

## Kalibrasi Sensor Tegangan Berbasis Least Square Untuk Meteran Energi Rumah Tangga

### *Least Square-Based Voltage Sensor Calibration for Household Energy Meter*

**Khansa Salsabila Suhaimi\***, Ali Muhtar, Yusuf Kurniawan, Dean Corio, Nia Saputri Utami

Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sumatera

Jl. Terusan Ryacudu, Lampung Selatan, Indonesia

Teknik Elektro, Sekolah Teknik Elektro dan Informatika, Institut Teknologi Bandung

Jl. Ganesha, Kota Bandung, Indonesia

Email\* : khansa.suhaimi@el.itera.ac.id

**Abstrak** - Upaya efisiensi energi dapat diwujudkan melalui penerapan *smart energy meter* pada rumah tangga yang akurat dan terkalibrasi. Salah satu tantangannya ada pada keterbatasan akurasi sensor tegangan, salah satunya ZMPT101B yang banyak digunakan namun belum banyak dikaji secara khusus dalam literatur ilmiah. Penelitian ini mengisi kesenjangan studi kalibrasi sensor tegangan ZMPT101B dengan pendekatan matematis yang sistematis dan evaluasi komprehensif menggunakan data rentang penuh 5–250 V. Tujuannya adalah meningkatkan akurasi pengukuran tegangan listrik, khususnya untuk aplikasi meteran energi rumah tangga. Sensor ZMPT101B dihubungkan dengan mikrokontroler Arduino Uno, dikalibrasi, dan diuji pada rentang tegangan 5–250 V dengan interval 5 V. Proses kalibrasi dilakukan dengan dua model matematis dari metode *least-square*, yaitu regresi linear dan regresi polinomial orde dua. Hasil metrik evaluasi menunjukkan bahwa model regresi linear dan model regresi polinomial mampu menurunkan deviasi pengukuran hingga  $\pm 2$  V (RMSE) dengan kesalahan relatif  $< 2\%$  (MAPE). Temuan tersebut menyoroti potensi metode kalibrasi sistematis untuk mendukung keandalan meteran energi pintar berbasis IoT berbiaya rendah, sehingga mendukung efisiensi energi rumah tangga di era digital.

**Kata kunci:** Kalibrasi Sensor Tegangan, Metode *Least-Square*, Regresi Linear, Regresi Polinomial, ZMPT101B.

**Abstract** - Energy efficiency efforts can be realized through the application of smart energy meters in households that are accurate and properly calibrated. One of the challenges is the accuracy limitations of voltage sensors, particularly the widely used ZMPT101B, which has not been extensively examined in scientific literature. This study fills the gap in research on the calibration of the ZMPT101B voltage sensor through a systematic mathematical approach and comprehensive evaluation using the full data range of 5–250 V. The objective of this study was to improve the accuracy of voltage measurement, particularly for household energy meter applications. The ZMPT101B sensor was connected to an Arduino Uno microcontroller, calibrated, and tested over a voltage range of 5–250 V at 5 V intervals. The calibration process was performed using two mathematical models from the least-square method, namely linear regression and second-order polynomial regression. The evaluation metric results showed that the linear regression and polynomial models reduced the measurement deviation to  $\pm 2$  V (RMSE), with a relative error of  $< 2\%$  (MAPE). These findings highlight the potential of systematic calibration methods to support the reliability of low-cost IoT-based smart energy meters, thereby supporting household energy efficiency in the digital era.

**Keywords:** Least-Square Method, Linear Regression, Polynomial Regression, Voltage Sensor Calibration, ZMPT101B.

## I. PENDAHULUAN

Kebutuhan energi listrik rumah tangga terus meningkat seiring dengan perkembangan teknologi dan gaya hidup masyarakat modern. Hal tersebut tercermin dari jumlah energi terjual menurut statistik Perusahaan listrik negara (PLN) selama lima tahun terakhir yang terus meningkat [1]. Pemanfaatan energi listrik yang tidak efisien tidak hanya menimbulkan pemborosan biaya, tetapi juga menurunkan keandalan sistem kelistrikan serta berkontribusi terhadap peningkatan emisi karbon [2][3]. Kondisi ini menjadikan isu efisiensi energi sebagai perhatian global, yang juga tercermin dalam *Sustainable Development Goals* (SDGs), khususnya SDG 11 mengenai *Sustainable Cities and Communities*. Dalam konteks rumah tangga, upaya efisiensi energi dapat diwujudkan melalui penerapan *smart energy meter* yang akurat dan terkalibrasi, sehingga konsumsi daya listrik dapat dipantau secara transparan dan dikendalikan secara lebih bijak.

Salah satu tantangan utama dalam implementasi *smart energy meter* yang sederhana, murah, dan bersifat *plug-and-play* terletak pada keterbatasan akurasi sensor. Sensor tegangan ZMPT101B menjadi salah satu sensor yang populer karena harganya relatif terjangkau dan kompatibel dengan berbagai mikrokontroler. Namun, karakteristik bawaan sensor ini kerap menimbulkan deviasi pengukuran terhadap standar acuan. Penelitian terdahulu menunjukkan variasi eror yang cukup signifikan, misalnya rerata eror 0,5% [4], 0,4% [5], hingga serendah 0,25% [6]. Sebaliknya, pada pengukuran tegangan tinggi, eror dapat mencapai 4,7% [7]. Hasil ini menunjukkan bahwa tanpa proses kalibrasi yang tepat, pembacaan sensor masih menyisakan deviasi yang dapat memengaruhi reliabilitas sistem pengukuran.

Tren penelitian mengenai penggunaan sensor ZMPT101B lebih banyak menekankan pada aspek pemantauan dan integrasi sistem. Beberapa penelitian mengembangkan alat ukur berbasis *SMS Gateway* dengan tingkat ketelitian sensor 96,5% atau eror 3,5% [8], integrasi IoT dengan antarmuka *website* [4][9] atau *Ubidots* [10] yang menghasilkan eror antara 0,1% hingga 1,5%, serta aplikasi *Blynk* dengan eror maksimum 1% [11] [12]. Studi lain memanfaatkan sensor ini untuk aplikasi khusus, seperti *smart socket* [13][14][15], mobil listrik [16], maupun sistem tiga fasa [17] [18][19][20]. Hasil-hasil tersebut memperlihatkan bahwa akurasi sensor sangat dipengaruhi oleh

kondisi beban, metode pengkabelan, serta teknik pemrosesan data.

