_{in} - Q_{out}$$

$$m \cdot C_p \cdot \frac{\partial T}{\partial t} = I^2 \cdot r - h \cdot A(T_B - T_L) \quad (8)$$

## 2.4 Pengolahan Citra

Citra merupakan representasi visual objek yang memuat informasi dasar, seperti warna, tekstur, dan bentuk, serta informasi abstrak yang memerlukan interpretasi khusus, termasuk distribusi suhu yang direpresentasikan melalui intensitas warna pada citra termal [21]. Pengolahan citra adalah proses manipulasi dan analisis citra digital untuk mengekstraksi informasi yang merepresentasikan karakteristik objek. Dalam konteks citra termal digunakan untuk menganalisis distribusi suhu sebagai indikator kondisi fisik objek [22].

Salah satu tahapan dalam pengolahan citra adalah konversi citra warna dari format Red, Green, Blue (RGB) ke grayscale yang bertujuan menyederhanakan informasi warna menjadi satu nilai intensitas keabuan. Pada penelitian ini, konversi dilakukan menggunakan metode luminosity yang mempertimbangkan sensitivitas visual manusia terhadap komponen warna RGB [23]. Selanjutnya, deteksi tepi digunakan untuk mengidentifikasi batas objek berdasarkan perubahan intensitas keabuan antar piksel, sehingga memudahkan pemisahan objek dari latar belakang. Metode deteksi tepi Canny dipilih karena kemampuannya menghasilkan tepi yang akurat dengan tingkat kesalahan rendah, dan dimanfaatkan untuk mengidentifikasi area baterai pada citra termal agar analisis distribusi suhu dapat dilakukan secara lebih terfokus [22].

## 2.5 Logika fuzzy

Logika fuzzy banyak digunakan dalam estimasi SoH baterai karena kemampuannya dalam merepresentasikan ketidakpastian dan hubungan nonlinier antara parameter degradasi baterai. Berbeda dengan pendekatan konvensional berbasis ambang batas tegas, sistem fuzzy memodelkan variabel seperti suhu kerja, arus, dan resistansi internal dalam bentuk variabel linguistik melalui fungsi keanggotaan, kemudian memetakan hubungan input-output menggunakan aturan IF-THEN berbasis pengetahuan pakar [24]. Proses estimasi

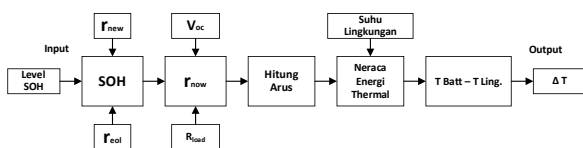
dilakukan melalui tahapan fuzzifikasi, inferensi dengan perhitungan  $\alpha$ -predikat serta defuzzifikasi untuk menghasilkan nilai SoH tegas sebagai luaran sistem [25]. Pendekatan ini memungkinkan integrasi parameter termal dan listrik secara adaptif, sehingga sesuai untuk identifikasi kondisi kesehatan baterai pada berbagai tingkat degradasi dan kondisi operasional.

### 3. METODE PENELITIAN

#### 3.1. Perancangan dataset

Pengujian sampel dilakukan secara sistematis untuk membentuk *dataset* yang digunakan dalam analisis dan referensi dalam membuat sistem *fuzzy*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1 dan Tabel 2. Baterai diuji pada tegangan rangkaian terbuka sebesar 3,7V dan dihubungkan ke resistor beban 4,65  $\Omega$ . Nilai resistansi internal baterai sampel dihitung menggunakan Persamaan (1).

Selanjutnya, nilai SoH estimasi pada rentang 0–100% dengan interval 10% berdasarkan pendekatan kapasitas menggunakan Persamaan (2). Untuk setiap tingkat SoH, nilai resistansi internal saat ini dihitung menggunakan Persamaan (3), kemudian digunakan untuk menentukan arus luaran dan tegangan jatuh pada beban ( $V_{load}$ ) berdasarkan hukum Ohm. Estimasi suhu baterai dihitung menggunakan Persamaan (8) dengan asumsi suhu lingkungan 27 °C, dan selisih suhu baterai terhadap lingkungan digunakan sebagai parameter analisis termal.

