



***Monitoring pemakaian daya dan arus pada
kinerja mesin serta penentuan tarif produksi
mesin cnc router laser cutting berbasis Iot
menggunakan TinyML***

Tugas Akhir

Oleh:

Carlenton Muhammad Rafif (4212201007)

**Program Studi Mekatronika
Jurusan Teknik Elektro
Politeknik Negeri Batam
2025**

Pernyataan Keaslian Tugas Akhir

Saya yang bertandatangan dibawah ini menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya yang berjudul : “Monitoring pemakaian daya dan arus serta penentuan tarif produksi mesin *cnc Router Laser Cutting* berbasis *lot* menggunakan *TinyML*” adalah **hasil karya sendiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diizinkan, dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.** Semua referensi yang dikutip atau dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan saya ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Batam, 19 Januari 2026



Nama Carlenton Muhammad Rafif
NIM: 4212201007

Lembar Pengesahan

Tugas Akhir disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
sarjana terapan teknik (S.Tr.T)
di
Politeknik Negeri Batam

Disusun oleh:
Carlenton Muhammad Rafif (4212201007)

Tanggal Seminar: 19 Januari 2026

Disetujui oleh :



1. Dr. Abdurahman
Dwijotomo, S. ST , M.Sc
NIK:122257



2. Daniel Sutopo Pamungkas,
S.T.,M.T.,Ph.D
NIK:100006



1. Adlian Jefiza, S.Pd., M.T
NIK:119220



2. Fadli Firdaus, S.Pd., M.Pd
NIK: 122271

Monitoring pemakaian daya dan arus serta penentuan tarif produksi mesin cnc *Router Laser Cutting* berbasis lot menggunakan *TinyML*

Abstrak

Monitoring pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin serta penentuan tarif produksi pada mesin CNC Router Laser Cutting merupakan langkah penting untuk meningkatkan efisiensi energi dan akurasi perhitungan biaya produksi pada pengusaha percetakan. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem monitoring berbasis Internet of Things (IoT) yang mampu memantau parameter kelistrikan mesin secara real-time serta mengklasifikasikan kondisi kinerja mesin menggunakan pendekatan Tiny Machine Learning (TinyML). Sistem dikembangkan menggunakan sensor PZEM-004T untuk mengukur tegangan, arus, dan daya listrik, serta sensor DS18B20 untuk mengukur suhu kerja mesin. Data sensor dikirimkan ke Firebase dan ditampilkan melalui antarmuka web. Selanjutnya, data tersebut diproses menggunakan metode Multilayer Perceptron (MLP) untuk mengklasifikasikan kondisi mesin ke dalam kategori Daya normal dan Daya heavy, serta digunakan sebagai dasar dalam penentuan tarif produksi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sensor PZEM-004T memiliki rata-rata error pengukuran sebesar 0,39% untuk tegangan dan 5,39% untuk arus, sedangkan sensor DS18B20 memiliki rata-rata error sebesar 0,31%, sehingga dinilai cukup akurat untuk sistem monitoring. Model MLP yang diimplementasikan menggunakan TinyML pada ESP32 mampu mengklasifikasikan kondisi kinerja mesin dengan baik berdasarkan parameter konsumsi daya dan suhu. Sistem yang dikembangkan juga berhasil menghitung tarif produksi secara lebih akurat berdasarkan durasi operasi dan konsumsi energi mesin.

Kata kunci: Pemantauan kinerja mesin, konsumsi energi listrik, Multilayer Perceptron, TinyML, IoT

Monitoring power and current usage and determining production rates for IoT-based CNC laser cutting routers using TinyML

Abstract

Monitoring power and current consumption on machine performance and determining production rates on CNC Router Laser Cutting machines is an important step to improve energy efficiency and accuracy of production cost calculations for printing entrepreneurs. This study aims to design and implement an Internet of Things (IoT) based monitoring system that is able to monitor machine electrical parameters in real-time and classify machine performance conditions using the Tiny Machine Learning (TinyML) approach. The system was developed using a PZEM-004T sensor to measure voltage, current, and electrical power, as well as a DS18B20 sensor to measure the machine's working temperature. Sensor data is sent to Firebase and displayed via a web interface. Furthermore, the data is processed using the Multilayer Perceptron (MLP) method to classify machine conditions into normal power and heavy power categories, and is used as a basis for determining production rates. The test results show that the PZEM-004T sensor has an average measurement error of 0.39% for voltage and 5.39% for current, while the DS18B20 sensor has an average error of 0.31%, so it is considered quite accurate for a monitoring system. The MLP model implemented using TinyML on ESP32 is able to classify machine performance conditions well based on power consumption and temperature parameters. The developed system also succeeded in calculating production rates more accurately based on the duration of operation and machine energy consumption.

Keywords: *Machine performance monitoring, electrical energy consumption, Multilayer Perceptron, TinyML, IoT*

Kata Pengantar

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini. Laporan ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat kelulusan jenjang Diploma IV Program Studi Teknik Mekatronika Politeknik Negeri Batam.

Laporan ini mengaplikasikan Monitoring pemakaian daya dan arus serta penentuan tarif produksi mesin *cnc Router Laser Cutting* berbasis *lot* menggunakan *TinyML*. Sistem ini dirancang untuk monitoring daya dan arus pada kinerja mesin *CNC Router Laser Cutting* yang dapat memudahkan pengusaha untuk monitoring kinerja dari mesin yang di gunakan.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah SWT atas segala nikmat yang diberikan.
2. Kedua orang tua dan keluarga atas doa dan dukungannya.
3. Bapak Diono, S.Tr.T., M.Sc, selaku Kepala Program Studi Teknik Mekatronika.
4. Bapak Indra Hardian Mulyadi, S.T., M.Eng, selaku Kepala Jurusan Teknik Elektro.
5. Bapak Adlian Jefiza, S.Pd., M.T dan Bapak . Fadli Firdaus, S.Pd., M.Pd
,selaku dosen pembimbing tugas akhir.
6. Seluruh dosen Teknik Elektro dan teman-teman yang membantu proses ini.
7. Seluruh teman-teman yang telah membantu atas terselesaikannya buku laporan ini.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih memiliki kekurangan. Oleh karena itu, saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan. Bagian ini berisi pengantar penulis dan ucapan terima kasih kepada individu maupun lembaga yang mendukung Tugas Akhir.

Batam, 19 Januari 2026



Carlenton Muhammad Rafif

Daftar Isi

Pernyataan Keaslian Tugas Akhir	i
Lembar Pengesahan	ii
Abstrak	iii
<i>Abstract</i>	iv
Kata Pengantar	v
Daftar Isi	vi
Daftar Gambar	ix
Daftar Tabel	x
Bab 1. Pendahuluan	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan	3
1.4. Manfaat	3
1.5. Batasan	3
Bab 2. Tinjauan Pustaka	4
2.1 Penelitian Terdahulu	4
2.2 Dasar Teori	9
2.2.1 Mesin CNC Router Laser Cutting SCULFUN S30 PRO	9
2.2.2 Internet of things	9
2.2.3 Tiny Machine Learning (TinyML)	10
2.2.4. Multilayer Perceptron	10
2.2.6 Sensor PZEM	11
2.2.7 Catu Daya 5V/5A	11
2.2.8 ESP 32	12
2.2.9 Sensor ds18b20	12
2.2.10 LCD 16x2	13
2.2.11 Arduino IDE	13

2.2.12 <i>FireBase</i>	14
Bab 3. Metodologi Penelitian / Metode Pelaksanaan	15
3.1. Alur Penelitian	15
3.1.1. Perancangan Sistem	16
3.1.2. Perancangan Mekanikal	17
.....	18
3.1.3. Perancangan Elektrikal	19
3.1.3. Perancangan Program	21
3.2. Alat dan Bahan (Opsional)	22
3.3. Pengumpulan Data	23
3.4. Pra-pemrosesan Data	23
3.5. Perancangan Model <i>Multilayer Perceptron</i> (MLP)	23
3.6. Pelatihan Model	24
3.7. Training data	25
3.8. Pengujian	25
3.8.1. Pengujian Mekanikal	25
3.8.2. Pengujian Elektrikal	25
3.8.3. Pengujian Interface	25
3.8.4. Pengujian Pembacaan Sensor	25
3.8.5. Pengujian Tarif Produksi	26
3.8.6. Pengujian model	26
Bab 4. Hasil Dan Pembahasan	27
4.1 Hasil Perancangan Mekanikal	27
4.2 Hasil Pengujian Elektrikal	28
4.3 Hasil Pengujian Pembacaan Sensor	28
4.3.1 Sensor Pzem-004T	29
4.3.2 Sensor Ds18b20	30
4.4 Hasil Pengujian Interface	30
4.4.1 Hasil Pengujian Pada Menu Login	30

4.4.2 Hasil Pengujian Menu Monitoring	31
4.4.3 Hasil pengujian fungsional dari interface atau GUI	32
4.4.4 Hasil Pengujian Riwayat Data	33
4.5 Hasil Pengujian Penentuan Tarif Produksi	34
4.6 Hasil Dataset.....	36
4.6.1 Dataset Mentah.....	36
4.6.2 Dataset <i>preprocessing</i>	37
4.6.3 Hasil pembuatan label dataset	38
4.7 Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model MLP	39
4.7.1 Hasil Pelatihan Model.....	39
4.7.2 Evaluasi Model	41
4.7.3 Konversi Model.....	43
4.7.4 Integrasi Model	44
4.8 Hasil Pengujian Model.....	44
Bab 5. Kesimpulan dan saran	47
5.1 Kesimpulan	47
5.2 Saran	48
Daftar Pustaka	49
Biodata	51
Lampiran	52

Daftar Gambar

Gambar 1. <i>Sculfun S30 Pro</i>	9
Gambar 2. Sensor PZEM	11
Gambar 3. Catu Daya 5V/5A	11
Gambar 4. ESP 32	12
Gambar 5. Sensor Ds18b20	12
Gambar 6. LCD 16x2	13
Gambar 7. <i>Arduino IDE</i>	13
Gambar 8. Firebase	14
Gambar 9. Flowchart Alur Penelitian	15
Gambar 10. Diagram Blok Sistem	16
Gambar 11. Flowchart Mekanikal	17
Gambar 12. Desain Box	18
Gambar 13. Ukuran Desain Box	18
Gambar 14. Flowchart Elektrikal	19
Gambar 15. Elektrical sistem	20
Gambar 16. Diagram alir Program	21
Gambar 17. Interface data	22
Gambar 18. Pelatihan Model	24
Gambar 19. Hasil perancangan mekanikal	27
Gambar 20. Hasil perancangan elektrikal	28
Gambar 21. Hasil tampilan menu login	31
Gambar 22. Hasil pengujian interface	32
Gambar 23. Hasil pengujian riwayat data	34
Gambar 24. Grafik Loss dan Accuracy	40
Gambar 25. Confusion Matrix	43
Gambar 26. integrasi model	44

Daftar Tabel

Table 1. Penelitian Terdahulu.....	5
Table 2. Keterangan Komponen	20
Table 3. Alat dan Bahan.....	22
Table 4 Tabel hasil pembacaan sensor Pzem 004t	29
Table 5 Tabel hasil pembacaan sensor Ds18b20	30
Table 6 Hasil pengujian fungsional interface.....	33
Table 7.Hasil penentuan tarif produksi	35
Table 8 Dataset Mentah	36
Table 9 Hasil dataset preprocesing	37
Table 10 Hasil Label dataset	38
Table 11.Pelatihan Model	40
Table 12. Hasil evaluasi model	42
Table 13 Pengujian Model.....	45

Bab 1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Teknologi *CNC Router Laser Cutting* saat ini telah banyak digunakan di berbagai sektor, seperti industri manufaktur, medis, hingga percetakan. Salah satu jenis laser yang umum digunakan dalam industri adalah Laser CO₂, karena memiliki daya yang besar dan fleksibel untuk memotong berbagai material seperti besi, aluminium, dan kayu. Integrasi sistem CNC dalam pemotongan laser memungkinkan proses berjalan secara otomatis berdasarkan desain digital, seperti yang dibuat melalui aplikasi *Lightburn*. Teknologi ini tidak hanya meningkatkan efisiensi produksi, tetapi juga memungkinkan hasil pemotongan yang konsisten dan presisi tinggi[1]

Namun demikian, meskipun pemanfaatan mesin *CNC laser cutting* sudah luas, masih banyak pelaku industri kecil yang belum memiliki sistem pemantauan terhadap konsumsi energi dan pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin secara real-time seperti di CV. Andika Percetakan. Pengukuran umumnya dilakukan secara manual menggunakan alat ukur sederhana, yang berakibat pada data yang tidak akurat, sulit diakses, dan memakan waktu lama. Hal ini menyulitkan pengusaha di CV. Andika Percetakan untuk menghitung biaya produksi secara tepat, khususnya dalam menentukan harga jual untuk pemotongan material seperti akrilik.[2] Dengan perancangan sistem pemantauan energi listrik berbasis IoT ini ditujukan untuk menyediakan informasi terkait pengukuran energi listrik, seperti Tegangan (Volt), dan Arus (Ampere) dan hasil dari pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin.