Meskipun demikian, kajian terkait kalibrasi matematis sensor ZMPT101B masih terbatas. Sebagian besar penelitian hanya menyebutkan hasil kalibrasi tanpa membahas metode matematis yang sistematis. [21], misalnya, menggunakan regresi linier untuk mengkalibrasi sensor tegangan pada prototipe *multi-user kWh meter*, namun hanya diuji pada 12 nilai tegangan dari 10 V hingga 230 V. Selain itu, [7] melakukan kalibrasi dengan rasio *input/output* pada tegangan 1 – 10 kV yang diturunkan menjadi 10 – 96 V dalam 10 pengukuran dan meskipun tidak menyebutkan metode kalibrasi serta evaluasi secara jelas, [8] telah menguji pada tegangan 0 – 250 V tiap kenaikan 10 V. Studi lain, [4][5][10] tidak menyebutkan metode kalibrasi yang digunakan dan menguji pada rentang sempit secara acak, namun [6][11] menguji berdasarkan beban elektronik. Sementara itu, metode regresi linear dan polinomial juga telah digunakan pada sensor tegangan lain [22], dimana [23] khusus membandingkan regresi polinomial orde 1 – 5 untuk tegangan diatas 50 V. Sedangkan sensor lainnya telah menerapkan *data-driven* [24] dan *machine learning* [25][26].

Kebanyakan studi yang menggunakan sensor tegangan ZMPT101B hanya mengevaluasi berdasarkan MAPE, namun metode evaluasi lain seperti MAE, MSE, dan RMSE banyak digunakan dalam studi lain yang menekankan pada kalibrasi [24][25][27][28]. Sehingga, evaluasi menyeluruh penting dilakukan dalam aspek kalibrasi. Dengan kata lain, terdapat kesenjangan penelitian terkait penerapan metode kalibrasi matematis yang lebih komprehensif guna meningkatkan akurasi sensor tegangan ZMPT101B, khususnya untuk aplikasi *household energy meter*.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini secara umum bertujuan untuk meningkatkan akurasi pengukuran tegangan listrik rumah tangga melalui penerapan model kalibrasi matematis berbasis metode *least-square*. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk: (1) mengumpulkan data hasil pembacaan tegangan sensor ZMPT101B sebelum dilakukan kalibrasi metode *least-square*; (2) melakukan kalibrasi sensor tegangan menggunakan metode regresi linier dan regresi polinomial orde 2; dan (3) mengevaluasi hasil kalibrasi pada data uji. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini terletak pada aspek

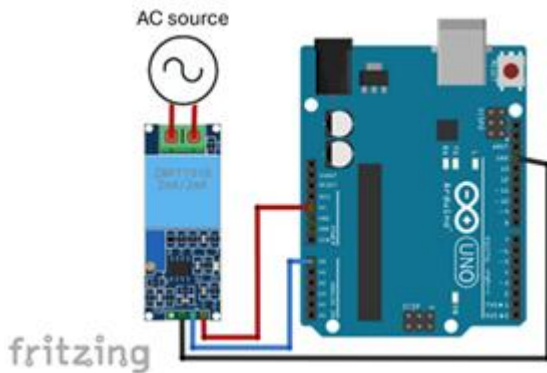
kalibrasi sensor dan validasi akurasi tegangan untuk sistem pengukuran energi rumah tangga, yaitu dengan memberikan model kalibrasi sensor tegangan dalam rentang penuh 5-250 V. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi landasan penting bagi pengembangan *smart energy meter* berbasis IoT yang lebih andal dan akurat, sekaligus mendukung upaya efisiensi energi rumah tangga di era digital.

## II. METODOLOGI

Pada bagian ini akan dibahas rancangan desain untuk sistem pembacaan tegangan, prosedur kalibrasi, dan pengujian yang digunakan. Selain itu pada bagian ini juga membahas metode evaluasi yang digunakan, yaitu residu, *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

### A. Desain Sistem

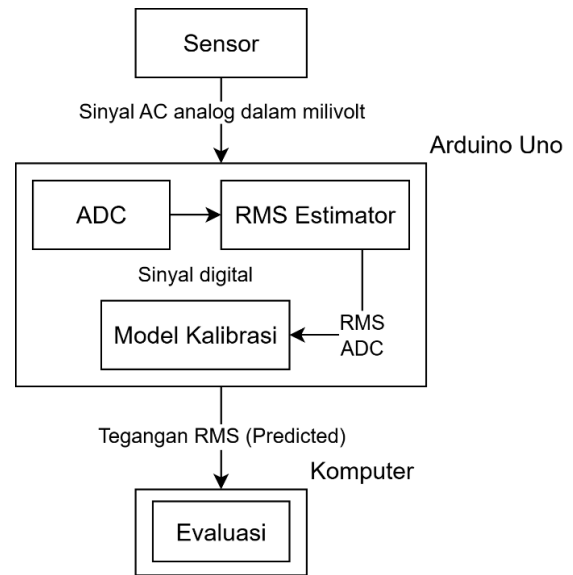
Sistem pembacaan tegangan dirancang menggunakan sensor tegangan ZMPT101B yang terhubung ke mikrokontroler Arduino Uno melalui pin analog A0 seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 1**. Selain itu, pin VCC sensor dihubungkan dengan pin VCC 5 V dan pin *ground* sensor dihubungkan dengan pin GND Arduino Uno.



Gambar 1. Rangkaian Sistem Pengukur Tegangan

Modul sensor ZMPT101B dipilih karena memiliki trafo isolasi dengan tingkat linearitas tinggi dan dilengkapi potensiometer *multi-turn* untuk penyetelan sinyal keluaran. Tegangan AC dari sumber uji (regulator tegangan) diukur secara bersamaan oleh sensor dan multimeter digital Amprobe tipe AM-510 (akurasi  $\pm (1.0 \% \text{ rdg} + 3 \text{ LSD})$ ). Data keluaran sensor berupa tegangan analog berbentuk gelombang sinusoidal sesuai tegangan AC masukan dengan penskalaan dan *offset* DC. Tegangan analog tersebut dikonversi menjadi sinyal digital melalui ADC

mikrokontroler, kemudian dikirim ke komputer untuk dianalisis seperti yang ditunjukkan oleh diagram blok pada **Gambar 2**.