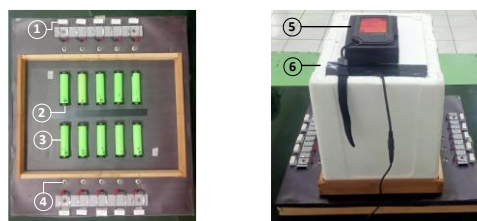


Gambar 1. Diagram blok perancangan dataset

#### 3.2. Akuisisi Citra

Pengujian dilakukan pada baterai litium-ion NCR 18650B menggunakan mini studio yang berisi 10 holder baterai, dengan masing-masing baterai dihubungkan ke beban resistif sebesar 4,65  $\Omega$ . Untuk meminimalkan pengaruh pemanasan eksternal, resistor beban ditempatkan di luar boks pengujian. Desain keseluruhan mini studio direpresentasikan pada Gambar 2. Kondisi lingkungan dijaga pada suhu 27–29 °C dan kelembapan 60–70%,

sehingga diperoleh respons termal baterai yang stabil dan selisih suhu baterai–lingkungan yang konsisten sebagai dasar analisis. Durasi pengujian dilakukan selama 300 detik.



a. Mini studio tampak atas  
 b. Mini studio tampak kanan atas  
 Keterangan gambar:  
 1. Resistor Beban  
 2. Holder Baterai  
 3. Baterai Litium ion  
 4. Saklar  
 5. Kamera Termal Flir  
 6. Boks Pengujian

Gambar 2. Mini studio pengujian baterai litium ion

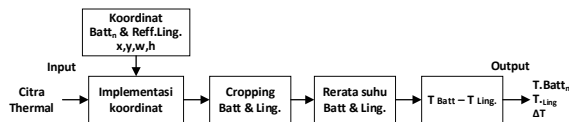
#### 3.3. Metode Pengolahan citra

Proses pengolahan citra dalam penelitian ini melibatkan citra visual dan citra termal. Citra visual digunakan untuk mendeteksi lokasi baterai dan area lingkungan sebagai acuan dalam analisis citra termal. Tahapan pengolahan citra visual meliputi konversi citra RGB ke grayscale, mereduksi derau menggunakan filter Gaussian, deteksi tepi dengan operator Canny, serta deteksi kontur dengan batasan dimensi geometris tertentu untuk mengidentifikasi objek baterai. Berdasarkan hasil deteksi kontur, ditentukan *Region of Interest* (ROI) yang merepresentasikan lokasi baterai dan lingkungan, dengan luaran berupa koordinat posisi dan dimensi area ( $x, y, w, h$ ), sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.

Koordinat ROI yang diperoleh selanjutnya diterapkan pada citra termal untuk mengekstraksi informasi suhu. Data suhu diekstraksi dari citra termal menggunakan pustaka *FLIR extractor*, kemudian dilakukan pemotongan citra berdasarkan ROI untuk memperoleh suhu rata-rata baterai dan lingkungan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4. Luaran dari tahapan ini berupa nilai suhu baterai, suhu lingkungan, serta selisih keduanya, yang selanjutnya digunakan sebagai parameter masukan dalam sistem logika fuzzy untuk identifikasi kondisi kesehatan baterai.



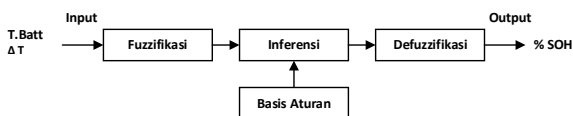
Gambar 3. Diagram blok pengolahan citra visual



Gambar 4. Diagram blok pengolahan citra termal

### 3.4. Metode logika fuzzy

Perancangan sistem logika fuzzy, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5, diawali dengan penentuan variabel input berupa suhu rata-rata permukaan baterai ( $T_B$ ) dan selisih suhu baterai–lingkungan ( $\Delta T$ ) yang diekstraksi dari citra termal berdasarkan ROI hasil pengolahan citra. Nilai crisp ( $T_B$ ) dan  $\Delta T$  kemudian difuzzifikasi menggunakan fungsi keanggotaan segitiga dan trapesium, masing-masing diklasifikasikan ke dalam tiga himpunan fuzzy. Variabel keluaran berupa SoH direpresentasikan dalam tiga kategori, yaitu tidak sehat, waspada, dan sehat. Basis aturan fuzzy disusun berdasarkan dataset karakteristik termal pada berbagai tingkat SoH, dengan proses inferensi menggunakan metode Tsukamoto. Nilai keluaran crisp diperoleh dari perhitungan  $\alpha$ -predikat setiap aturan dan dikombinasikan menggunakan metode rata-rata terbobot untuk menghasilkan estimasi SoH secara kuantitatif.