Untuk menjawab tantangan tersebut, penelitian ini merancang sebuah sistem pemantauan berbasis *Internet of Things* (IoT) yang mampu mengukur parameter kelistrikan seperti tegangan dan arus secara otomatis melalui sensor. Data yang dikumpulkan akan dikirim ke server dan ditampilkan dalam antarmuka web yang informatif, sehingga memudahkan pelaku usaha dalam memantau konsumsi energi mesin secara langsung. [3]

Dalam pemantauan kinerja mesin *CNC Router Laser Cutting*, permasalahan yang juga dihadapi adalah tidak adanya sistem yang mampu mengidentifikasi kondisi mesin secara otomatis apakah sedang bekerja dalam kondisi normal atau *heavy*. Parameter seperti arus, daya listrik, suhu, dan waktu operasi mesin yang bersifat dinamis dan tidak linear menyebabkan sulitnya menentukan batas normal secara manual. Pengusaha atau operator biasanya hanya memantau kinerja mesin secara visual atau melalui pencatatan sederhana, yang cenderung kurang akurat dan tidak efisien dalam mendeteksi masalah dini seperti pemborosan energi. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini menggunakan metode *Multilayer Perceptron* (MLP), yang merupakan salah satu algoritma

machine learning tipe supervised learning. MLP dipilih karena memiliki kemampuan memetakan hubungan non-linear antara parameter sensor dan dapat mempelajari pola konsumsi energi mesin CNC dari data historis yang dikumpulkan. Hasil pelatihan model MLP digunakan untuk membuat sistem klasifikasi prediktif, yang dapat menentukan apakah mesin sedang bekerja dalam kondisi Daya normal atau Daya *heavy* secara otomatis.

Selain itu, beberapa penelitian terdahulu juga menjadi landasan dalam pengembangan sistem ini. Penelitian oleh Ahmad Muzakir (2023) yang mengembangkan sistem monitoring daya listrik berbasis IoT menunjukkan keberhasilan dalam pengumpulan data konsumsi energi secara real-time, namun belum dilengkapi dengan sistem prediksi kondisi mesin berdasarkan data tersebut.[4] .Selanjutnya Penelitian oleh Putra Rizki (2023) terkait pemantauan mesin CNC dengan Internet of Things juga berfokus pada pencatatan aktivitas mesin tanpa menganalisis atau mengklasifikasikan kondisi kinerjanya.[5]. Sementara itu, pemanfaatan metode TinyML di perangkat mikrokontroler seperti ESP32 telah dikembangkan dalam penelitian Schizas, Nikolaos Karras (2022), meskipun aplikasinya lebih difokuskan pada pemantauan energi di sektor non-industri dan belum digunakan untuk klasifikasi kinerja mesin produksi. [6] Penggunaan machine learning (TinyML) pada tugas akhir ini dipilih karena karakteristik konsumsi daya mesin CNC router laser cutting bersifat dinamis dan tidak linear. Nilai arus, daya, dan suhu dapat berubah tergantung kondisi pemotongan, sehingga sulit ditentukan menggunakan threshold. Pendekatan threshold bersifat statis, subjektif, dan kurang adaptif terhadap perubahan kondisi mesin.penggunaan metode konvensional seperti thresholding tidak cocok untuk penelitian ini sehingga tidak di pilih.

Dari hasil studi tersebut dapat dilihat bahwa sistem monitoring energi listrik telah banyak dikembangkan, demikian pula sistem klasifikasi dengan machine learning. Namun, belum ada penelitian sebelumnya yang mengintegrasikan metode klasifikasi *Multilayer Perceptron* (MLP) berbasis TinyML dalam sistem monitoring konsumsi daya mesin CNC *Router Laser Cutting* untuk melakukan klasifikasi kinerja mesin secara real-time.

Oleh karena itu, penelitian ini dikembangkan untuk mengisi celah tersebut dengan merancang sistem monitoring berbasis IoT dan machine learning yang tidak hanya memantau konsumsi energi mesin, tetapi juga mampu memprediksi kondisi kinerja mesin sebagai normal atau *heavy* sehingga dapat membantu pengusaha mengambil keputusan terkait efisiensi produksi dan perhitungan tarif produksi secara lebih akurat.

1.2. Rumusan Masalah

1. Bagaimana merancang sistem monitoring pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin, berbasis IoT yang mampu mengukur secara real-time?
2. Bagaimana cara metode *Multilayer Perceptron* yang dapat digunakan untuk menganalisis data dari pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin?

1.3. Tujuan

1. Menentukan tarif produksi berdasarkan konsumsi daya dan ukuran pemotongan.
2. Monitoring pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin menggunakan Tinyml dengan metode *Multilayer Perceptron* dalam memberikan hasil normal atau *heavy*.
3. Menganalisis efisiensi tariff produksi berdasarkan hasil biaya produksi.

1.4. Manfaat

1. Memberikan kemudahan kepada pengusaha dalam melakukan monitoring konsumsi energi dan efisiensi mesin secara langsung.
2. Membantu dalam penentuan harga jual produk berdasarkan biaya produksi.
3. Mengoptimalkan penggunaan energi listrik serta meningkatkan efisiensi daya pada operasional mesin CNC *router laser cutting*.

1.5. Batasan

1. Penelitian hanya berfokus pada Monitoring pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin dan penentuan tarif produksi.
2. Data yang diambil dan dianalisis hanya mencakup konsumsi daya listrik, kinerja mesin .
3. Jenis bahan yang digunakan dalam pengujian terbatas pada jenis akrilik Hitam dengan ketebalan 3mm.

Bab 2. Tinjauan Pustaka

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam penelitian ini peneliti mengambil beberapa referensi dari para peneliti sebelumnya, kegiatan ini dilakukan sebagai bentuk perbandingan mengenai kelebihan atau kekurangan dari penelitian-penelitian sebelumnya. Peneliti juga mencari informasi lain dari paper, jurnal, maupun situs website yang berkaitan dengan teori-teori yang akan kami gunakan untuk penelitian ini.

Penelitian yang dilakukan oleh SAPUTRA, RONI SUNARDIYO (2023) berjudul “Analisis Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan-*Multilayer Perceptron* untuk Efektivitas Estimasi Beban Energi Listrik PT. PLN (Persero) UP3 Salatiga” Penelitian ini bertujuan untuk , memperoleh model estimasi beban energi listrik yang lebih akurat dan efektif dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan tipe *Multilayer Perceptron* (MLP) dan digunakan untuk menguji berbagai variasi arsitektur MLP, khususnya jumlah hidden layer dan node pada setiap layer, guna mendapatkan konfigurasi terbaik yang mampu memprediksi beban energi listrik secara tepat. Namun belum memanfaatkan sistem pemantauan berbasis Internet of Things (IoT).

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan Jokanan, James William Widodo, Arif Kholis, Nur Rakhmawati, Lusia (2022) berjudul “Rancang Bangun Alat Monitoring Daya Listrik Berbasis IoT Menggunakan *Firebase* dan Aplikasi “Penelitian ini bertujuan untuk Merancang dan mengembangkan sistem monitoring penggunaan daya listrik berbasis *Internet of Things* (IoT) yang dapat memantau konsumsi listrik secara *real-time* pada peralatan listrik rumah tangga. Kelebihan utama dari sistem ini terletak pada kemampuan akses data melalui perangkat digital, namun penerapannya terbatas pada peralatan listrik rumah tangga dan tidak mencakup pengukuran performa kinerja mesin dalam kondisi normal atau *heavy*.

Sementara itu, Nugraha, Alpin Cahyadi, Dede Handayani, dan Dini Oktarina Dwi (2021) dalam penelitiannya berjudul “*Sistem Monitoring dan Kontrol Konsumsi Listrik Rumah Tangga Berbasis IoT dan Android*” lebih menekankan pada aspek pengendalian perangkat listrik rumah tangga secara otomatis melalui aplikasi berbasis Android. Sistem ini unggul dalam sisi kontrol dan integrasi antarmuka pengguna, namun belum mencakup pengukuran dan analisis terhadap data produktivitas atau tarif operasional.

Pada penelitian[7][8][9] berdasarkan tinjauan tersebut, dapat disimpulkan bahwa sistem pemantauan konsumsi energi listrik berbasis IoT telah banyak dikembangkan, baik untuk skala rumah tangga maupun industri. Namun, sebagian besar penelitian tersebut belum mengintegrasikan teknologi pemantauan daya secara real-time dengan metode kecerdasan buatan yang

ringan seperti Tiny Machine Learning (TinyML). Selain itu, belum ditemukan penelitian yang secara khusus menghubungkan hasil pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin dengan penentuan tarif produksi berbasis klasifikasi efisiensi energi menggunakan metode *Multilayer Perceptron* (MLP) yang ditanamkan langsung pada mikrokontroler seperti ESP32. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki kontribusi penting dalam mengisi celah tersebut dengan merancang sistem monitoring berbasis IoT dan TinyML yang mampu mengklasifikasikan kinerja mesin CNC Router Laser Cutting, serta membantu pelaku industri dalam menetapkan tarif produksi secara lebih tepat dan efisien. Pada penelitian ini memiliki perbedaan yaitu Mengintegrasikan sensor arus dan daya (PZEM) serta sensor suhu sebagai sumber data utama untuk monitoring konsumsi energi mesin CNC Router Laser Cutting dengan menggunakan metode *Multilayer Perceptron* untuk melakukan klasifikasi kondisi pada mesin dengan output normal atau *heavy* yang belum di terapkan pada penelitian sebelumnya.

Untuk memperkuat landasan penelitian ini, penulis mengumpulkan sejumlah literatur yang relevan dengan sistem yang dikembangkan. Tabel 1 menyajikan sepuluh penelitian terdahulu yang dijadikan referensi sekaligus acuan dalam penyusunan dan pelaksanaan penelitian ini.