Gambar 2. Blok Diagram Sistem Pengukur Tegangan

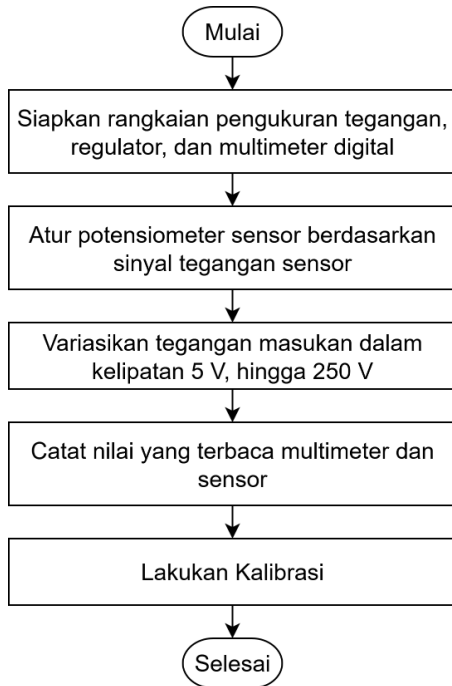
### B. Prosedur Kalibrasi

Proses kalibrasi dilakukan dengan memberikan variasi tegangan AC masukan dari 5 V hingga 250 V secara bertahap tiap kelipatan lima dengan menggunakan regulator. Pada setiap titik pengukuran, nilai tegangan akan dibaca oleh sensor dan multimeter. Data pasangan (sensor-multimeter) yang didapatkan tersebut adalah data pelatihan yang berjumlah 50 sampel yang akan digunakan untuk membangun model kalibrasi dengan dua pendekatan *least-square* yaitu regresi linear dan regresi polinomial orde dua. Pada penelitian ini, data pelatihan yang digunakan merupakan data tegangan yang hanya dinaikan bertahap dari 5-250V tanpa perlakuan sebaliknya. Diagram alir prosedur kalibrasi seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 3**.

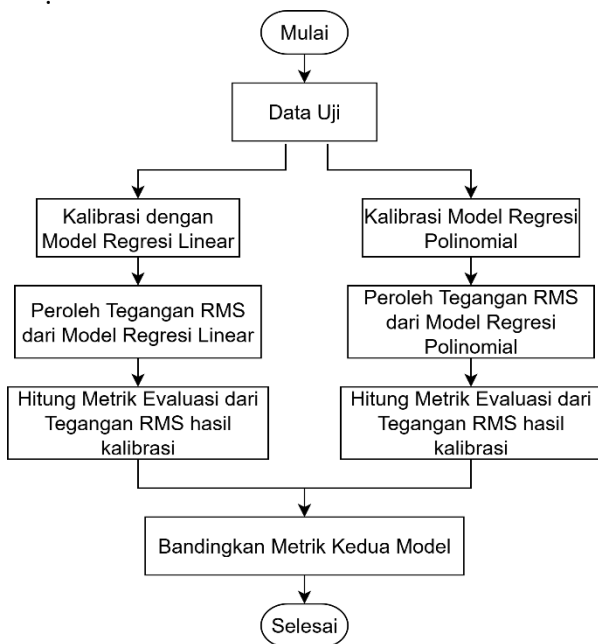
### C. Prosedur Pengujian

Setelah model kalibrasi diperoleh, dilakukan pengujian dengan data uji berbeda yang tidak digunakan dalam proses kalibrasi. Setiap data uji terdiri atas pasangan nilai tegangan dari multimeter dan pembacaan sensor yang berjumlah 50 sampel dimana merupakan tegangan 5 – 250 V dengan kelipatan 5 Volt. Langkah pengujian meliputi: (1) mengumpulkan data uji yaitu tegangan sensor dan multimeter pada rentang 5–250 V dengan kelipatan lima volt; (2) menghitung nilai prediksi tegangan sensor menggunakan persamaan regresi linear dan polinomial orde dua; (3) menentukan metrik untuk tiap model kalibrasi; dan (4) membandingkan

performa kedua model melalui metrik yang telah dihitung. Diagram alir dari prosedur pengujian seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 4**



Gambar 3. Diagram Alir Prosedur Kalibrasi



Gambar 4. Diagram Alir Prosedur Pengujian

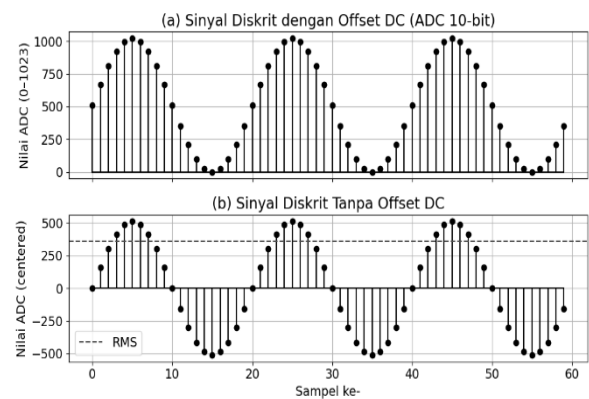
#### D. Estimasi RMS dari Sinyal Digital

Pada penelitian ini, estimasi nilai *root mean square* (RMS) dari sinyal analog keluaran sensor tegangan yang dibaca oleh mikrokontroler dalam bentuk sinyal *analog-to-digital converter* (ADC) ditentukan melalui pendekatan *moving window*

[29]. RMS dari nilai ADC tersebut selanjutnya akan disebut sebagai RMS ADC. Prinsip dasar pendekatan *moving window* adalah bahwa pada setiap waktu pengambilan sampel ke- $k$ , nilai RMS ADC dihitung berdasarkan jumlah kuadrat dari  $N$  sampel terakhir dalam jendela pengamatan atau *window*, yang dirumuskan oleh persamaan (1).

$$V_{rms}[k] = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N v_n^2[k]} \quad (1)$$

$$RMS\_adc[k] = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (v_n[k] - \mu)^2} \quad (2)$$



Gambar 5. Ilustrasi Sinyal Digital. (a) dengan *offset* DC dan (b) tanpa *offset* DC

Pada implementasi nyata, sinyal ADC juga mengandung *offset* DC yang dikenakan pada sinyal agar dapat dibaca oleh mikrokontroler, Adanya *offset* DC menyebabkan sinyal tersebut beresilasi di sekitar setengah dari VCC yaitu 2,5 V atau 512 ADC seperti yang diilustrasikan oleh **Gambar 5**. Oleh karena itu, *offset* DC perlu dihilangkan dari sinyal sehingga sinyal seperti ilustrasi pada **Gambar 5** (a) berubah menjadi seperti ilustrasi **Gambar 5** (b). Perubahan tersebut dilakukan dengan pergeseran amplituda sebesar rata-rata ( $\mu$ ) dalam jendela pengamatan. Maka, pendekatan *moving window* berubah menjadi persamaan (2).

Pada penelitian ini, jendela pengamatan diatur pada 40 periode sinyal AC dengan frekuensi 50Hz, artinya nilai rata-rata ADC dan nilai RMS ADC dihitung dalam interval  $\pm 0,8$  s terakhir. Selain itu, algoritma perhitungan RMS ADC diimplementasikan menggunakan library *Filters.h* (JonHub GitHub) yang secara otomatis menghitung nilai rata-rata, variansi, dan deviasi standar. Deviasi standar yang dihasilkan ( $\sigma$ ) dapat dipandang ekuivalen dengan RMS ADC. Untuk memudahkan pemahaman, mekanisme algoritma disajikan dalam bentuk *pseudocode* pada **Gambar**

6. Perlu diingat bahwa, nilai RMS yang diperoleh disini masih dalam skala ADC, belum nilai RMS sebenarnya, sehingga selanjutnya diperlukan kalibrasi untuk memperoleh nilai RMS sebenarnya.