Gambar 5. Diagram blok sistem logika fuzzy

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Hasil perancangan dataset

Hasil pengukuran resistansi internal dan kapasitas beberapa baterai sampel dirangkum pada Tabel 1. Seluruh pengujian dilakukan pada kondisi *open-circuit voltage* ( $V_{oc}$ ) sebesar 3,7V dengan beban resistor total 4,65 $\Omega$  guna memastikan keseragaman kondisi pengujian antar sampel. Nilai resistansi internal dihitung berdasarkan  $V_{oc}$ , tegangan berbeban ( $V_{load}$ ),

dan arus ( $I$ ) menggunakan Persamaan (2.1), sedangkan kapasitas baterai diukur menggunakan alat uji kapasitas baterai konvensional sebagai pembandingan terhadap spesifikasi datasheet baterai NCR18650B, yang memiliki kapasitas nominal 3350 mAh dan resistansi internal  $\leq 0,1 \Omega$ .

Tabel 1 Pengujian resistansi internal

No.	Kode	$V_{load}$	$I$	$r$	Rerata $r$	mAh
1	A	3.64	0.78	0.077	0.072	3094
		3.64	0.78	0.077		
		3.64	0.78	0.064		
2	B	3.64	0.78	0.077	0.081	3056
		3.64	0.78	0.077		
		3.63	0.78	0.090		
3	D	3.64	0.78	0.077	0.081	3076
		3.64	0.78	0.077		
		3.63	0.78	0.090		
4	J	3.66	0.79	0.051	0.051	3278
		3.66	0.79	0.051		
		3.66	0.79	0.051		
5	K	3.68	0.79	0.025	0.025	3432
		3.68	0.79	0.025		
		3.68	0.79	0.025		

Berdasarkan data pada Tabel 1, baterai dengan kode K menunjukkan nilai resistansi internal terendah sebesar 0,025  $\Omega$  serta kapasitas tertinggi sebesar 3432 mAh, sehingga memenuhi spesifikasi datasheet dan ditetapkan sebagai representasi kondisi baterai baru ( $r_{new}$ ). Sebaliknya, baterai dengan kode A memiliki rerata resistansi internal sebesar 0,072  $\Omega$  dan kapasitas 3094 mAh, yang mengindikasikan terjadinya degradasi performa awal. Mengacu pada Persamaan (2.2), baterai kode A memiliki nilai SoH sebesar 92,36% dan digunakan sebagai referensi kondisi baterai dengan penurunan kinerja awal. Perbedaan nilai resistansi internal antar sampel ini menjadi indikasi awal bahwa perubahan SoH berkorelasi langsung dengan peningkatan resistansi internal, yang secara fisik akan berdampak pada peningkatan rugi daya dan pelepasan panas selama pengoperasian.

Hasil perancangan dataset pada Tabel 2 menunjukkan bahwa pada kondisi SoH 100%, nilai selisih suhu ( $\Delta T$ ) berada pada kisaran minimum sebesar 0,12  $^{\circ}C$ , yang mengindikasikan kondisi baterai optimal. Seiring dengan penurunan SoH, nilai  $\Delta T$  meningkat secara nonlinier, di mana pada SoH 70%  $\Delta T$  mencapai sekitar 0,90  $^{\circ}C$ , dan

mengalami peningkatan yang lebih signifikan pada SoH  $\leq 50\%$  dengan  $\Delta T \geq 1,14$  °C.

Tabel 2 Perancangan dataset

No.	V <sub>load</sub>	% SOH	C	I	r	T <sub>Batt</sub>	$\Delta T$
1	3,68	100	3350	0,80	0,025	27,12	0,12
2	3,63	90	3015	0,79	0,087	27,39	0,39
3	3,59	80	2680	0,78	0,148	27,65	0,65
4	3,54	70	2345	0,77	0,210	27,90	0,90
5	3,49	60	2010	0,76	0,271	28,14	1,14
6	3,45	50	1675	0,75	0,333	28,36	1,36
7	3,41	40	1340	0,74	0,394	28,57	1,57
8	3,37	30	1005	0,73	0,456	28,78	1,78
9	3,33	20	670	0,72	0,517	28,97	1,97
10	3,29	10	335	0,71	0,579	29,15	2,15
11	3,25	0	0	0,70	0,640	29,32	2,32

Meskipun dataset ini dibangun melalui kombinasi pengukuran awal dan pemodelan resistansi internal, tren peningkatan  $\Delta T$  yang diperoleh menunjukkan konsistensi fisik dengan mekanisme pemanasan resistif pada baterai yang mengalami degradasi. Peningkatan resistansi internal menurunkan kemampuan baterai dalam mengalirkan arus pada beban yang relatif tetap sehingga meningkatkan pemanasan resistif sebagai bentuk kerugian energi [20]. Berdasarkan kecenderungan ini,  $\Delta T$  dipandang sebagai parameter termal yang sensitif terhadap degradasi SoH dan digunakan sebagai variabel input utama dalam sistem inferensi logika fuzzy untuk mengestimasi kondisi kesehatan baterai secara non-kontak.