Table 1. Penelitian Terdahulu

No	Tahun	Penulis	Jurnal	Metode	Kelemahan
1	2023	Putra Rizki, Rizki	SMART MONITORING DAN EVALUASI KINERJA MESIN CNC DENGAN METODE OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS BERBASIS IOT	<i>Overall Equipmen tEffective ness</i>	Sistem monitoring berbasis IoT sangat bergantung pada koneksi internet yang stabil, Masalah pada API atau server juga dapat menyebabkan kegagalan pengiriman data

2	2023	SAPUTRA, RONI SUNARDIYO	Analisis Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan- <i>Multilayer Perceptron</i> untuk Efektivitas Estimasi Beban Energi Listrik PT. PLN (Persero) UP3 Salatiga	<i>Multilayer Perceptro n</i>	Nilai yg di hasilkan Overfitting pada Data Pelatihan
3	2020	Ridyandhika Riza Ibrahim, Beki Yulianti, ST. MT	Rancang Bangun Monitoring Pemakaian Arus Listrik PLN Berdasarkan IoT	Rancang Bangun	Tidak menggunakan LCD dan terkendala dalam jaringan internet
4	2023	Alfian, Zidan Adha,Hapsari, Ambar Tri,Alhidayatuddiniy ah,	Monitoring Listrik Server dengan <i>Fuzzy Logic</i> Melalui IoT dan Aplikasi Web	<i>Fuzzy Logic</i>	Penelitian ini umumnya diuji pada lingkungan server tertentu dengan skala terbatas
5	2024	Aprilianto Agung Pradana, Prasetyo Yuliantoro, Slamet Indriyanto	PERANCANGAN SISTEM MONITORING DAYA LISTRIK 1 FASA PADA	Kuantitatif	Penelitian ini kurang menjelaskan mengenai metode

			RUMAH TANGGA BERBASIS <i>INTERNET OF THINGS</i> (IoT)		penelitian dan Ketergantungan pada koneksi internet dan jaringan WiFi
6	2021	Arif Rahkman Suharso, Alpin Nugraha, dan Dini Oktarina Dwi Handayani	SISTEM MONITOR DAN KONTROL KONSUMSI LISTRIK RUMAH TANGGA BERBASIS IOT DAN <i>ANDROID</i>	Pendekatan kuantitatif	Penelitian ini masih Ketergantungan pada koneksi Bluetooth untuk komunikasi antara sistem dan aplikasi Android yang membatasi jarak pemantauan karena jangkauan Bluetooth terbatas
7	2020	Nasution H.	Implementasi <i>Logika Fuzzy</i> pada Sistem Kecerdasan Buatan	<i>Fuzzy Logic</i>	Pada jurnal ini kurang menjelaskan metode fuzzy logic dan Tidak ada pendekatan sistematis dalam penerapan logika fuzzy
8	2021	Adam Puspabhuana, Yudi	RANCANG BANGUN	Rancang	Sistem mengalami

		Dwi Arliyanto	PURWARUPA APLIKASI KENDALI LAMPU RUMAH (<i>SMART HOME</i>) BERBASIS IoT DAN <i>ANDROID</i> YANG TERKONEKSI DENGAN <i>FIREBASE</i>	bangun	delay atau jeda waktu pengiriman data ke server Firebase.danPa da pengukuran tegangan, arus, dan daya dalam sistem smart home, terdapat error
9	2024	Setiawan, Rangkuti, Bhikuning	<u>ANALISA AUDIT</u> <u>ENERGI UNTUK</u> <u>OPTIMALISASI</u> <u>PEMAKAIAN</u> <u>LISTRIK AIR</u> <u>CONDITIONING</u> <u>PADA GEDUNG</u> <u>PERKANTORAN</u> <u>X DI JAKARTA</u>	Kualitatif	Keterbatasan Data dan Pengukuran Manual
10	2022	Arifianto,Sulistiyono , dan Nilogiri A.	<u>Sistem</u> <u>Monitoring</u> <u>Suhu Dan</u> <u>Kelembaban</u> <u>Ruangan Server</u> <u>Berbasis</u> <u>Arduino</u> <u>Menggunakan</u> <u>Metode Fuzzy</u> <u>Logic Dengan</u> <u>Buzzer</u>	Fuzzy Logic	Keterbatasan Pengolahan Data Fuzzy pada Mikrokontroler Arduino

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Mesin CNC Router Laser Cutting SCULFUN S30 PRO



Gambar 1. Sculfun S30 Pro

SCULPFUN S30 PRO adalah mesin laser cutting dan engraving (ukir) berbasis CNC yang menggunakan teknologi laser diode dengan daya *output* 10W. Mesin ini dirancang untuk memotong dan mengukir berbagai jenis material secara presisi dan efisien dengan menghasilkan sinar laser dengan titik fokus sangat kecil, yaitu sekitar 0,06 mm x 0,08 mm. Titik fokus kecil ini memungkinkan hasil ukiran dan potongan yang sangat halus dan detail, bahkan pada material yang cukup keras dan tebal seperti kayu , akrilik , dan MDF. *SCULPFUN S30 PRO* memiliki sistem air assist otomatis yang mengalirkan udara bertekanan tinggi (sekitar 30 liter per menit) melalui *nozzle* yang terpasang dekat titik laser. Fungsi air assist ini adalah untuk meniup asap dan partikel hasil pembakaran agar tidak mengganggu proses pemotongan, sekaligus mendinginkan area kerja agar material tidak terbakar berlebihan.

2.2.2 Internet of things

Internet of Things (IoT) merupakan teknologi yang banyak di gunakan sebagai objek atau alat perangkat untuk menghubungkan perangkat elektronik, sensor, kendaraan, peralatan rumah tangga, hingga mesin *industry* yang dilengkapi dengan sensor untuk memperoleh data dan memproses data serta mampu mengelola kinerjanya sendiri, sehingga dimungkinkan adanya mesin untuk saling terhubung melalui jaringan internet[10]. *Internet of Things* (IoT) dapat bekerja dengan baik dengan menghubungkan perangkat elektronik, sensor maupun actuator yang biasanya bertujuan untuk keperluan otomatisasi pada sebuah mesin. Data yg di kumpulkan oleh sensor kemudian di kirim melalui jaringan internet maupun Bluetooth.

2.2.3 Tiny Machine Learning (TinyML)

TinyML merupakan penerapan algoritma machine learning (ML) dalam perangkat mikrokontroler berdaya rendah seperti ESP32. Dengan *TinyML*, model pembelajaran mesin yang telah dilatih pada komputer dapat disematkan langsung ke dalam mikrokontroler, memungkinkan sistem untuk melakukan klasifikasi, deteksi, dan prediksi secara lokal tanpa ketergantungan pada cloud.

Dalam penelitian ini, *TinyML* digunakan untuk menjalankan model klasifikasi *Multilayer Perceptron* (MLP) yang telah dilatih di komputer, dan kemudian dikonversi ke format TensorFlow Lite (.tflite). Model ini di-deploy ke ESP32 agar dapat melakukan inferensi terhadap data sensor listrik secara langsung, sehingga sistem dapat mendeteksi kondisi pemborosan daya secara otomatis, cepat, dan tanpa koneksi internet.[11]

2.2.4 Multilayer Perceptron

Multilayer Perceptron (MLP) adalah salah satu jenis jaringan syaraf tiruan yang banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk prediksi, klasifikasi, dan estimasi data time series. MLP terdiri dari beberapa lapisan neuron yang saling terhubung melalui bobot yaitu lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan output. MLP menggunakan fungsi aktivasi non-linear pada setiap neuron untuk mengolah sinyal yang diterima sehingga mampu menangani masalah klasifikasi dan regresi yang kompleks.[12]

Pada penelitian ini MLP digunakan untuk memproses data operasional mesin CNC laser cutting dan mengklasifikasikannya ke dalam kategori Hasil pemakaian daya dan arus pada kinerja mesin (daya normal dan daya *heavy*), dan melakukan evaluasi berupa akurasi, presisi, recal dan F1-Score adapun rumus sebagai berikut:

Akurasi (Accuracy):

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Jumlah Total Data}} \times 100\% \quad (1)$$

Presisi (Precision):

$$Presisi = \frac{Tp}{Tp+Fp} \times 100\% \quad (2)$$

Recall (Sensitivitas):

$$Recal = \frac{Tp}{Tp+Fn} \times 100\% \quad (3)$$

F1-Score:

$$F1 - Score = \frac{\text{Presisi} \times \text{Recal}}{\text{Presisi} + \text{Recal}} \times 100\% \quad (4)$$

2.2.6 Sensor PZEM



Gambar 2. Sensor PZEM

Sensor PZEM adalah modul elektronik yang berfungsi untuk mengukur berbagai parameter listrik pada sistem AC, seperti tegangan (*voltage*), arus (*current*), daya aktif (*active power*), energi listrik (*energy*), frekuensi, dan faktor daya (*power factor*). Sensor ini sering digunakan dalam sistem monitoring energi listrik, seperti sistem pembayaran listrik prabayar atau pemantauan konsumsi daya pada perangkat elektronik.[13]

2.2.7 Catu Daya 5V/5A



Gambar 3. Catu Daya 5V/5A

Catu daya 5V 5A adalah perangkat elektronik yang berfungsi mengubah tegangan listrik dari sumber AC (arus bolak-balik) menjadi tegangan DC (arus searah) sebesar 5 volt dengan kemampuan menyediakan arus hingga 5 ampere. Catu daya ini banyak digunakan sebagai sumber daya untuk berbagai perangkat elektronik, terutama yang membutuhkan tegangan stabil 5V dan arus besar, seperti mikrokontroler, modul relay, motor DC, dan perangkat digital lainnya.[14]

2.2.8 ESP 32



Gambar 4. ESP 32

ESP32 sering dimanfaatkan sebagai mikrokontroler utama dalam sistem pemantauan, pengendalian, dan aplikasi *Internet of Things* karena kemampuannya untuk menghubungkan perangkat secara langsung ke internet. ESP32 Integrasi WiFi dan Bluetooth dalam satu chip yang dapat memudahkan dalam pengembangan aplikasi IoT tanpa perlu modul tambahan. Memiliki kemampuan pemrosesan tinggi dengan dual-core yang cocok untuk aplikasi kompleks dan multitasking.[15]

2.2.9 Sensor ds18b20



Gambar 5. Sensor Ds18b20

Sensor DS18B20 merupakan perangkat pengukur suhu digital yang sering dipakai dalam berbagai aplikasi untuk mengukur suhu akibat kemudahan dan presisi yang ditawarkannya. Sensor ini memanfaatkan komunikasi satu kabel (1-wire) yang memungkinkan transmisi data suhu melalui satu jalur saja, sehingga membuat pengkabelan dan pengembangan sistem pengukuran suhu menjadi lebih simpel[16]. Rentang pengukuran suhu: -55°C hingga $+125^{\circ}\text{C}$, dengan akurasi $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$ pada rentang -10°C hingga $+85^{\circ}\text{C}$. Untuk komunikasi data, pin DQ biasanya dihubungkan ke mikrokontroler dengan resistor pull-up 4,7 k Ω untuk menjaga kestabilan sinyal.

2.2.10 LCD 16x2



Gambar 6. LCD 16x2

LCD 16x2 adalah jenis layar Liquid Crystal Display yang dapat menampilkan teks sebanyak 16 karakter per baris dan memiliki 2 baris, sehingga total mampu menampilkan 32 karakter sekaligus. LCD 16x2 ini memanfaatkan teknologi *Liquid Crystal Display* (LCD) yang menggunakan kristal cair untuk menunjukkan karakter tanpa menghasilkan cahaya sendiri, tetapi dengan menghalangi cahaya latar agar karakter dapat terlihat dengan jelas[17].

2.2.11 Arduino IDE



Gambar 7. Arduino IDE

Arduino IDE (Integrated Development Environment) adalah perangkat lunak open-source yang digunakan untuk menulis, mengedit, mengompilasi, dan mengunggah kode program ke papan mikrokontroler Arduino seperti Arduino Uno, Nano, Mega, dan ESP 32. *Arduino IDE* Menggunakan bahasa pemrograman berbasis C/C++ yang disesuaikan untuk Arduino[18].