---

**Algorithm 1:** hitung RMS\_ADC

---

**Input:**  $v_n$  : sampel sinyal ADC dalam satu window,  
 $n = 1 \dots N$

**Output:**  $\sigma$  : nilai standar deviasi,  $\Leftrightarrow$  RMS\_ADC

```

1  $\mu \leftarrow \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N v_n$ 
2  $\sigma^2 \leftarrow 0$  ;
3 foreach  $v_n$  dalam window do
4    $\sigma^2 \leftarrow \sigma^2 + (v_n - \mu)^2$  ;
5  $\sigma^2 \leftarrow \sigma^2 / N$  ;
6  $\sigma \leftarrow \sqrt{\sigma^2}$  ;
7 return  $\sigma$  ;
```

---

**Gambar 6.** Pseudocode algoritma yang digunakan dalam perhitungan RMS ADC

### E. Regresi Linear

Metode *Least-Square* dengan fungsi garis lurus atau regresi linear digunakan dengan asumsi terdapat hubungan linier antara keluaran sensor ( $x$ ) dengan nilai acuan dari multimeter ( $y$ ). Fungsi yang diperoleh atau disebut juga model regresi linear dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan garis lurus seperti pada (6), dimana koefisien  $a$  dan  $b$  dapat dicari menggunakan (4) dan (5) [30].

$$f(x) = a + bx \quad (3)$$

$$b = \frac{n \sum x_j y_j - \sum x_j \sum y_j}{n \sum x_j^2 - (\sum x_j)^2} \quad (4)$$

$$a = \bar{y} - b \bar{x} \quad (5)$$

Pada persamaan (4),  $n$  menunjukkan jumlah titik data,  $x$  merupakan nilai sensor, dan  $y$  merupakan nilai acuan, sedangkan  $j$  menunjukkan iterasi data. Pada persamaan (5),  $\bar{x}$  adalah rata-rata nilai sensor dan  $\bar{y}$  adalah rata-rata nilai acuan.

### F. Regresi Polinomial

Metode *Least-Square* dengan fungsi polinomial orde 2 atau regresi polinomial orde 2 dapat digunakan ketika hubungan antara keluaran sensor dan nilai acuan tidak sepenuhnya linear. Penggunaan regresi polinomial orde dua memungkinkan model mengikuti kurva non-linear, sehingga dapat menurunkan eror kalibrasi terutama pada rentang pengukuran yang luas. Model yang diperoleh mengikuti persamaan (6) dimana koefisien  $b_0$ ,  $b_1$ , dan  $b_2$  dapat diperoleh dengan

menyelesaikan matriks (7) [30] melalui metode eliminasi Gauss-Jordan.

$$f(x) = b_0 + b_1 x + b_2 x^2 \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \sum x_j^4 & \sum x_j^3 & \sum x_j^2 \\ \sum x_j^3 & \sum x_j^2 & \sum x_j \\ \sum x_j^2 & \sum x_j & n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_2 \\ b_1 \\ b_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum x_j^2 y_j \\ \sum x_j y_j \\ \sum y_j \end{bmatrix} \quad (7)$$

### G. Metrik Evaluasi

Penelitian ini mengevaluasi hasil kalibrasi sensor tegangan ZMPT101B dengan membandingkan model regresi linear dan polinomial orde 2 menggunakan metrik residu, MAE, MSE, RMSE, dan MAPE (8) – (12). Lima metrik tersebut saling berkaitan, namun mengevaluasi aspek yang berbeda terhadap data acuan. Residu mengevaluasi arah dan besar kesalahan tiap data, MAE mengevaluasi rata-rata deviasi dalam satuan volt, MSE dan RMSE mengevaluasi penyimpangan ekstrem dalam volt kuadrat dan volt, sedangkan MAPE mengevaluasi kesalahan relatif dalam bentuk persentase. Evaluasi pada lima metrik tersebut sangat penting agar penilaian kualitas kalibrasi mencakup aspek penting yang dibutuhkan untuk aplikasi meteran energi rumah tangga di mana kesalahan tegangan dapat berdampak langsung pada estimasi daya dan energi.

$$e_i = y_i - f(x_i) \quad (8)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (9)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (10)$$

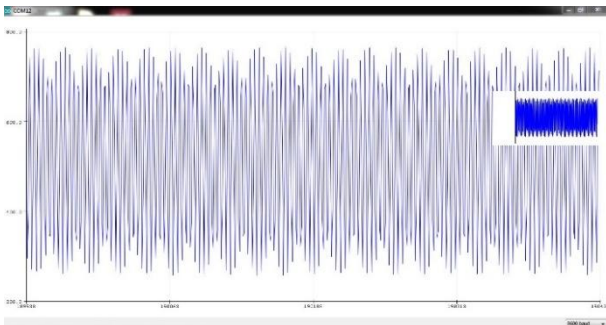
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (11)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|e_i|}{|y_i|} \times 100\% \quad (12)$$

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

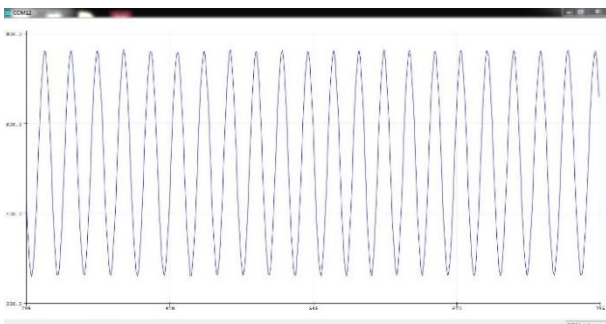
Tahap awal kalibrasi sensor tegangan ZMPT101B adalah mengatur potensiometer yang terdapat pada sensor. Potensiometer tersebut akan mempengaruhi rentang pembacaan tegangan oleh sensor, sehingga perlu disesuaikan dengan nilai tegangan tertinggi yang diinginkan. Pada

penelitian ini, tegangan tertinggi diatur pada tegangan maksimal yaitu 250 Vrms. Potensiometer diatur sedemikian sehingga tidak ada gelombang sinyal yang terpotong dengan menampilkannya di *serial plotter* Arduino IDE tanpa menggunakan *delay* seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 7**. Ketika program diberikan *delay*, maka dapat diverifikasi bentuk gelombang tegangan yang dideteksi berupa gelombang sinusoidal seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 8**. Sinyal yang ditampilkan pada *serial plotter* tersebut secara bawaan divisualisasikan dalam bentuk sinyal