#### 4.2 Hasil Pengolahan Citra

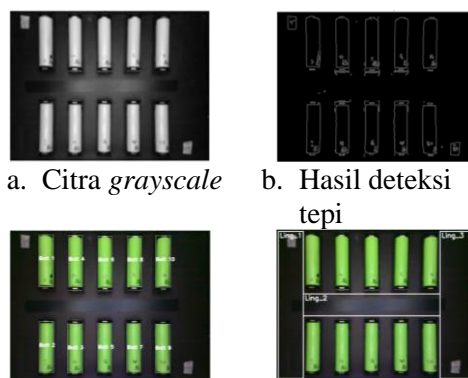
Pengolahan citra dilakukan untuk memperoleh parameter spasial dan termal yang merepresentasikan suhu operasional baterai sebagai dasar estimasi SOH. Seluruh proses pengolahan data diimplementasikan menggunakan perangkat lunak Jupyter Notebook untuk analisis citra, visualisasi, dan integrasi algoritma. Tahapan pengolahan citra dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu pengolahan citra visual untuk identifikasi lokasi baterai dan lingkungan, serta pengolahan citra termal untuk ekstraksi informasi suhu

##### 4.2.1 Citra visual

Pada tahap pengolahan citra visual, digunakan citra hasil tangkapan kamera FLIR (Gambar 6) dengan resolusi 640×480 piksel dan tiga kanal warna RGB. Proses diawali dengan konversi citra RGB ke grayscale menggunakan metode *luminosity*, sebagaimana hasil konversi tersebut ditunjukkan pada Gambar 7. Berdasarkan citra grayscale tersebut, deteksi tepi dilakukan menggunakan operator Canny dengan ambang batas 50–60, sehingga menghasilkan batas tepi yang memisahkan objek baterai dari latar belakang, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 7.



a. Citra Visual      b. Citra termal  
Gambar 6. Citra tangkapan kamera flir



a. Citra *grayscale*      b. Hasil deteksi tepi  
c. Hasil deteksi baterai      d. Hasil deteksi area lingkungan

Gambar 7. Hasil pengolahan citra visual

Selanjutnya, seleksi kontur dilakukan untuk mengidentifikasi objek baterai dengan menerapkan batas dimensi geometris berupa lebar 35–50 piksel dan panjang 140–180 piksel. Hasil seleksi menunjukkan bahwa baterai memiliki dimensi rata-rata sekitar 45 × 160 piksel. Tahap ini menghasilkan koordinat ROI (x, y, w, h) baterai yang merepresentasikan posisi spasial dan dimensi objek, dengan urutan berdasarkan nilai x dari kiri ke kanan. Baterai pertama terdeteksi pada koordinat (92, 14, 46, 165) dan baterai ke-10 pada koordinat (466, 17, 47, 164), dengan keseluruhan koordinat disajikan pada Tabel 3. Terdapat perbedaan resolusi antara citra visual (680 × 480 piksel)

dan citra termal (128 × 96 piksel), sehingga dilakukan penyesuaian skala koordinat sehingga ROI baterai dan lingkungan tetap konsisten dan dapat digunakan langsung pada pengolahan citra termal.

Tabel 3 koordinat objek hasil pengolahan citra visual

Objek	Koordinat 640x480 (x,y,w,h)	Koordinat 128x96 (x,y,w,h)
Batt_1	92, 14, 46, 165	18, 2, 9, 33
Batt_2	93, 291, 46, 163	18, 58, 9, 32
Batt_3	184, 299, 46, 156	36, 59, 9, 31
Batt_4	187, 16, 43, 164	37, 3, 8, 32
Batt_5	281, 297, 43, 156	56, 59, 8, 31
Batt_6	282, 18, 43, 164	56, 3, 8, 32
Batt_7	374, 298, 43, 155	74, 59, 8, 31
Batt_8	375, 18, 45, 162	75, 3, 9, 32
Batt_9	465, 300, 46, 155	93, 60, 9, 31
Batt_10	466, 17, 47, 164	93, 3, 9, 32
Ling_1	5, 5, 80, 470	1, 1, 16, 94
Ling_2	85, 205, 435, 70	17, 41, 87, 14
Ling_3	520, 5, 115, 470	104, 1, 23, 94

#### 4.2.2 Citra termal

Implementasi ROI hasil pengolahan citra visual pada citra termal dipilih karena pada citra termal bentuk geometris baterai dan area lingkungan sulit diidentifikasi secara visual akibat distribusi suhu yang relatif seragam, khususnya pada kondisi baterai *off*. Proses ini dilakukan pada dua kondisi pengujian, yaitu citra termal baterai *off* untuk estimasi suhu lingkungan dan citra termal baterai *on* untuk analisis suhu operasional baterai, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 8.