2.2.12 FireBase



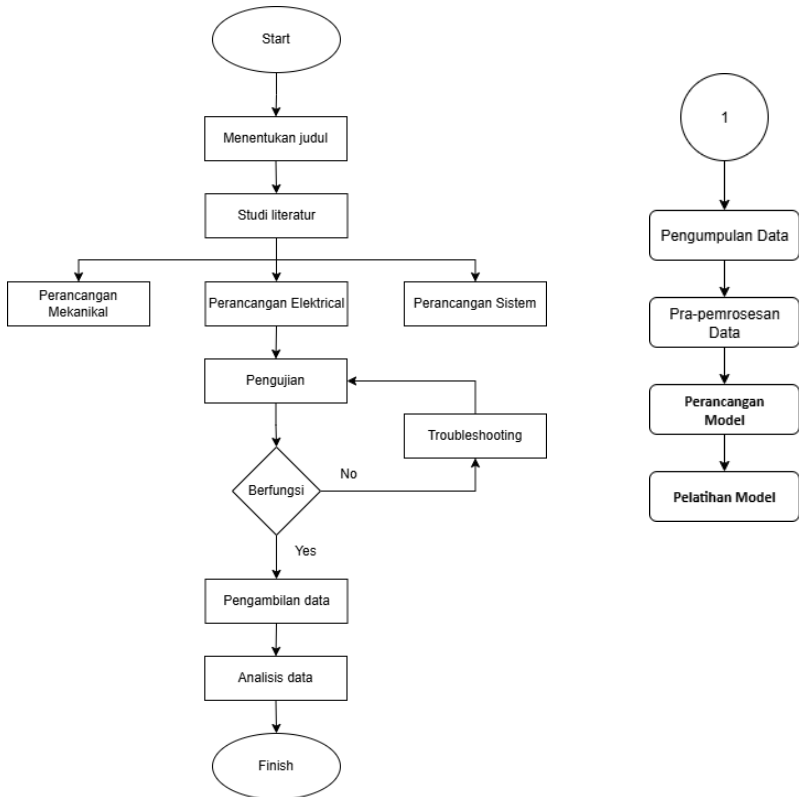
Gambar 8. Firebase

Firebase pertama kali didirikan oleh Andrew Lee dan James Tamplin pada tahun 2011, dengan produk awal berupa *Realtime* Database yang memungkinkan penyimpanan dan sinkronisasi data secara *realtime* antar pengguna. Pada Oktober 2014, Firebase diambil alih oleh Google dan sejak itu firebase berkembang menjadi platform lengkap untuk pengembangan aplikasi. Firebase menyediakan layanan basis data secara *realtime* dengan layanan backend nya. Firebase memiliki produk utama yang menyediakan API (Application Programming Interface) sehingga pengembang dapat membuat API untuk disinkronisasi ke client yang berbedabeda dan menyimpan pada basis data cloud nya[19].

Bab 3. Metodologi Penelitian / Metode Pelaksanaan

3.1 Alur Penelitian

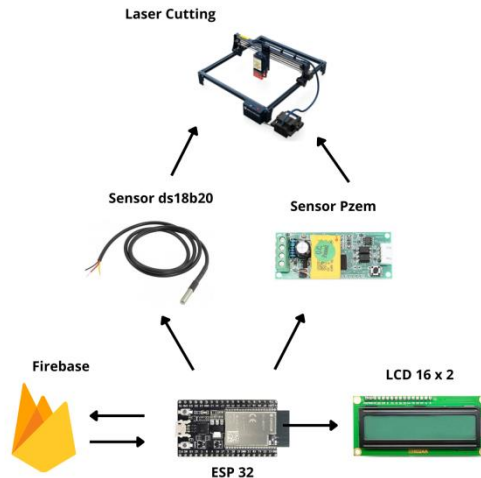
Metodologi penelitian bertujuan untuk menyelesaikan masalah yang ada secara terstruktur. Berikut pembagian dari flow chart penelitian ditunjukkan dalam Gambar dibawah ini.



Gambar 9. Flowchart Alur Penelitian

3.1.1 Perancangan Sistem

Dalam penelitian ini peneliti melakukan rancangan sistem berupa diagram blok sistem sebagai berikut:



Gambar 10. Diagram Blok Sistem

Sistem ini dirancang untuk memantau konsumsi energi listrik dan suhu kerja mesin *CNC Laser Cutting* secara real-time, serta mengirimkan data ke Firebase agar dapat diakses secara online. Sensor suhu digital yang mendeteksi suhu di sekitar *nozzle* atau area kerja mesin laser. Sensor pzem ini terhubung dengan jalur listrik mesin laser cutting untuk mendeteksi beban kerja secara langsung untuk Mengukur tegangan (volt), arus (ampere), dan daya (watt) yang digunakan mesin laser cutting.

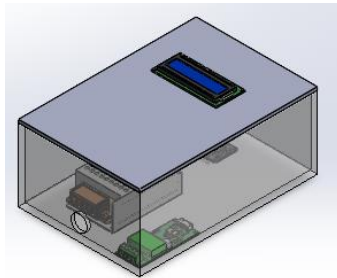
3.1.2 Perancangan Mekanikal

Berikut ini adalah *flowchart* perancangan dan desain mekanikal yang akan peneliti lakukan agar dalam pengerjaan aktualnya lebih terstruktur, Adapun beberapa tahapan dan penjelasannya sebagai berikut :

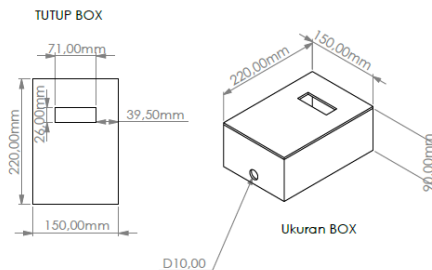


Gambar 11. Flowchart Mekanikal

Dalam perancangan ini peneliti mencari referensi terlebih dahulu, lalu mengukur komponen-komponen yang diperlukan. Setelah itu melakukan perancangan desain serta melakukan assembly untuk melakukan penggabungan terhadap komponen lainnya dan dinyatakan selesai.



Gambar 12. Desain Box

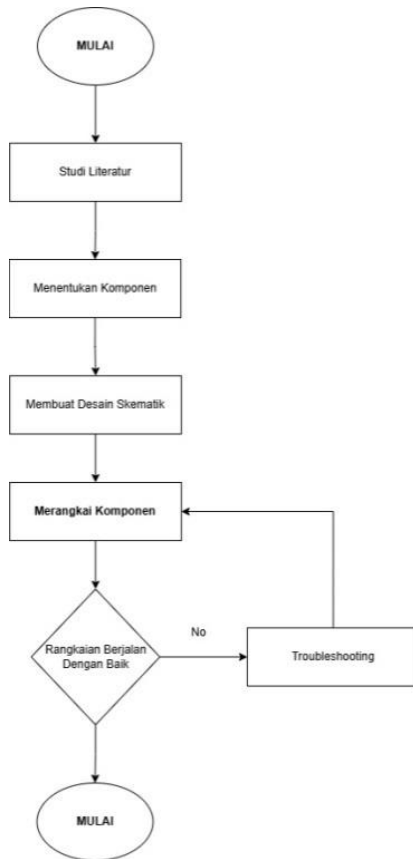


Gambar 13. Ukuran Desain Box

Perancangan mekanikal pada penelitian ini difokuskan pada pembuatan box pelindung yang berfungsi sebagai tempat pemasangan dan perlindungan seluruh komponen elektronik sistem, seperti mikrokontroler, modul sensor, catu daya, serta rangkaian pendukung lainnya. Desain box dirancang agar kompak, ergonomis, dan mudah diakses untuk keperluan instalasi, pengujian, serta perawatan. Berdasarkan gambar perancangan, box memiliki dimensi keseluruhan 200 mm × 150 mm × 90 mm (panjang × lebar × tinggi). Ukuran ini dipilih untuk memberikan ruang yang cukup bagi penempatan komponen elektronik di dalam box, sekaligus menjaga bentuk yang ringkas sehingga mudah ditempatkan di lingkungan kerja mesin.

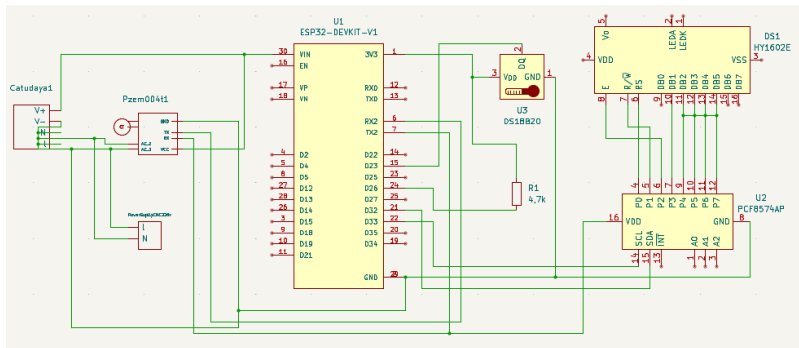
3.1.3 Perancangan Elektrikal

Berikut ini adalah *flowchat* perancangan elektrikal yang akan peneliti lakukan agar dalam pengerjaan aktualnya lebih terstruktur, Adapun beberapa tahapan dan penjelasan sebagai berikut;



Gambar 14. Flowchart Elektrikal

Pada tahap perancangan elektrikal dimulai dengan melakukan studi literatur terlebih dahulu. Langkah selanjutnya yaitu dengan menentukan komponen apa yang akan digunakan. Setelah itu dilanjutkan dengan membuat desain skematik,



Gambar 15. Elektrical sistem

Pada gambar scematik elektrik berikut bertujuan untuk memudahkan dalam proses perakitan komponen untuk electrical tahap selanjutnya yaitu merangkai komponen.

Table 2. Keterangan Komponen

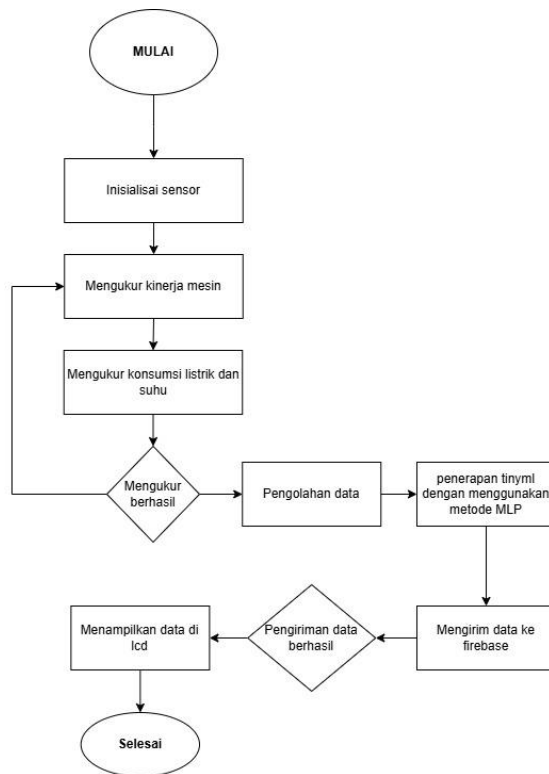
Komponen	Keterangan
Catu Daya 5V / 5A	Tegangan Input 220VAC
	Tegangan Output 5VDC
	Arus 5 A
Sensor PZEM	Pengukuran Voltage / Tegangan : 80 ~ 260VAC
	Pengukuran Current / Arus : 0 ~ 100A
	Pengukuran Power / Daya : 0 ~ 9999kW
	Working voltage: 80 ~ 260VAC
	Rated power: 100A / 22000W
Sensor ds18b20	Power supply : 3V – 5,5 V
	Konsumsi arus : 1 mA
	Range suhu : -55 sampai 1250C
	Akurasi : ±0,5%
	Resolusi : 9 – 12 bit
	Waktu konversi : < 750 ms
ESP 32	48 pin GPIO
	15 pin channel ADC (<i>Analog to Digital Converter</i>)
	25 pin PWM (<i>Pulse Width Modulation</i>)
	2 pin channel DAC (<i>Digital to Analog Converter</i>)

Tabel keterangan komponen menjelaskan spesifikasi teknis dari perangkat komponen yang digunakan dalam perancangan sistem monitoring dan klasifikasi

kinerja mesin CNC Router Laser Cutting berbasis Internet of Things (IoT) dan TinyML. Setiap komponen memiliki fungsi dan karakteristik yang saling mendukung dalam proses monitoring.

3.1.3 Perancangan Program

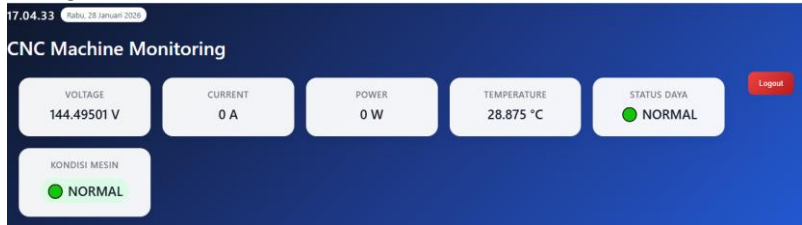
Berikut ini adalah flowchart perancangan program yang akan peneliti lakukan agar dalam pengerjaan aktualnya lebih terstruktur, Adapun beberapa tahapan dan penjelasannya sebagai berikut :



Gambar 16. Diagram alir Program

Dalam perancangan interace dapat digunakan untuk memberikan visualisasi data secara informatif, dan mudah dipahami oleh pengguna, khususnya pengusaha percetakan atau teknisi operator mesin CNC. Perancangan dilakukan

dengan pendekatan antarmuka berbasis web yang dapat diakses melalui perangkat desktop maupun mobile. Adapun rancangan interace yang peneliti buat sebagai berikut.