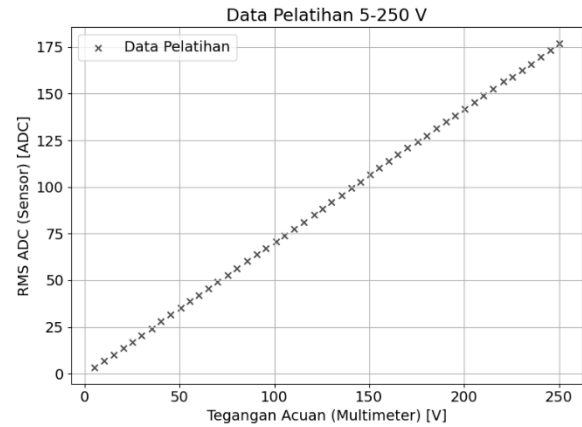
**Gambar 7.** Pengaturan Rentang Pembacaan Tegangan Sensor

kontinu, meskipun kenyataannya sinyal tersebut adalah sinyal digital. Pada kedua gambar tersebut juga dapat dilihat rentang ADC berada di 200-800 dari 1024 (10bit).



**Gambar 8.** Verifikasi Bentuk Gelombang Sinyal

Sinyal digital dalam bentuk nilai ADC yang selalu berubah-ubah dalam satu periode gelombang kemudian diproses kembali menggunakan pendekatan *moving window* sesuai persamaan (2). Hasilnya adalah nilai yang cenderung tetap yaitu RMS ADC yang bersesuaian dengan tegangan masukan. Pada penelitian ini, kalibrasi RMS ADC menjadi tegangan RMS sebenarnya dilakukan dengan mengambil 50 sampel dari tegangan 5 – 250 Vrms dengan kelipatan lima volt sebagai data pelatihan. Hasil pengukuran RMS ADC sensor dan RMS acuan multimeter yang menjadi data pelatihan seperti yang ditunjukkan oleh **Gambar 9**.



**Gambar 9.** Data Pelatihan Sebelum Kalibrasi dengan Least-Square

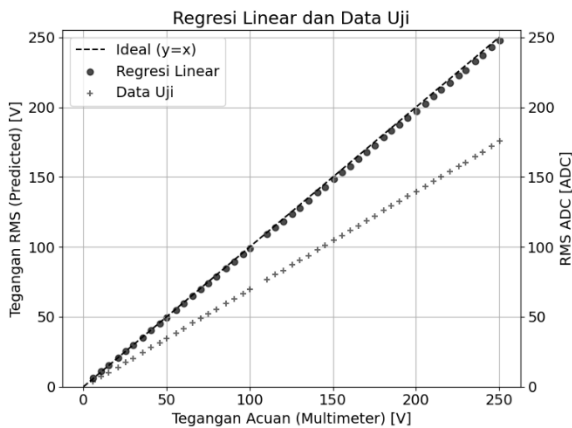
### A. Kalibrasi dengan Regresi Linear

Pendekatan regresi linear dilakukan untuk memperoleh hubungan matematis antara nilai RMS ADC sensor dan nilai tegangan acuan yang digambarkan melalui model regresi. Model tersebut dapat diperoleh dengan menemukan nilai koefisien  $a$  dan  $b$  menggunakan data pelatihan pada **Gambar 9** melalui persamaan (4) dan (5). Dari hasil perhitungan, diperoleh koefisien  $a$  sebesar 0,943 dan koefisien  $b$  sebesar 1,407. Koefisien  $a$  merepresentasikan konstanta koreksi, sedangkan koefisien  $b$  menggambarkan seberapa besar perubahan nilai tegangan ketika sensor mengalami kenaikan satu satuan. Pada hasil penelitian ini, tiap kenaikan satu ADC pada sensor menghasilkan tambahan sekitar 1,4 volt dengan koreksi 0,9 volt. Model yang diperoleh yaitu:

$$f(ADC_{rms}) = 0,943 + 1,407 \times ADC_{rms}$$

Pada penelitian ini, data uji yang tidak digunakan dalam proses kalibrasi digunakan untuk menguji seberapa baik model dapat memprediksi nilai tegangan RMS dari RMS ADC. Data uji merupakan pasangan tegangan acuan dan RMS ADC yang diukur pada tegangan 5 – 250 V dengan kelipatan 5 volt. Data tersebut seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 10** dengan simbol '+'. Ketika model regresi linear yang telah diperoleh diterapkan, maka diperoleh data seperti yang ditunjukkan pada gambar tersebut dengan simbol lingkaran. Pada gambar tersebut terlihat bahwa terjadi koreksi nilai RMS ADC menjadi tegangan RMS, dimana tegangan RMS yang diperoleh mendekati garis  $y = x$ . Garis tersebut adalah garis bantu yang menunjukkan seberapa tepat tegangan RMS hasil kalibrasi dari sensor terhadap nilai acuan. Pada tiap simbol lingkaran terlihat bahwa mereka tepat berada di garis bantu pada tegangan

rendah dan semakin bergeser ketika tegangan semakin tinggi.



Gambar 10. Perbandingan RMS ADC dan tegangan RMS pada Data Uji. (simbol +: data uji, simbol lingkaran: data prediksi model regresi linear)

### B. Kalibrasi dengan Regresi Polinomial

Pendekatan kedua yang dilakukan adalah regresi polinomial orde 2 yang juga dilakukan untuk memperoleh hubungan matematis antara nilai RMS ADC sensor dan nilai tegangan acuan. Pada model regresi polinomial orde 2 ditentukan tiga koefisien menggunakan data pelatihan, yaitu  $b_0$ ,  $b_1$ , dan  $b_2$ . Hasilnya diperoleh  $b_0 = 1,346$ ,  $b_1 = 1,393$ , dan  $b_2 = 73,8 \times 10^{-6}$ , sehingga persamaan model regresi polinomial orde 2 adalah:

$$f(ADC_{rms}) = 1,346 + 1,393x + 73,8 \times 10^{-6} \cdot ADC_{rms}^2$$

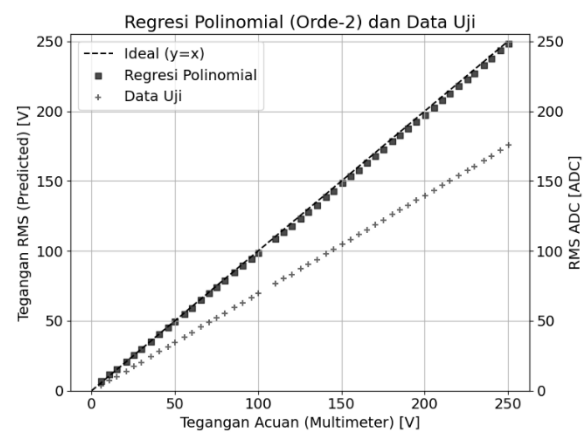
Pada pendekatan kedua ini, digunakan data uji yang sama seperti pada pendekatan regresi linear, yaitu tegangan dari 5 – 250 V dengan kelipatan 5 volt. Pendekatan regresi polinomial orde 2 kemudian diterapkan untuk memperoleh tegangan RMS. Hasilnya seperti yang ditunjukkan pada Gambar 11 dimana gambar ini membandingkan RMS ADC sensor dengan tegangan RMS yang diperoleh dari substitusi RMS ADC sensor ke persamaan model regresi polinomial orde 2. Pada gambar tersebut terlihat bahwa hasil tegangan RMS mendekati garis  $y = x$  yang menunjukkan bahwa nilai tegangan RMS model regresi polinomial orde 2 mendekati nilai tegangan acuan multimeter.