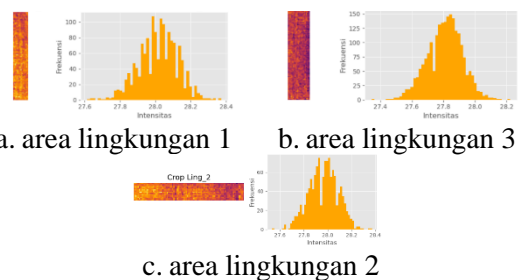
a. ROI lingkungan      b. ROI Baterai  
Gambar 8. Implementasi koordinat ROI

Pada kondisi baterai *off*, suhu lingkungan berada pada rentang 27,69–28,04 °C, dengan nilai rata-rata sebesar 27,90 °C yang diperoleh dari tiga area lingkungan dan digunakan sebagai referensi perhitungan  $\Delta T$ . Distribusi suhu lingkungan disajikan pada Tabel 4 dan divisualisasikan pada Gambar 9. Berikutnya,

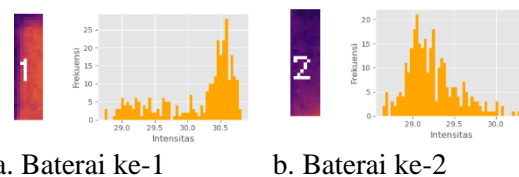
koordinat ROI baterai diimplementasikan pada citra termal kondisi baterai *on* untuk mengekstraksi distribusi suhu operasional baterai, yang menunjukkan variasi suhu antara 28,23 °C hingga 32,38 °C. Nilai suhu minimum, maksimum, dan rata-rata tiap baterai dirangkum pada Tabel 4 dan divisualisasikan pada Gambar 10, di mana baterai ke-7 dan ke-9 menunjukkan suhu tertinggi (>31 °C), sedangkan baterai ke-4 dan ke-6 memiliki suhu relatif lebih rendah (<28,70 °C). Variasi suhu ini selanjutnya digunakan untuk menghitung  $\Delta T$  sebagai parameter utama dalam sistem inferensi logika fuzzy.

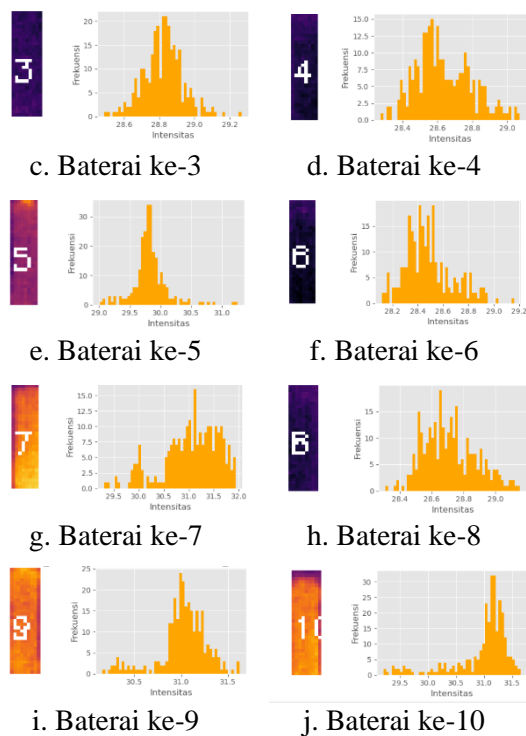
Tabel 4 Distribusi suhu citra termal

Objek pada citra	Suhu Min. C°	Suhu Maks. C°	Suhu Rata-rata C°
Baterai 1	28,74	30,82	30,15
Baterai 2	28,64	30,29	29,23
Baterai 3	28,49	29,27	28,82
Baterai 4	28,27	29,07	28,63
Baterai 5	29,02	31,25	29,83
Baterai 6	28,11	29,16	28,49
Baterai 7	29,31	31,94	31,04
Baterai 8	28,31	29,15	28,71
Baterai 9	30,16	31,62	31,02
Baterai 10	29,20	31,65	30,96
Ling_1	27,61	28,45	28,04
Ling_2	27,61	28,33	27,97
Ling_3	27,35	28,09	27,69



Gambar 9. Potongan citra dan histogram suhu baterai





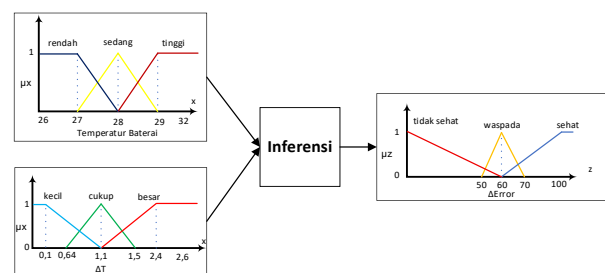
Gambar 10. Potongan citra dan histogram suhu baterai