Gambar 17. Interface data

3.2 Alat dan Bahan (Optional)

Sub bab ini berisi alat, bahan dan tempat lingkungan yang digunakan dalam pengerjaan TA. Jika diperlukan, jelaskan karakteristik atau cara kerja alat dan bahan yang digunakan tersebut. Jika penjelasannya cukup panjang, maka pisahkan dalam lampiran. Masukkan juga estimasi biaya yang diperlukan dalam bentuk tabel.

Table 3. Alat dan Bahan

No.	Alat/bahan	Harga Satuan (Rp.)	Jumlah	Total (Rp.)	Keterangan
1	Sensor PZEM	125.000	1	125.000	Dana Pribadi
2	Sensor ds18b20	50.000	1	50.000	Dana Pribadi
3	LCD 16x2	38.000	1	38.000	Dana Pribadi
4	Catu Daya 5V/5A	50.000	1	50.000	Dana Pribadi
5	Esp 32	73.000	1	73.000	Dana Pribadi
6	Akrilik hitam 3mm	300.00		300.000	Dana Pribadi
7	Laptop	-	1	-	Milik pribadi
	Total			641.000	Dana Pribadi

Berdasarkan hasil dari tabel alat dan bahan sebagai referensi untuk menentukan harga setiap komponen yang akan di gunakan dalam melakukan perancangan elektrikl.

3.3 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan untuk mengumpulkan data dari parameter sensor dari mesin CNC *Router Laser Cutting* sebagai bahan pelatihan model MLP. Data ini menjadi bagian dalam proses machine learning. Pada tahap ini juga dilakukan pra-pemrosesan data agar sesuai dengan format yang dibutuhkan model.

3.4 Pra-pemrosesan Data

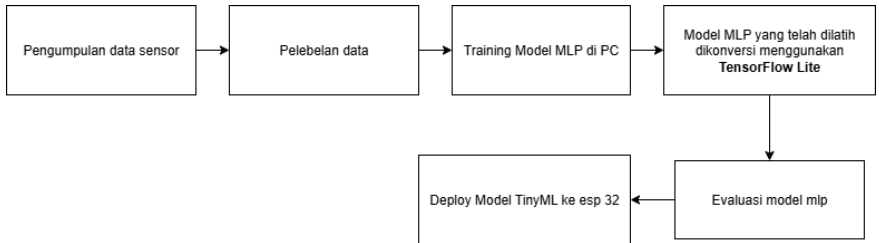
Preprocessing data adalah tahap pembersihan, penyesuaian, dan transformasi data mentah agar siap digunakan dalam proses pelatihan model machine learning. Data yang diperoleh dari sensor biasanya masih mentah, bisa mengandung noise (gangguan), tidak seragam, atau belum dalam format yang dimengerti oleh algoritma. Proses preprocessing data melibatkan beberapa langkah:

- a. **Pembersihan data:** proses menghilangkan kesalahan, ketidaksesuaian, dan gangguan (noise) dari data mentah yang diperoleh dari sensor. Tujuannya adalah memastikan data yang digunakan untuk pelatihan model TinyML benar-benar valid, akurat, dan konsisten.
- b. **Pembuatan label:** proses memberikan penanda atau kategori pada setiap baris data berdasarkan kondisi nyata atau tujuan klasifikasi. Dalam penelitian ini, label digunakan untuk menentukan apakah suatu kondisi operasi mesin "Daya Normal" atau "Daya Heavy" berdasarkan data sensor.
- c. **Split dataset:** proses membagi data menjadi dua atau tiga bagian untuk pelatihan dan evaluasi model.

3.5 Perancangan Model *Multilayer Perceptron* (MLP)

Perancangan model *Multilayer Perceptron* (MLP) merupakan tahapan penting dalam proses pembelajaran mesin (machine learning) yang bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi terhadap efisiensi pemakaian daya pada mesin CNC Router Laser Cutting. Model MLP digunakan karena kemampuannya dalam memetakan hubungan non-linear antara berbagai parameter sensor dengan kondisi aktual performa mesin karena, ringan untuk embedded system/TinyML). Model ini dirancang untuk mengklasifikasikan apakah mesin bekerja dalam kondisi "Daya normal" atau "Daya heavy", berdasarkan input dari sensor tegangan, arus, daya, suhu.

3.6 Pelatihan Model



Gambar 18. Pelatihan Model

Pada pelatihan model yang pertama melakukan pengumpulan data dari sensor yang digunakan. Data yang telah dikumpulkan diberi label untuk memudahkan proses pelatihan. Setelah melakukan pelebelan, model Multi-Layer Perceptron (MLP) dilatih atau di training di komputer menggunakan data yang telah diberi label. Setelah model MLP dilatih, langkah selanjutnya adalah mengonversi model tersebut menggunakan TensorFlow Lite. Konversi ini bertujuan untuk memudahkan implementasi model ke perangkat Esp 32. Model yang telah dilatih dievaluasi untuk mengukur kinerjanya. Proses evaluasi ini memastikan bahwa model memenuhi kriteria akurasi yang diinginkan. Model yang telah evaluasi dan disesuaikan selanjutnya siap untuk di-deploy tinyml ke perangkat ESP32.

TinyML (*Tiny Machine Learning*) adalah penerapan algoritma machine learning pada perangkat kecil (mikrokontroler), seperti ESP32, yang memiliki keterbatasan memori. Dalam penelitian ini, TinyML digunakan untuk menjalankan model klasifikasi (MLP) secara lokal di perangkat monitoring mesin CNC Router Laser Cutting. TinyML sendiri tidak melakukan proses pelatihan langsung di perangkat kecil. Model dilatih menggunakan komputer/laptop dengan framework seperti TensorFlow, lalu dikonversi ke format ringan (.tflite) dan di-deploy ke perangkat mikrokontroler ESP32. Proses pelatihan bertujuan untuk membuat model *Multilayer Perceptron* (MLP) belajar dari data sensor mesin CNC, agar dapat mengenali pola konsumsi daya dan memprediksi apakah mesin bekerja pada kondisi daya normal atau daya *heavy*.

3.7 Training data

Training data dilakukan dengan mengumpulkan parameter tegangan, arus, daya dan suhu dari sensor selama proses pemotongan. Selanjutnya Data diberi label normal atau *heavy*, kemudian dilatih menggunakan algoritma MLP (Multilayer Perceptron). Model hasil pelatihan dikonversi ke format TensorFlow Lite dan di-embed ke dalam mikrokontroler ESP32 untuk klasifikasi secara lokal melalui pendekatan TinyML.

3.8 Pengujian

Pada pengujian ini ada beberapa tahapan penelitian yang dilakukan untuk mengetahui efektivitas atau kesanggupan dari alat yang dibuat ada beberapa parameter pengujian yang peneliti buat sebagai berikut:

3.8.1 Pengujian Mekanikal

Pada pengujian mekanikal, penulis melakukan pengujian untuk memastikan box pada setiap komponen menggunakan 3D printing dengan filament dan ukuran yang presisi. Box ini dirancang dengan desain yang kompleks agar setiap komponen dapat terpasang dengan rapi dan baik dengan tutup box yang rapat.

3.8.2 Pengujian Elektrikal

Dalam tahap ini pengujian ini, penulis melakukan evaluasi terhadap setiap komponen yang digunakan untuk memastikan bahwa semua komponen dapat berfungsi dengan baik dan sesuai spesifikasinya. Pengujian ini dilakukan secara individual sebelum komponen tersebut dirangkai dan digabungkan menjadi sebuah sistem yang terintegrasi. Pengujian ini bertujuan untuk mengatasi potensi masalah pada setiap komponen, sehingga dapat meminimalkan risiko kegagalan saat sistem beroperasi secara keseluruhan. Pengujian ini juga menjadi dasar untuk memastikan dalam sinkronisasi antara komponen dalam sistem yang dirancang.

3.8.3 Pengujian Interface

Dalam tahap ini, peneliti melakukan pengujian terhadap interface yang telah dirancang, dengan tujuan untuk memastikan bahwa semua menu pada interface berfungsi dalam melakukan monitoring dan bisa menampilkan data.

3.8.4 Pengujian Pembacaan Sensor

Pada pengujian ini peneliti melakukan penelitian terhadap tingkat akurasi dari pembacaan sensor yang digunakan dan memastikan bahwa semua sensor dapat berfungsi dengan baik, dalam penelitian ini memakai 2 sensor yaitu sensor

Pzem-004T untuk mengukur arus dan tegangan dan juga memakai sensor Ds18b20 untuk mengukur suhu pada sisi nozzle. Dengan melakukan pengujian kalibrasi untuk memastikan kestabilan dan akurasi data sensor dan dibandingkan dengan pengukuran secara sebagai berikut:

3.8.5 Pengujian Tarif Produksi

Pada pengujian ini peneliti melakukan penelitian terhadap penentuan tarif produksi sebagai berikut:

3.8.6 Pengujian model

Pengujian model MLP dilakukan untuk mengukur keberhasilan sistem klasifikasi dalam memprediksi kondisi mesin. Hasil evaluasi menentukan apakah model sudah cukup andal untuk digunakan secara real-time di mikrokontroler ESP32 melalui pendekatan TinyML. Model dengan nilai akurasi dan F1-score tinggi menunjukkan bahwa sistem dapat diandalkan untuk mendeteksi pemborosan energi dan membantu menentukan tarif produksi dengan lebih presisi. Tabel pengujiannya sebagai berikut :

Bab 4 Hasil Dan Pembahasan

Pada bab 4 ini, penulis akan mencantumkan hasil dari pengujian serta melakukan pembahasan secara mendalam. Data yang disajikan merupakan hasil dari pengujian menyeluruh pada alat yang telah dipastikan berfungsi dengan baik. Dengan demikian, penulis dapat membentuk sistem yang utuh dan fungsional sebagai bagian dari tugas akhir. Pembahasan ini tidak hanya mencakup analisis terhadap kinerja dari setiap sensor yang di uji, tetapi juga memberikan wawasan tentang kelebihan dan kekurangan, serta potensi perbaikan yang dapat di terapkan untuk meningkatkan efektivitas serta efisiensi sistem secara keseluruhan.

4.1 Hasil Perancangan Mekanikal

Ketahanan desain mekanik pada box elektrik menjadi focus utama dalam pengujian ini. Tujuannya untuk melindungi komponen dari kerusakan fisik dan menjaga dari tetesan air yang dapat menyebabkan error maupun rusak pada komponen.

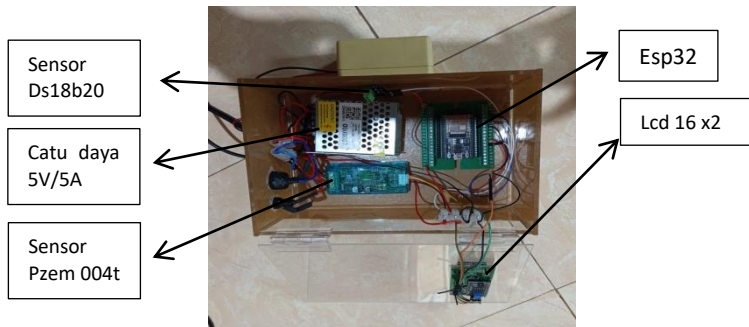


Gambar 19 .Hasil perancangan mekanikal

Berdasarkan hasil pengujian dan implementasi, desain mekanikal yang dibuat telah mendukung pengoperasian alat secara praktis dengan memberikan perlindungan komponen, kemudahan instalasi, kemudahan pemantauan, serta kemudahan perawatan. Desain ini menjadikan sistem monitoring tidak hanya berfungsi secara teknis, tetapi juga siap digunakan dalam kondisi operasional nyata pada lingkungan industri atau usaha percetakan.