### C. Evaluasi Model

Pengetahuan mengenai seberapa baik hubungan matematis antara RMS ADC dan tegangan acuan dilihat melalui koefisien determinasi ( $r^2$ ). Model regresi linear yang diperoleh memiliki koefisien

determinasi 0,99996 terhadap data pelatihan yang artinya model tersebut dapat menggambarkan seluruh variasi tegangan acuan dengan baik. Maka, hubungan antara prediksi tegangan sensor dan tegangan acuan bersifat sangat kuat dan konsisten pada rentang 5 – 250 V. Namun, koefisien determinasi pada data uji turun menjadi 0,99924. Hal tersebut menunjukkan bahwa model regresi linear tetap memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru dimana mampu menggambarkan seluruh variasi tegangan acuan dengan kehilangan sedikit akurasi dibandingkan pada data pelatihan. Interpretasi serupa juga terjadi pada model regresi polinomial orde 2 dimana pada data pelatihan koefisien determinasi 0,99997 dan turun menjadi 0,99922 pada data uji. Dengan demikian, kedua model mampu merepresentasikan lebih dari 99,9% variasi data tegangan acuan.

Evaluasi kinerja kalibrasi dengan model regresi linear dan regresi polinomial orde 2 pada data uji dilakukan dengan menghitung sejumlah parameter kesalahan, yaitu MAE, MSE, RMSE, dan MAPE. Hasil perhitungan parameter kesalahan tersebut untuk model regresi linear dan regresi polinomial orde 2 ditunjukkan oleh Tabel I yang juga menunjukkan perbandingan keduanya.



Gambar 11. Perbandingan RMS ADC dan tegangan RMS pada Data Uji. (simbol +: data uji, simbol kotak: data prediksi model regresi polinomial)

Tabel I. Perbandingan Metrik Evaluasi Model Regresi Linear dan Regresi Polinomial pada Data Uji

Metrik	Linear	Polinomial Orde 2
MAE (V)	1,769	1,812
MSE (V <sup>2</sup> )	4,002	4,133
RMSE (V)	2	2,033
MAPE (%)	1,662	1,887

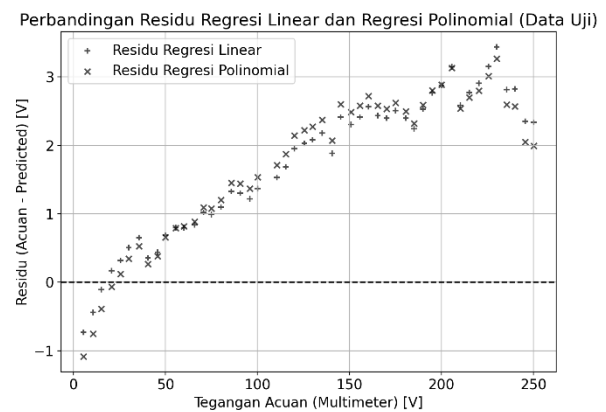
Pada model regresi linear, evaluasi kinerja kalibrasi pada data uji memberikan nilai MAE 1,769 V, MSE 4,002 V<sup>2</sup>, RMSE 2 V, dan MAPE 1,662%. Nilai MAE menunjukkan rata-rata

kesalahan absolut antara nilai prediksi sensor hasil kalibrasi dan nilai tegangan acuan multimeter, artinya secara umum setiap hasil prediksi berbeda sekitar  $\pm 1,769 V$  dari nilai acuan. Apabila data uji dengan model regresi linear dievaluasi dengan penalti yang lebih besar terhadap eror yang ekstrem, diperoleh MSE  $4,002 V^2$  yang mengindikasikan bahwa kesalahan besar jarang terjadi. Namun, MSE yang berada dalam satuan  $V^2$  seringkali sulit dipahami, sehingga RMSE mengembalikannya ke satuan  $V$  dengan tetap memberikan penalti yang lebih besar pada eror ekstrem. RMSE untuk data uji dengan model regresi linear adalah  $2 V$  yang menunjukkan rata-rata penyimpangan dari nilai acuan tidak lebih dari  $2 V$ . Selain itu, evaluasi dengan MAPE menunjukkan rata-rata hasil kalibrasi menyimpang  $1,662\%$  dari nilai acuan.

Pada model regresi polinomial orde dua, hasil evaluasi terhadap data uji menghasilkan nilai MAE sebesar  $1,812 V$ , MSE sebesar  $4,133 V^2$ , RMSE sebesar  $2,033 V$ , serta MAPE sebesar  $1,887\%$ . Nilai MAE tersebut merepresentasikan selisih absolut rata-rata antara hasil kalibrasi model dengan pengukuran multimeter, sehingga secara umum setiap estimasi tegangan berbeda sekitar  $\pm 1,8 V$  dari nilai sebenarnya. Jika dianalisis lebih lanjut dengan menggunakan MSE, nilai sebesar  $4,133 V^2$  menunjukkan bahwa kesalahan ekstrem relatif jarang terjadi, meskipun indikator ini cenderung menekankan penalti yang lebih besar pada deviasi besar. Untuk memudahkan interpretasi, MSE kemudian diturunkan menjadi RMSE, yang kembali pada satuan volt. RMSE sebesar  $2,033 V$  mengindikasikan bahwa penyimpangan tipikal kalibrasi dari nilai acuan masih berada di kisaran  $2 V$ , yang dapat dikatakan cukup kecil mengingat rentang pengujian mencapai  $250 V$ . Sementara itu, MAPE sebesar  $1,887\%$  menunjukkan bahwa kesalahan relatif rata-rata prediksi dibandingkan nilai acuan multimeter tetap berada di bawah  $2\%$ , sehingga akurasi model polinomial masih tergolong sangat baik.