### 4.3 Hasil sistem logika fuzzy

Sistem logika fuzzy berhasil diimplementasikan untuk mengestimasi kondisi kesehatan baterai (SoH) berdasarkan respons termal yang diekstraksi dari citra termal, dengan memanfaatkan selisih suhu antara baterai dan lingkungan ( $\Delta T$ ) sebagai indikator utama degradasi. Pemilihan  $\Delta T$  terbukti relevan secara fisik karena merefleksikan peningkatan resistansi internal akibat rugi daya Joule, sekaligus mampu menangkap hubungan yang bersifat nonlinier dan tidak pasti antara karakteristik termal dan SoH. Hubungan antara parameter termal dan tingkat kesehatan baterai yang menjadi dasar inferensi fuzzy mengacu pada dataset yang dirangkum pada Tabel 2.

Hasil inferensi menunjukkan bahwa kombinasi dua variabel input, yaitu suhu baterai ( $T_B$ ) dan  $\Delta T$ , yang masing-masing direpresentasikan dalam tiga himpunan linguistik, mampu mengklasifikasikan kondisi SoH ke dalam kategori tidak sehat, waspada, dan sehat secara konsisten. Penggunaan fungsi keanggotaan segitiga dan trapesium

memungkinkan transisi yang halus antar kategori, khususnya pada kondisi degradasi bertahap. Distribusi derajat keanggotaan untuk seluruh variabel ditunjukkan pada kurva himpunan fuzzy pada Gambar 11. Inferensi Tsukamoto dengan sembilan aturan fuzzy menghasilkan nilai SOH tegas melalui proses defuzifikasi berbasis rata-rata tertimbang.



Gambar 11. Kurva himpunan fuzzy

### 4.4 Pembahasan

Berdasarkan hasil pengolahan citra termal terhadap 50 citra baterai, dengan tiga area lingkungan pada setiap pengujian, diperoleh perbedaan suhu operasional yang konsisten antara baterai dengan kondisi sehat, waspada, dan tidak sehat. Nilai SoH yang berada pada rentang 0–100% selanjutnya diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu sehat ( $SoH \geq 80\%$ ), waspada ( $60\% \leq SoH < 80\%$ ), dan tidak sehat ( $SoH < 60\%$ ). Kinerja sistem dievaluasi menggunakan confusion matrix dengan membandingkan hasil estimasi sistem terhadap kondisi aktual, sehingga diperoleh nilai true positive, true negative, false positive, dan false negative sebagaimana dirangkum pada Tabel 5 dan 6.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem mencapai akurasi keseluruhan sebesar 84%, dengan 42 dari 50 sampel berhasil diklasifikasikan secara tepat, yang terdiri dari 21 baterai sehat, 6 baterai waspada, dan 15 baterai tidak sehat, seperti yang direpresentasikan pada Gambar 12. Pada kategori sehat, sistem menunjukkan presisi sebesar 84% dan sensitivitas 91,30%, yang mengindikasikan kemampuan tinggi dalam mengidentifikasi baterai dengan kondisi

optimal. Untuk kategori waspada, presisi tercatat sebesar 75% dengan sensitivitas 54,55%, yang menunjukkan adanya tumpang tindih karakteristik termal dengan kategori sehat dan tidak sehat . Sementara itu, kategori tidak sehat menghasilkan kinerja terbaik dengan presisi 88,24% dan sensitivitas 90,91%.

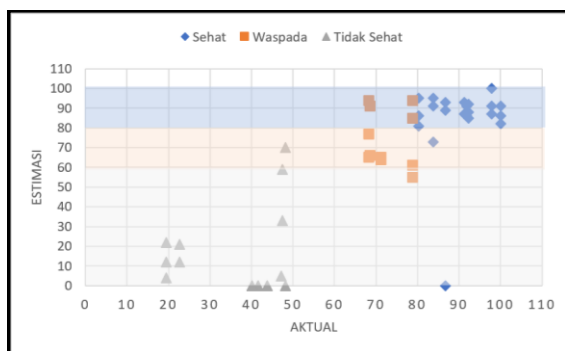
Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis citra termal yang dikombinasikan dengan sistem logika fuzzy mampu mengidentifikasi degradasi kesehatan baterai secara efektif, khususnya pada kondisi ekstrem. Temuan ini sekaligus menegaskan bahwa selisih suhu baterai–lingkungan ( $\Delta T$ ) merupakan indikator termal yang relevan untuk estimasi SoH baterai secara non-kontak dan adaptif.