4.2 Hasil Pengujian Elektrikal

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan sebelumnya, penulis telah menguji beberapa komponen penting, yaitu sensor Pzem-004T dan sensor Ds18b20. Hasil dari pengujian ini mencakup tingkat keakuratan pembacaan data yang dihasilkan oleh masing-masing sensor, yang kemudian dibandingkan dengan data referensi yang diambil menggunakan alat ukur yang telah terkalibrasi, seperti clamp meter untuk pengukuran tegangan dan arus, serta termogun untuk mengukur suhu pada mesin.



Gambar 20. Hasil perancangan elektrikal

Rangkaian ini menggunakan catu daya 5V 5A sebagai sumber daya, dengan terminal positif catu daya dihubungkan ke terminal blok, output terminal blok di hubungkan pin 5V pada ESP32, serta ke lcd 16x 2 i2c dan sensor pzem. Pin 3,3V pada ESP 32 di hubungkan ke sensor Ds18b20, sensor pzem pin rx terhubung ke GPIO16 dan pin tx terhubung ke GPIO17. Untuk menghubungkan LCD 16x2 dengan modul I2C ke ESP32, pin SDA LCD I2C (data) ke pin GPIO21 ESP32, dan pin SCL LCD I2C ke pin GPIO22 ESP32, serta sensor Ds18b20 pin data di gubungkan ke GPIO 4 pada esp 32.

4.3 Hasil Pengujian Pembacaan Sensor

Dalam pengujian ini, peneliti melakukan evaluasi terhadap pembacaan arus, tegangan, dan daya menggunakan sensor Pzem 004t, dan pembacaan suhu menggunakan sensor ds18b20. Pengujian dilakukan untuk menilai kinerja sensor pada saat monitoring mesin CNC router laser cutting. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memverifikasi apakah sensor yang digunakan dapat memberikan pembacaan yang akurat dan konsisten sesuai dengan nilai yang diharapkan pada setiap data yang diuji. Apabila terjadi error pada pembacaan sensor, maka error tersebut dapat memengaruhi sistem secara keseluruhan. error tersebut terjadi

karena pengaruh terhadap kualitas data. Error sensor dapat menyebabkan data yang terekam tidak merepresentasikan kondisi nyata mesin. Kesalahan pembacaan arus atau daya, meskipun kecil, dapat menggeser pola data yang digunakan sebagai input model TinyML. Hal ini berpotensi menurunkan kualitas dataset dan memengaruhi proses pelatihan maupun inferensi model. Untuk meminimalkan dampak error sensor terhadap keseluruhan sistem, beberapa langkah mitigasi telah dilakukan dalam penelitian ini, baik pada tahap kalibrasi pada sensor yang membandingkan dengan alat ukur referensi.

4.3.1 Sensor Pzem-004T

Pengujian sensor PZEM-004T dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi pembacaan tegangan, arus, dan daya listrik yang digunakan dalam sistem. Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil pembacaan sensor PZEM-004T dengan alat ukur standar berupa multimeter digital sebagai nilai acuan.

Pengambilan data dilakukan pada beberapa kondisi beban yang berbeda untuk melihat konsistensi dan kestabilan pembacaan sensor. Nilai tegangan, arus, dan daya yang terbaca oleh sensor PZEM kemudian dibandingkan dengan nilai yang ditunjukkan oleh alat ukur referensi. Selanjutnya, selisih antara kedua nilai tersebut dihitung untuk memperoleh nilai error pengukuran.

Table 4. Tabel hasil pembacaan sensor Pzem 004t

No	Beban	Tegangan		Error%	Arus		Error%
		Sensor	Alat ukur		Sensor	Alat Ukur	
1	Solder	218,2	219,5	0,59	0.10	0,11	9,09
2	kipas angin	218,8	219,7	0,41	0.14	0,13	7,69
3	Air Cooler	218,8	219,8	0,46	0.15	0,15	0
4	Mesin Cnc router	220,3	220,5	0,09	0.20	0,21	4,76
Rata Rata Error				0,39	Rata Rata Error		5,39

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh rata-rata error pengukuran tegangan sebesar 0,39% dan rata-rata error pengukuran arus sebesar 5,39%. Nilai tersebut masih berada dalam batas toleransi pengukuran, sehingga sensor PZEM dinilai layak digunakan pada sistem monitoring dan sebagai input model TinyML

4.3.2 Sensor Ds18b20

Pengujian sensor suhu DS18B20 dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi sensor dalam mengukur kondisi suhu. Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil pembacaan sensor DS18B20 dengan termometer digital sebagai alat ukur pembandingan.

Pengambilan data suhu dilakukan pada beberapa kondisi suhu yang berbeda. Nilai suhu yang terbaca oleh sensor DS18B20 kemudian dibandingkan dengan nilai suhu yang ditunjukkan oleh termometer digital. Selisih antara kedua nilai tersebut dihitung untuk menentukan nilai error pengukuran suhu.

Table 5. Tabel hasil pembacaan sensor Ds18b20

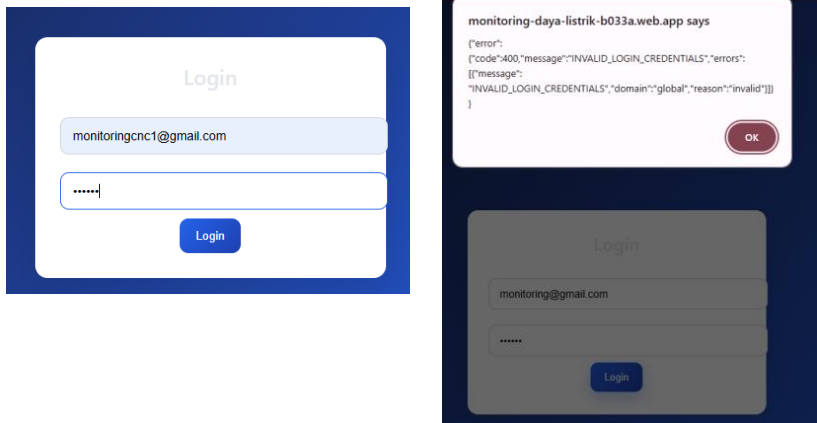
No	Kondisi suhu	Suhu		Error%
		Sensor	Alat ukur	
1	Air Dingin	15,55	15,50	0,32
2	Air hangat	38,90	38,80	0,26
3	Suhu mesin Cnc Router	29,10	29,20	0,36
Rata Rata Error				0,31

4.4 Hasil Pengujian Interface

Pada bagian ini, peneliti melakukan pengujian menyeluruh terhadap interface yang telah dirancang, dengan tujuan untuk memastikan bahwa setiap fitur pada Interface berbasis web berfungsi sebagaimana mestinya. Pengujian mencakup beberapa aspek utama yaitu menu login, dan menu pada dasbord monitoring.

4.4.1 Hasil Pengujian Pada Menu Login

Pada bagian menu login ini di lakukan pengujian login aplikasi menggunakan username yang terdaftar di database dan username yang belum terdaftar. Tujuan dari pengujian ini memastikan interface dapat terhubung dengan database firebase dan dapat memvalidasi pengguna untuk memastikan hanya user yang sudah terdaftar yang dapat mengakses sistem.

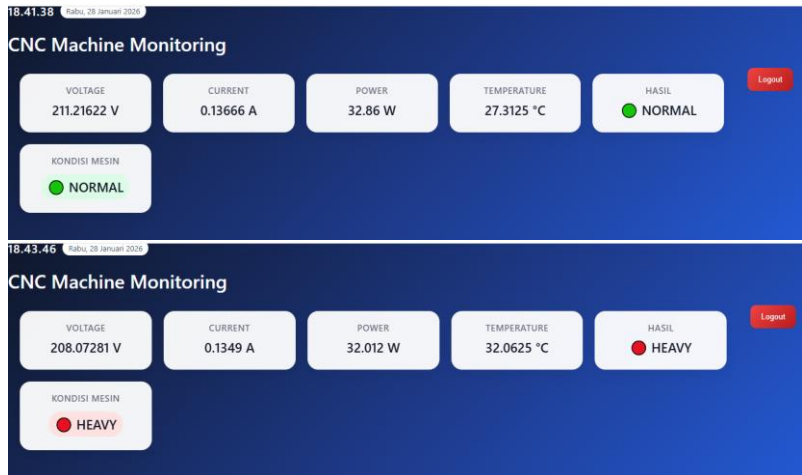


Gambar 21. Hasil tampilan menu login

Berdasarkan hasil pengujian, sistem login mampu membedakan pengguna yang terdaftar dan tidak terdaftar dengan baik. Pengguna yang memiliki hak akses dapat masuk ke menu monitoring, sedangkan pengguna yang tidak terdaftar akan ditolak oleh sistem. Dengan demikian, pengujian login secara langsung mendukung tujuan penelitian dalam menyediakan sistem monitoring pemakaian daya dan konsumsi energi yang aman, andal, dan hanya dapat diakses oleh operator yang berwenang.

4.4.2 Hasil Pengujian Menu Monitoring

Selanjutnya pengujian menu monitoring bertujuan untuk menampilkan data hasil pembacaan sensor yang dikirimkan oleh sistem kontrol ke database Firebase. Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa data yang dihasilkan oleh sensor dapat diterima, disimpan, dan dikelola dengan baik dalam database. Setelah data berhasil disimpan, langkah berikutnya adalah menampilkan informasi tersebut secara real-time melalui fitur monitoring pada interface. Pengujian ini bertujuan untuk memvalidasi alur kerja sistem mulai dari pengiriman data, penyimpanan dalam database, hingga penyajian informasi kepada pengguna melalui antarmuka monitoring.



Gambar 22. Hasil pengujian interface

Hasil pengujian pada menu monitoring menunjukkan bahwa antarmuka mampu menampilkan data dari pembacaan sensor terbaru yang diterima oleh database secara real-time. Hal ini tidak hanya membuktikan bahwa menu monitoring berfungsi dengan baik, tetapi juga memastikan bahwa sistem bekerja secara efisien dalam menyinkronkan data dan memberikan informasi yang akurat kepada pengguna. Kemampuan ini menjadi indikator bahwa sistem telah dirancang dan diimplementasikan dengan optimal untuk mendukung kebutuhan pemantauan secara langsung. Berdasarkan hasil pengujian dan analisis, kualitas data pada menu monitoring melalui penggunaan sensor yang telah dikalibrasi, proses preprocessing data, sinkronisasi melalui Firebase, serta pengujian fungsional antarmuka. Data yang ditampilkan bersifat real-time dengan delay sekitar 2 detik, yang masih tergolong wajar dan tidak mengganggu proses pemantauan kinerja mesin maupun pengambilan keputusan pengguna. Dengan demikian, sistem monitoring yang dikembangkan dinilai andal untuk digunakan dalam pemantauan kinerja mesin CNC Router Laser Cutting berbasis IoT dan TinyML.

4.4.3 Hasil pengujian fungsional dari interface atau GUI

Pengujian fungsional GUI dilakukan untuk memastikan bahwa setiap fitur utama pada sistem monitoring dapat berfungsi sesuai dengan kebutuhan dan rancangan sistem. Pengujian dilakukan dengan cara menjalankan setiap fitur dan mengamati apakah hasil yang diperoleh sesuai dengan skenario pengujian yang telah ditentukan.