Analisis terhadap data uji menunjukkan bahwa baik model regresi linear maupun regresi polinomial orde dua mampu menghasilkan estimasi tegangan dengan tingkat kesalahan yang rendah. Perbedaan nilai kesalahan antara kedua model relatif sangat kecil, yang berarti bahwa penambahan variabel kuadrat pada model polinomial tidak memberikan peningkatan akurasi yang signifikan. Dengan RMSE sekitar  $2 V$  dan MAPE kurang dari  $2\%$ , kedua model dapat dikategorikan akurat untuk keperluan kalibrasi sensor tegangan. Apabila ditinjau dari residu antara

kedua model yang digambarkan dalam grafik perbandingan (**Gambar 12**), maka tampak bahwa residu antara kedua model tidak berbeda jauh. Perbandingan tersebut juga memperlihatkan bahwa nilai kesalahan semakin besar pada tegangan tinggi yang menunjukkan adanya non-linearitas pada tegangan yang lebih tinggi, sehingga kedepannya perlu diminimalkan. Hal tersebut, dapat disebabkan oleh karakteristik komponen yang membangun sensor, diantaranya inti trafo yang dapat mengalami saturasi dan op-amp yang dapat menyebabkan distorsi ketika dikenakan tegangan tinggi. Dari sisi efisiensi komputasi dan kesederhanaan implementasi pada mikrokontroler, regresi linear lebih direkomendasikan karena mampu memberikan performa kalibrasi yang sebanding dengan polinomial tetapi dengan kompleksitas perhitungan yang lebih rendah.



**Gambar 12.** Perbandingan Residu Model Regresi Linear dan Regresi Polinomial pada Data Uji

#### IV. KESIMPULAN

Kalibrasi sensor tegangan ZMPT101B berhasil dilakukan dengan menggunakan metode *least-squares* melalui dua pendekatan, yakni regresi linear dan regresi polinomial orde dua. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kedua model mampu menurunkan deviasi pengukuran hingga berada dalam rentang  $\pm 2 V$ , dengan kesalahan relatif di bawah  $2\%$ . Perbedaan akurasi antara kedua model relatif kecil, sehingga regresi linear lebih direkomendasikan. Keunggulan utama pendekatan regresi linear adalah akurasinya yang sebanding dengan regresi polinomial, tetapi dengan kompleksitas komputasi yang lebih rendah serta kemudahan implementasi pada mikrokontroler. Adapun keterbatasannya adalah kecenderungan peningkatan kesalahan pada tegangan tinggi akibat adanya sifat non-linier yang belum sepenuhnya terkompensasi. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi pada model kalibrasi matematis sensor tegangan