Tabel 5 Perbandingan prediksi dan aktual baterai

Prediksi \ Aktual	Sehat	Waspada	Tidak sehat
Sehat	21	1	1
Waspada	4	6	1
Tidak sehat	0	1	15

Tabel 6 Evaluasi tiap kategori

Kategori	Precision %	Recall %	F1 score %
sehat	84,00	91,30	87,50
waspada	75,00	54,55	63,16
tidak sehat	88,24	93,75	90,91



Gambar 12. Perbandingan SoH baterai aktual dan estimasi

## 5. KESIMPULAN

- a. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi kondisi kesehatan baterai litium-ion berdasarkan karakteristik suhu yang diekstraksi dari citra termal dengan menggunakan metode logika fuzzy untuk menghasilkan estimasi persentase SoH, yang selanjutnya diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu sehat ( $SoH \geq 80\%$ ), waspada ( $60\% \leq SoH < 80\%$ ), dan tidak sehat ( $SoH < 60\%$ ). Sistem mampu mengklasifikasikan kondisi kesehatan baterai secara tepat pada 42 dari 50 citra termal.
- b. Evaluasi kinerja sistem menggunakan *confusion matrix* menunjukkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 84%, yang menjawab tujuan penelitian dalam menilai keandalan metode logika fuzzy untuk prediksi kesehatan baterai. Kategori sehat dan tidak sehat menunjukkan performa terbaik dengan nilai presisi sebesar 84% dan 93,75%, serta sensitivitas sebesar 91,30% dan 93,75%, sedangkan kategori waspada memiliki sensitivitas yang lebih rendah sebesar 54,55%, hal ini akibat tumpang tindih karakteristik termal pada kondisi degradasi menengah. Hasil ini menegaskan bahwa selisih suhu baterai–lingkungan ( $\Delta T$ ) merupakan indikator termal yang relevan untuk estimasi SoH, sekaligus menunjukkan bahwa peningkatan akurasi pada kondisi waspada masih memerlukan pengembangan pada penelitian selanjutnya.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Laboratorium Kendali dan Elektronika, Fakultas Teknik, Universitas Lampung, atas dukungan fasilitas, peralatan, dan lingkungan penelitian yang mendukung terlaksananya penelitian ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh pihak yang telah

memberikan dukungan selama proses pelaksanaan penelitian..