Table 6. Hasil pengujian fungsional interface

No	Fitur	Skenario Uji	Hasil
1	Tombol Login	Dapat melakukan login ke menu monitoring	Berhasil
2	Riwayat Data	Menyimpan & menampilkan data	Berhasil
3	Export Excel	Ekspor data monitoring	Berhasil
4	Tombol hapus	Menghapus semua data dan memilih data yang ingin di hapus	Berhasil
5	Tombol Logout	keluar dari sistem monitoring dan menampilkan menu login	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian fungsional yang telah dilakukan, seluruh fitur pada interface sistem monitoring, meliputi fungsi login, penyimpanan data dan penampilan riwayat data, ekspor data ke Excel, penghapusan data, serta proses logout, dapat berjalan dengan baik sesuai dengan skenario pengujian yang telah ditetapkan. Sistem mampu menampilkan dan mengelola data monitoring secara akurat, serta memberikan kemudahan bagi pengguna dalam mengakses dan mengolah informasi. dan sangat responsive saat di gunakan. Dengan demikian, interface yang dibuat dinyatakan berfungsi dengan baik.

4.4.4 Hasil Pengujian Riwayat Data

Selanjutnya, penulis melakukan pengujian pada menu Riwayat data monitoring meliputi kemampuan untuk melakukan Update, dan Delete data pada data pengguna yang terhubung dengan database serta melakukan rekap dan export data ke ms excel Adapun hasil yang di dapat adalah sebagai berikut.

Riwayat Monitoring CNC							Export Excel	Ulang Semua
Waktu	V	A	W	°C	Status	Aksi		
1/28/2026, 7:39:54 PM	203.91542	0.03942	2.756	25.5625	NORMAL			
1/28/2026, 7:39:57 PM	203.10422	0.03942	2.756	25.5625	NORMAL			
1/28/2026, 7:40:00 PM	204.62521	0.21988	43.354	25.75	NORMAL			
1/28/2026, 7:40:04 PM	204.5238	0.20936	43.354	26	NORMAL			
1/28/2026, 7:40:07 PM	204.92941	0.21637	43.56599	26.1875	NORMAL			
1/28/2026, 7:40:10 PM	205.53781	0.2155	43.56599	26.375	NORMAL			
1/28/2026, 7:40:14 PM	205.84201	0.21812	43.56599	26.625	NORMAL			
1/28/2026, 7:40:17 PM	205.94342	0.20411	43.56599	26.8125	NORMAL			
1/28/2026, 7:40:21 PM	205.63922	0.22163	43.672	27	NORMAL			
1/28/2026, 7:40:24 PM	205.53781	0.22513	43.672	27.1875	NORMAL			

	A	B	C	D	E	F
1	Waktu	V	A	W	°C	Status
2	1/28/2026, 7:39:54 PM	203,9154	0,03942	2,756	25,5625	NORMAL
3	1/28/2026, 7:39:57 PM	203,1042	0,03942	2,756	25,5625	NORMAL
4	1/28/2026, 7:40:00 PM	204,6252	0,21988	43,354	25,75	NORMAL
5	1/28/2026, 7:40:04 PM	204,5238	0,20936	43,354	26	NORMAL
6	1/28/2026, 7:40:07 PM	204,9294	0,21637	43,56599	26,1875	NORMAL
7	1/28/2026, 7:40:10 PM	205,5378	0,2155	43,56599	26,375	NORMAL
8	1/28/2026, 7:40:14 PM	205,842	0,21812	43,56599	26,625	NORMAL
9	1/28/2026, 7:40:17 PM	205,9434	0,20411	43,56599	26,8125	NORMAL
10	1/28/2026, 7:40:21 PM	205,6392	0,22163	43,672	27	NORMAL
11	1/28/2026, 7:40:24 PM	205,5378	0,22513	43,672	27,1875	NORMAL
12	1/28/2026, 7:40:27 PM	205,4364	0,19798	43,56599	27,3125	NORMAL
13	1/28/2026, 7:40:31 PM	205,0308	0,21637	43,778	27,4375	NORMAL

Gambar 23. Hasil pengujian riwayat data

Pengujian ini menunjukkan bahwa antarmuka Interface monitoring memiliki kemampuan mencatat dan merekap data hasil monitoring , yang kemudian dapat diekspor ke dalam format Microsoft Excel. Fitur ini tidak hanya mempermudah pengelolaan data pengguna, tetapi juga mendukung dokumentasi dan analisis lebih lanjut terkait aktivitas monitoring pada interface berbasis web, sehingga meningkatkan efisiensi dan akurasi pengelolaan sistem.

4.5 Hasil Pengujian Penentuan Tarif Produksi

Pada proses tahap penentuan tarif produksi dilakukan pada saat mesin CNC *Router Laser Cutting* beroperasi untuk melakukan proses pemotongan material akrilik. Proses ini bertujuan untuk memperoleh nilai biaya produksi yang akurat berdasarkan konsumsi energi listrik, waktu kerja mesin, serta komponen biaya pendukung lainnya. Pada tahap awal, mesin CNC *Router Laser Cutting* dijalankan

sesuai dengan desain pemotongan yang telah dibuat menggunakan software Lighburn. Material akrilik dengan ketebalan 3 mm dipasang pada meja kerja mesin, kemudian proses pemotongan dimulai. Selama mesin beroperasi, sensor PZEM-004T mengukur parameter kelistrikan berupa tegangan, arus, dan daya listrik yang digunakan oleh mesin. Biaya listrik ini kemudian dikombinasikan dengan biaya bahan baku akrilik serta biaya tenaga kerja untuk memperoleh total biaya produksi.

Rumus total biaya produksi:

$$\text{Total Biaya} = \text{Biaya Listrik} + \text{Biaya Bahan} + \text{Biaya Tenaga Kerja} \quad (5)$$

$$\text{Total Biaya} = 72,2 + 15.000 + 15.000 = 30.072$$

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, penentuan tarif produksi akrilik dihitung berdasarkan biaya listrik, biaya bahan, dan biaya tenaga kerja. Pengujian dilakukan dengan variasi ukuran pemotongan yang berbeda menggunakan daya mesin sebesar 50 Watt dan tarif listrik Rp1.444 per kWh.

Table 7. Hasil penentuan tarif produksi

Ukuran Pemotongan (cm)	Waktu Potong (menit)	Daya (Watt)	Energi (kWh)	Tarif Listrik (Rp/kWh)	Biaya Listrik (Rp)	Biaya Bahan (Rp)	Biaya Tenaga Kerja (Rp)	Total Biaya Dasar (Rp)
10 x 10	60	50	0,05	1444	72,2	15.000	15.000	30.000
10 x 20	90	50	0,075	1444	108,3	20.000	15.000	35.000
20 x 20	120	50	0,10	1444	144,4	25.000	15.000	40.000
20 x 30	150	50	0,125	1444	180,5	30.000	15.000	45.000

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa biaya listrik memiliki kontribusi yang relatif kecil terhadap total biaya produksi. Komponen biaya terbesar berasal dari biaya bahan dan tenaga kerja, sehingga efisiensi produksi lebih dipengaruhi oleh pengelolaan material dan waktu kerja dibandingkan konsumsi energi listrik. Semakin besar ukuran pemotongan, maka waktu pemotongan semakin lama sehingga konsumsi energi dan biaya listrik meningkat. Biaya bahan juga bertambah seiring dengan meningkatnya ukuran material. Biaya bahan dan biaya tenaga kerja ditentukan berdasarkan harga yang ditetapkan oleh CV. Andika Percetakan. Pada pengusaha di CV. Andika Percetakan sebelumnya untuk biaya produksi sebesar Rp.28.000 untuk ukuran 10x10 Cm, dari hasil pengujian yang dapat untuk total biaya produksi yg sebenarnya untuk ukuran 10x10 Cm di harga Rp.30.000 yang dimana dalam menentukan tarif produksi ini untuk membantu pengusaha supaya tidak mengalami kerugian dalam menentukan tarif

produksi. adapun rumus untuk menentukan seberapa efisiensi pada tarif produksi.

Berikut rumus untuk menentukan efisiensi pada tarif produksi:

$$\text{Efisiensi Tarif Produksi}(\%) = \left(\frac{\text{Tarif biaya standart}}{\text{Tarif biaya aktual}} \right) \times 100\% \quad (6)$$

$$\text{Efisiensi Tarif Produksi}(\%) = \left(\frac{28.000}{30.000} \right) \times 100\%$$

$$\text{Efisiensi Tarif Produksi}(\%) = 93,3 \%$$

Total biaya dasar yang diperoleh berkisar antara Rp30.000 hingga Rp45.000. Dengan demikian, ukuran pemotongan dan waktu proses berpengaruh langsung terhadap tarif produksi, sehingga perhitungan biaya yang tepat diperlukan untuk menentukan harga produksi yang efisien.

4.6 Hasil Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari proses pengambilan data secara langsung pada mesin CNC Router saat beroperasi. Data dikumpulkan menggunakan sensor pzem 004T dan sensor ds18b20 yang terpasang pada mesin untuk memantau parameter kelistrikan dan kondisi kerja mesin secara real-time. Parameter yang direkam meliputi tegangan, arus, daya, , serta suhu, yang merepresentasikan karakteristik kinerja beban pada mesin CNC Router laser cutting

4.6.1 Dataset Mentah

Pada tahap proses dataset mentah diperoleh dari hasil pembacaan sensor selama proses pengambilan data berlangsung saat mesin sedang melakukan pemotongan. Dataset ini masih mengandung data dengan nilai nol, baik pada arus dan daya listrik pada mesin CNC router Laser cutting.

Table 8. Dataset Mentah

Tegangan (V)	Arus (A)	Daya (W)	Suhu
220	0,1364	30,008	28,11
220	0,1371	30,162	31,3
220	0,1379	30,338	32,12
220	0,1912	42,064	28,12
220	0,1912	42,064	32,12

220	0,2057	45,254	28,15
220	0,2057	45,254	32,12
220	0,1417	31,174	30,3
220	0	0	30,3
220	0,1432	31,504	30,3
220	0,144	31,68	30,3
220	0,2824	62,128	30,11
220	0	0	30,3

Berdasarkan hasil tabel diatas Secara keseluruhan, tabel dataset mentah ini menggambarkan kondisi awal sistem, di mana mesin masih berada pada fase tidak stabil dan belum sepenuhnya produktif. Dataset ini berfungsi sebagai data awal sebelum dilakukan tahap *preprocessing*, seperti pembersihan data nol, normalisasi, dan ekstraksi fitur, agar dapat digunakan secara optimal dalam proses analisis lanjutan atau pelatihan model TinyML untuk klasifikasi kondisi mesin (normal dan *heavy*).

4.6.2 Dataset *preprocessing*

Sebelum dataset digunakan untuk proses analisis dan pelatihan model *TinyML*, dilakukan tahapan *preprocessing data* untuk memastikan kualitas dan konsistensi data. Tahapan *preprocessing* ini bertujuan untuk mengurangi noise, menghilangkan data tidak valid, serta menyesuaikan format data agar sesuai dengan kebutuhan sistem pembelajaran mesin. Dataset hasil *preprocessing* terdiri dari 300 data, yang selanjutnya digunakan untuk tahap pelabelan data.

Table 9. Hasil dataset preprocessing

Tegangan (V)	Arus (A)	Daya (W)	Suhu
220	0,1364	30,008	28,43
220	0,1371	30,162	28,43
220	0,1912	42,064	28,12
220	0,1912	42,064	32,12
220	0,1394	30,668	32,12
220	0,1402	30,844	32,2
220	0,2824	62,128	30,11
220	0,2824	62,128	28,11
220	0,1425	31,35	28,43

Berdasarkan tabel hasil dataset *preprocessing* menunjukkan data sensor yang telah melalui tahapan pembersihan dan penyesuaian format sebelum digunakan pada proses analisis dan pelatihan model TinyML. Tahapan preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sehingga lebih konsisten, representatif, dan sesuai dengan kebutuhan sistem pembelajaran mesin.

4.6.3 Hasil pembuatan label dataset

Pada proses tahapan pelabelan data dilakukan berdasarkan kondisi operasional mesin pada saat pengambilan data. Data yang diambil ketika mesin bekerja melakukan pemotongan. Proses labeling data dilakukan dengan mengklasifikasikan kondisi mesin CNC Sculpfun S30 Pro ke dalam kelas Normal dan Heavy berdasarkan kombinasi daya listrik dan suhu. Label Normal menunjukkan kondisi kerja stabil yang di tandai dengan daya dan suhu yang stabil, sedangkan label Heavy menunjukkan beban kerja yang lebih tinggi yang ditandai oleh peningkatan daya dan suhu. Penentuan label tidak menggunakan nilai ambang tertentu, sehingga model MLP mempelajari batas klasifikasi secara mandiri dari data, jumlah pada data normal berjumlah 180 data sedangkan jumlah data *heavy* berjumlah 120 data.