dalam rentang penuh 5 – 250 V yang praktis untuk diimplementasikan dan telah divalidasi untuk sistem pengukuran energi rumah tangga. Temuan penelitian ini menyoroti potensi metode kalibrasi sistematis untuk mendukung keandalan meteran energi pintar berbasis IoT berbiaya rendah, sehingga mendukung efisiensi energi rumah tangga di era digital. Peluang penelitian selanjutnya meliputi penerapan metode kalibrasi non-linier yang lebih adaptif (misalnya *machine learning* atau regresi *piecewise*), pengujian pada beban rumah tangga yang sesungguhnya, serta integrasi dengan platform IoT untuk pemantauan tegangan secara *real-time*.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan penghargaan dan terima kasih kepada Program Studi Teknik Elektro, Institut Teknologi Sumatera, atas dukungan fasilitas laboratorium selama pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih khusus juga disampaikan kepada korndorfer dan JonHub di Github yang telah menyediakan *fritzing part* ZMPT101B serta pustaka filter yang digunakan dalam penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] PT PLN (Persero), "Statistics PLN 2024," Jakarta, 2025.
- [2] M. A. Andor, D. H. Bernstein, dan S. Sommer, "Determining the efficiency of residential electricity consumption," *Empir Econ*, vol. 60, no. 6, hlm. 2897–2923, Jun 2021, doi: 10.1007/s00181-020-01967-4.
- [3] W. Chen, M. Alharthi, J. Zhang, dan I. Khan, "The need for energy efficiency and economic prosperity in a sustainable environment," *Gondwana Research*, vol. 127, hlm. 22–35, Mar 2024, doi: 10.1016/j.gr.2023.03.025.
- [4] H. N. Isnianto, M. Arrofiq, R. Rahmawati, dan B. M. Tyoso, "Sistem Telemonitoring KWH Meter Menggunakan Modul Wi-Fi ESP8266 Berbasis Arduino Uno," *Jurnal Rekayasa Elektrika*, vol. 15, no. 1, hlm. 25–33, Apr 2019, doi: 10.17529/jre.v15i1.12968.
- [5] N. S. Utami, G. R. Banurea, D. Rahmadana, dan M. I. Robbani, "Implementasi Sensor Arus dan Tegangan Pada Sistem Monitoring Arus Dan Tegangan (SIKUU)," *ELECTRA: Electrical Engineering Articles*, vol. 4, no. 2, hlm. 47–55, Mar 2024, doi: 10.25273/electra.v4i2.19387.
- [6] I. Anugrah, "Pengukur Daya Listrik Menggunakan Sensor Arus ACS712-05A dan Sensor Tegangan ZMPT101B," UNY, 2017. Diakses: 1 September 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://eprints.uny.ac.id/60197>
- [7] B. R. Abdilah, A. Syakur, dan Y. Alvin, "Perancangan Prototipe Alat Ukur Tegangan Ujung Feeder Menggunakan Metode Pembagi Tegangan," *Transient: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 10, no. 1, hlm. 48–53, Mar 2021, doi: 10.14710/transient.v10i1.48-53.
- [8] G. Santoso, W. Handajadi, D. S. Hani, dan G. H. Baskara, "Rancang Bangun Alat Ukur dan Pengendali Pemakaian Daya Listrik berbasis SMS Gateway," *Prosiding Simposium Nasional Rekayasa Aplikasi Perancangan dan Industri*, hlm. 28–33, Jan 2020, Diakses: 16 September 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://proceedings.ums.ac.id/rapi/article/view/1322>
- [9] J. Geraldine, R. Ramiati, dan R. Dewi, "Smart Light Electricity Automation and Monitoring System Based on the Internet of Things (IOT) on Campus Environment Prototype," *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, vol. 4, no. 2, hlm. 805–813, Des 2024, doi: 10.47709/brilliance.v4i2.5082.
- [10] J. Lianda, D. Handarly, dan A. Adam, "Sistem Monitoring Konsumsi Daya Listrik Jarak Jauh Berbasis Internet of Things," *JTERA (Jurnal Teknologi Rekayasa)*, vol. 4, no. 1, hlm. 79–84, Mei 2019, doi: 10.31544/jtera.v4.i1.2019.79-84.
- [11] A. M. Adiaputri dan S. Rosyadi, "Telemetry System Design for Monitoring Electrical Energy in Residential Homes," *Journal of Robotics, Automation, and Electronics Engineering*, vol. 2, no. 2, hlm. 1000–111, Agu 2024, doi: 10.21831/jraee.v2i2.614.
- [12] A. Q. Mohammed, Z. H. D. ALBadri, I. M. Jawad, dan I. R. N. ALRubeei, "Using IoT applications for detection of the overvoltage and undervoltage in electrical systems," *Sustainable Engineering and Innovation*, vol. 7, no. 1, hlm. 41–50, Feb 2025, doi: 10.37868/sei.v7i1.id436.
- [13] A. Latifah dan R. A. Nugeraha, "Design and Build a Smart Electrical Socket Using Iot Based Arduino Uno Microcontroller," *Journal of Electrical, Electronic, Information, and Communication Technology*, vol. 6, no. 2, hlm. 72–77, Nov 2024, doi: 10.20961/jeecit.6.2.92607.
- [14] I. Al Fatoni, Suhanto, dan P. Iswahyudi, "Rancang Bangun Smart Socket Menggunakan Arduino Berbasis Internet Of Things," *Prosiding SNITP (Seminar Nasional Inovasi Teknologi Penerbangan)*, vol. 5, no. 1, hlm. 1–11, 2020, doi: <https://doi.org/10.46491/snitp.v5i1.875>.
- [15] N. Rohman, Y. Christyono, dan D. Sukiswo, "Perancangan Sistem Monitoring Tegangan, Daya Dan Faktor Daya Pada Stop Kontak Berbasis Internet Of Things," *TRANSIENT*, vol. 9, no. 3, hlm. 399–405, Sep 2020, doi: <https://doi.org/10.14710/transient.v9i3.399-405>.
- [16] I. K. Adyana Putra, I. N. Satya Kumara, dan I. G. A. P. Raka Agung, "Rancang Bangun Sistem Monitoring Tegangan, Arus, dan Kecepatan Mobil Listrik Agnijaya Weimana," *Jurnal SPEKTRUM*, vol. 10, no. 4, hlm. 205–215, Des 2023, doi: 10.24843/SPEKTRUM.2023.v10.i04.p25.
- [17] S. Supono, T. Rijanto, dan J. W. Leksono, "Perancangan Sistem Kendali dan Monitoring Tegangan Motor 3 Fasa Berbasis Internet of Things Menggunakan Aplikasi Blynk," *Indonesian Journal of Engineering and Technology (INAJET)*, vol. 3, no. 1, hlm. 38–45, Sep 2020, doi: 10.26740/inajet.v3n1.p38-45.
- [18] M. Taif, M. Y. Hi. Abbas, dan M. Jamil, "Penggunaan Sensor ACS712 Dan Sensor Tegangan Untuk Pengukuran Jatuh Tegangan Tiga Fasa Berbasis Mikrokontroler dan Modul GSM/GPRS Shield," *PROtek: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 6, no. 1, hlm. 42–47, 2019, doi: 10.33387/protek.v6i1.1009.
- [19] A. Juwito, D. Diono, dan M. Jihad, "Design a Prototype Monitoring System and Data Logging for 3-Phase Electrical Systems," dalam *Proceedings of the 5th International Conference on Applied Engineering, ICAE 2022, 5 October 2022, Batam, Indonesia*, EAI, 2023. doi: 10.4108/eai-5-10-2022.2327860.
- [20] F. N. Fauzan, S. Utami, dan M. R. B. Pratama, "Monitoring Sistem Kelistrikan Tiga Fasa Berbasis IoT dengan Sensor ACS712 dan ZMPT101B," *Jurnal Teknik Energi*, vol. 13, no. 1, hlm. 24–29, Agu 2024, doi: 10.35313/v13i1.5246.
- [21] R. C. Mara, "Rancang Bangun Prototipe New Type Multi User Kwh Meter Berbasis Arduino Pada Laboratorium Sistem Daya Elektrik," Malang, 2018. Diakses: 16 September 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://repository.ub.ac.id/id/eprint/163023/>
- [22] Y. A. Miftahulumudin, M. Munadi, dan M. N. Setiawan, "Kalibrasi Sensor Pada Sistem Data Akuisisi Alat Uji Unjuk Kerja Turbin Angin," *JURNAL TEKNIK MESIN*, vol. 12, no. 1, hlm. 65–70, Jan 2024.
- [23] I. Abubakar, S. A. Khalid, M. W. Mustafa, H. Shareef, dan M. Mustapha, "Calibration of ZMPT101B Voltage Sensor Module using Polynomial Regression for Accurate Load Monitoring," *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 12, no. 4, hlm. 1076–1084, Feb 2017.
- [24] H.-J. Kim, Y.-H. Cho, dan S.-H. Lee, "A study on the sensor calibration method using data-driven prediction in VAV terminal unit," *Energy Build*, vol. 258, 111449, Mar 2022, doi: 10.1016/j.enbuild.2021.111449.

- [25] M. Taştan, "Machine Learning-Based Calibration and Performance Evaluation of Low-Cost Internet of Things Air Quality Sensors," *Sensors*, vol. 25, no. 10, 3183, Mei 2025, doi: 10.3390/s25103183.
- [26] R. T. Putra dan M. A. R. Pohan, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Meningkatkan Akurasi Sensor Arus PZEM-004T," *Telekontran: Jurnal Ilmiah Telekomunikasi, Kendali dan Elektronika Terapan*, vol. 12, no. 2, hlm. 119–129, Okt 2024, doi: 10.34010/telekontran.v12i2.9687.
- [27] A. Jierula, S. Wang, T.-M. OH, dan P. Wang, "Study on Accuracy Metrics for Evaluating the Predictions of Damage Locations in Deep Piles Using Artificial Neural Networks with Acoustic Emission Data," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 5, 2314, Mar 2021, doi: 10.3390/app11052314.
- [28] D. R. Hartono, "Monitoring Daya Listrik Berbasis Internet of Things Menggunakan Metode Simple Exponential Smoothing untuk Prediksi Kebutuhan Energi," *CYCLOTRON*, vol. 6, no. 2, hlm. 59–67, Agu 2023, doi: 10.30651/cl.v6i2.17948.
- [29] J.-M. Flores-Arias, M. Ortiz-Lopez, F. J. Quiles Latorre, F. J. Bellido-Outeiriño, dan A. Moreno-Muñoz, "A Memory-Efficient True-RMS Estimator in a Limited-Resources Hardware," *Energies (Basel)*, vol. 12, no. 9, 1699, Mei 2019, doi: 10.3390/en12091699.
- [30] E. Kreyszig, H. Kreyszig, dan E. J. Norminton, *Advanced Engineering Mathematics*, 10 ed. Hoboken: Wiley, 2011.