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Studi, T. Listrik, P. N. Ketapang, J. Rangga, and S. D. Ketapang, "Rancang Bangun Sepeda Listrik Self Charging Dengan Memanfaatkan Motor Dc Sebagai Alternator," vol. 03, no. 01, pp. 7–12, 2024, doi: 10.58466/entries.
- [2] M. Uitz *et al.*, "Aging of Tesla's 18650 Lithium-Ion Cells: Correlating Solid-Electrolyte-Interphase Evolution with Fading in Capacity and Power," *J. Electrochem. Soc.*, vol. 164, no. 14, pp. A3503–A3510, 2017, doi: 10.1149/2.0171714jes.
- [3] A. W. Purnadi, "Perancangan Smart Charger Untuk Meghindari Overheat Pada Baterai Lithium-Ion," *Jurnal Repositor*, vol. 3, no. 1, pp. 143–154, 2020, doi: 10.22219/repositor.v3i1.1104.
- [4] Z. B. Omariba, L. Zhang, H. Kang, and D. Sun, "Parameter identification and state estimation of lithium-ion batteries for electric vehicles with vibration and temperature dynamics," *World Electric Vehicle Journal*, vol. 11, no. 3, Sep. 2020, doi: 10.3390/WEVJ11030050.
- [5] C. R. Birkl, M. R. Roberts, E. McTurk, P. G. Bruce, and D. A. Howey, "Degradation diagnostics for lithium ion cells," *J. Power Sources*, vol. 341, pp. 373–386, Feb. 2017, doi: 10.1016/j.jpowsour.2016.12.011.
- [6] P. M. Attia *et al.*, "Review—'Knees' in Lithium-Ion Battery Aging Trajectories," *J. Electrochem. Soc.*, vol. 169, no. 6, p. 060517, Jun. 2022, doi: 10.1149/1945-7111/ac6d13.
- [7] T. Waldmann, M. Wilka, M. Kasper, M. Fleischhammer, and M. Wohlfahrt-Mehrens, "Temperature dependent ageing mechanisms in Lithium-ion batteries - A Post-Mortem study," *J. Power Sources*, vol. 262, pp. 129–135, Sep. 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.03.112.
- [8] J. Zhang and J. Lee, "A review on prognostics and health monitoring of Li-ion battery," Aug. 01, 2011, doi: 10.1016/j.jpowsour.2011.03.101.
- [9] L. Chen, Z. Lü, W. Lin, J. Li, and H. Pan, "A new state-of-health estimation method for lithium-ion batteries through the intrinsic relationship between ohmic internal resistance and capacity," *Measurement (Lond)*, vol. 116, pp. 586–595, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.measurement.2017.11.016.
- [10] Y. Jiang, J. Zhang, L. Xia, and Y. Liu, "State of Health Estimation for Lithium-Ion Battery Using Empirical Degradation and Error Compensation Models," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 123858–123868, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3005229.
- [11] A. Kurniawan, "Analisis Laju Perpindahan Panas pada Baterai Ion Lithium 18650 terhadap Beban Keluarannya dengan Metode Numerik," *Journal of Mechanical Design and Testing*, vol. 2, no. 2, pp. 87–102, 2020, doi: 10.22146/jmdt.v2i2.53752.
- [12] T. Muthia, S. R. Sulistiyanti, F. X. Arinto S, A. Yudamson, S. Purwiyanti, and H. Fitriawan, "Egg Characteristic Identification System Using Thermal Imaging Camera Based on Image Processing," *ISESD 2022 - 2022 International Symposium on Electronics and Smart Devices, Proceeding*, 2022, doi: 10.1109/ISESD56103.2022.9980794.
- [13] C. N. Van and D. T. Quang, "Estimation of SoH and internal resistances of Lithium ion battery based on LSTM network," *Int. J. Electrochem. Sci.*, vol. 18, no. 6, 2023, doi: 10.1016/J.IJOES.2023.100166.
- [14] M. Miao, J. Yu, P. Yang, S. Yue, and R. Zhou, "Battery health monitoring system," *2023 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM)*, vol. 9, no. 20, pp. 0–1, 2023.
- [15] S. R. Hadi, D. M. Ridho, and M. Hadi, "Estimation of Lithium-Ion Battery Health in Electric Bicycles Using Internal Resistance Measurement Method," *Jurnal Teknik Elektro*, vol. Vol. 16 No, no. 1, pp. 50–55, 2021.
- [16] S. J. An, J. Li, C. Daniel, D. Mohanty, S. Nagpure, and D. L. Wood, "The state of understanding of the lithium-ion-battery graphite solid electrolyte interphase (SEI) and its relationship to formation cycling," Aug. 01, 2016, *Elsevier Ltd.* doi: 10.1016/j.carbon.2016.04.008.
- [17] M. Arrinda *et al.*, "Application dependent end-of-life threshold definition methodology for batteries in electric vehicles," *Batteries*, vol. 7, no. 1, pp. 1–20, 2021, doi: 10.3390/batteries7010012.
- [18] M. F. Ge, Y. Liu, X. Jiang, and J. Liu, "A review on state of health estimations and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries," *Measurement (Lond)*, vol. 174, no. January, p. 109057, 2021, doi: 10.1016/j.measurement.2021.109057.
- [19] M. Etxandi-Santolaya, L. Canals Casals, and C. Corchero, "Extending the electric vehicle battery first life: Performance beyond the current end of life threshold," *Heliyon*, vol. 10, no. 4, p. e26066, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e26066.
- [20] Y. Kobayashi, H. Miyashiro, K. Kumai, K. Takei, T. Iwahori, and I. Uchida, "Precise Electrochemical Calorimetry of LiCoO<sub>2</sub>/Graphite Lithium-Ion Cell," *J. Electrochem.*

- Soc.*, vol. 149, no. 8, p. A978, 2002, doi: 10.1149/1.1487833.
- [21] M. Sarifuddin, *Pengolahan Citra & Video Digital*. Jakarta: Penerbit Erlangga, 2015. [Online]. Available: [www.erlangga.co.id](http://www.erlangga.co.id)
- [22] M. Rinaldi, *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Pertama. Bandung: Informatika Bandung, 2004.
- [23] F. X. A. Setyawan and S. R. Sulistiyanti, "Extraction of Moving Objects on Underwater Video Using Method of Subtraction the Background Modeling Results," *Jurnal Rekayasa dan Teknologi Elektro*, vol. 11, 2017.
- [24] P. T. Rahayuningsih and A. M. Abadi, "Penerapan Model Fuzzy Dengan Metode Table Look-Up Scheme Untuk Memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan," *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika 2011*, 2011, [Online]. Available: <http://eprints.uny.ac.id/id/eprint/7319>
- [25] S. Kusumadewi, S. Hartati, A. Harjoko, and R. Danwardoyo, *Fuzzy Multi – Attribute Decision Making (FUZZY MADM)*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2006.