Table 10. Hasil Label dataset

Tegangan (V)	Arus (A)	Daya (W)	Suhu	Hasil
220	0,1364	30,008	28,43	Normal
220	0,1371	30,162	28,43	Normal
220	0,1379	30,338	32,11	Heavy
220	0,1386	30,492	28,43	Normal
220	0,1394	30,668	30,15	Heavy
220	0,1912	42,064	28,12	Normal
220	0,1912	42,064	32,12	Heavy
220	0,1417	31,174	30,3	Heavy
220	0,1425	31,35	28,43	Normal
220	0,2773	61,006	30,3	Heavy
220	0,278	61,16	25,1	Normal
220	0,2787	65,12	30,1	Heavy
220	0,2794	61,468	30,3	Heavy

220	0,2802	61,644	30,3	<i>Heavy</i>
220	0,2809	61,798	28.1	<i>Normal</i>
220	0,2816	61,952	30,3	<i>Heavy</i>
220	0,2824	65,228	28.12	<i>Heavy</i>
220	0,2831	65,282	32,12	<i>Heavy</i>
220	0,2838	62,436	30,3	<i>Heavy</i>

Pada proses pelabelan dataset, diperoleh dua kelas kondisi kinerja mesin, yaitu *Normal* dan *Heavy*. Jumlah data untuk kelas *Normal* sebanyak 180 data, sedangkan kelas *Heavy* sebanyak 120 data. Kondisi ini menunjukkan adanya perbedaan jumlah data antar kelas, namun selisih tersebut masih dalam kategori imbalance ringan (*mild imbalance*)

Secara umum, permasalahan imbalance data menjadi signifikan apabila perbandingan jumlah data antar kelas sangat timpang (misalnya 90% berbanding 10%), yang dapat menyebabkan model cenderung memprediksi kelas mayoritas dan mengabaikan kelas minoritas. Namun, pada penelitian ini rasio distribusi data berada pada kisaran 60% : 40%, sehingga masih tergolong seimbang dan representatif untuk proses pelatihan model.

Oleh karena itu, penelitian ini tidak menerapkan teknik oversampling maupun undersampling. Penerapan oversampling berpotensi menyebabkan duplikasi data yang dapat memicu *overfitting*, sedangkan undersampling berisiko menghilangkan informasi penting dari data kelas mayoritas. Dengan jumlah data yang masih proporsional, model *Multilayer Perceptron* (MLP) dapat mempelajari pola kedua kelas secara efektif tanpa perlakuan khusus pada distribusi data

4.7 Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model MLP

4.7.1 Hasil Pelatihan Model

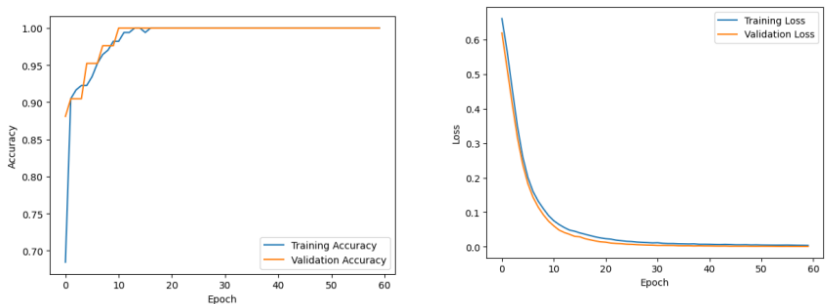
Pada tahap proses pelatihan model dilatih menggunakan dataset hasil preprocessing dan pelabelan data sebelumnya, kemudian dievaluasi untuk menilai kinerja model dalam melakukan klasifikasi. Pada proses pelatihan dilakukan selama 60 epoch dengan menggunakan optimizer Adam, dan batch size 8.

Untuk memberikan gambaran lebih jelas, berikut adalah ringkasan performa model pada beberapa epoch:

Table 11. Pelatihan Model

No	Epoch	Train Loss	Val Loss	Train acc	Val Acc
1	1	0.6777	0.6196	0.5351	0.8810
2	20	0.0217	0.0143	1.0000	1.0000
3	30	0.0069	0.0046	1.0000	1.0000
4	40	0.0075	0.0023	1.0000	1.0000
5	50	0.0064	0.0013	1.0000	1.0000
6	60	0.0035	90.663	1.0000	1.0000

Berdasarkan hasil pelatihan model *Multilayer Perceptron* (MLP), diperoleh nilai loss pada data training dan validation yang menunjukkan penurunan seiring bertambahnya jumlah epoch, yang mengindikasikan bahwa model mampu melakukan proses pembelajaran dengan baik. Pada tahap awal pelatihan, nilai akurasi masih relatif rendah karena model belum sepenuhnya mengenali pola data, namun setelah beberapa epoch terjadi peningkatan akurasi yang signifikan hingga mencapai nilai maksimum pada data training dan validation. Selisih antara nilai training loss dan validation loss serta nilai akurasi training dan validation relatif kecil dan stabil pada epoch optimal, sehingga tidak menunjukkan adanya indikasi overfitting yang signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa model MLP memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak digunakan dalam proses pelatihan. Tingginya performa model juga dipengaruhi oleh pemilihan fitur input berupa parameter kelistrikan dan suhu yang mampu merepresentasikan kondisi operasi mesin secara efektif.



Gambar 24 Grafik Loss dan Accuracy

Berdasarkan kedua grafik tersebut, dapat disimpulkan bahwa model MLP menunjukkan kinerja yang sangat baik. Penurunan loss yang konsisten serta peningkatan akurasi yang cepat dan stabil menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola data secara efektif. Selain itu, kesesuaian antara kurva pelatihan dan validasi mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami *overfitting* secara signifikan.

4.7.2 Evaluasi Model

Pada tahap proses untuk melakukan evaluasi model dilakukan menggunakan google collaboratory dan melakukan training data untuk mendapatkan hasil dari evaluasi model. Berdasarkan hasil pengujian, model MLP TinyML memperoleh akurasi sebesar 100%. dari hasil evaluasi menggunakan classification report, model MLP berbasis TinyML memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1,00 pada masing-masing kelas, yaitu Normal dan *Heavy*.

Nilai precision sebesar 1,00 menunjukkan bahwa seluruh data yang diprediksi oleh model sebagai suatu kelas benar-benar termasuk ke dalam kelas tersebut. Dengan kata lain, model tidak menghasilkan kesalahan prediksi positif (false positive) pada proses klasifikasi.

Nilai recall sebesar 1,00 menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi seluruh data aktual pada masing-masing kelas dengan benar. Hal ini berarti tidak terdapat data yang seharusnya terklasifikasi sebagai Normal atau *Heavy* namun gagal dikenali oleh model (false negative).

Nilai F1-score sebesar 1,00 menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara precision dan recall. Nilai ini menandakan bahwa model memiliki performa pada klasifikasi yang optimal dalam membedakan pada kondisi kinerja mesin Normal dan *Heavy*.

Berikut rumus untuk menentukan Akurasi, presisi dan recal sebagai berikut :

1. Akurasi

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{36 + 54}{36 + 54 + 0 + 0}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{90}{90} = 1,00$$

2. Presisi

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Precision} = \frac{36}{36 + 0}$$

$$\text{Precision} = 1,00$$

3. Recall

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Recall} = \frac{36}{36 + 0}$$

$$\text{Recall} = 1,00$$

4. F1 – Score

$$\text{F1 – Score} = \frac{2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

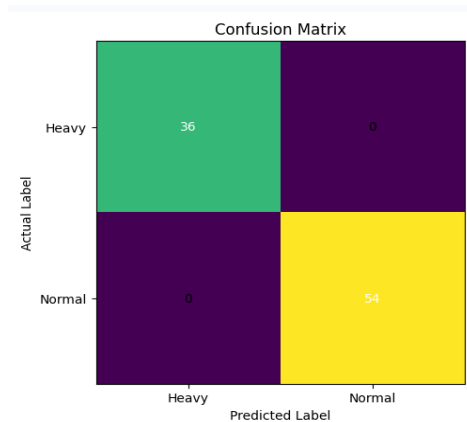
$$\text{F1 – Score} = \frac{2 \times (1,00 \times 1,00)}{1,00 + 1,00}$$

$$\text{F1 – Score} = \frac{2}{2} 1,00$$

Table 12. Hasil evaluasi model

Kategori	Akurasi	Presisi	Recal	F1-Score
<i>Heavy</i>	1.00	1.00	1.00	1.00
Normal	1.00	1.00	1.00	1.00

Dengan demikian, hasil evaluasi precision, recall, dan F1-score menunjukkan bahwa model MLP TinyML memiliki tingkat keandalan yang sangat tinggi dalam melakukan klasifikasi kinerja mesin, sehingga layak digunakan untuk sistem pemantauan kinerja mesin berbasis TinyML pada perangkat dengan sumber daya terbatas.



Gambar 25 Confusion Matrix

Hasil evaluasi model menggunakan confusion matrix menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Berdasarkan confusion matrix yang diperoleh 36 data aktual *Heavy* berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *Heavy*. dan 54 data aktual *Normal* berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *Normal*. Tidak terdapat kesalahan klasifikasi, baik dari *Heavy* ke *Normal* maupun dari *Normal* ke *Heavy*. Hasil ini menunjukkan bahwa model MLP TinyML mampu membedakan kedua kondisi kinerja mesin secara sempurna pada data pengujian yang digunakan.

Secara keseluruhan, hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa tidak terdapat kesalahan klasifikasi pada data pengujian. Model mampu mengklasifikasikan seluruh data dengan tepat, sehingga menghasilkan nilai akurasi sebesar 100%.

4.7.3 Konversi Model

Pada tahapan proses pada konversi model, *Model Multilayer Perceptron* (MLP) yang telah dilatih menggunakan *TensorFlow* selanjutnya dikonversi ke format *TensorFlow Lite* (TFLite). Proses konversi ini bertujuan untuk menghasilkan model berukuran lebih ringan sehingga dapat dijalankan pada perangkat embedded ESP32 dengan keterbatasan memori dan daya komputasi. Dengan dilakukannya konversi model MLP ke format *TensorFlow Lite*, sistem yang dikembangkan mampu menjalankan proses klasifikasi kondisi mesin secara efisien dan real-time pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

4.7.4 Integrasi Model

Integrasi model dilakukan dengan memasukkan file model.h yang berisi hasil konversi model Model *Multilayer Perceptron* (MLP) ke dalam program mikrokontroler ESP32. Model TinyML ini digunakan untuk melakukan proses inferensi secara lokal dengan memanfaatkan data sensor yang diperoleh secara real-time. Data tersebut diproses sebagai input model untuk menghasilkan prediksi status *Heavy* dan *Normal* pada sistem monitoring.

```
#include <TensorFlowLite_ESP32.h>
#include "tensorflow/lite/micro/all_ops_resolver.h"
#include "tensorflow/lite/micro/micro_error_reporter.h"
#include "tensorflow/lite/micro/micro_interpreter.h"
#include "tensorflow/lite/schema/schema_generated.h"

#include "mlp_sculpfun_ESP32.h"
```

Gambar 26. integrasi model

Integrasi model TinyML pada ESP32 ditunjukkan melalui pemanggilan file model hasil konversi dalam bentuk header file "mlp_sculpfun_ESP32.h ke dalam program utama mikrokontroler. File tersebut berisi model Model *Multilayer Perceptron* (MLP) yang telah dikonversi ke format TensorFlow Lite dan direpresentasikan dalam bentuk array C agar dapat dimuat ke memori ESP32.

4.8 Hasil Pengujian Model

Pengujian model dilakukan setelah proses pelatihan (training) selesai. Model MLP yang telah dilatih selanjutnya digunakan untuk melakukan inferensi terhadap data saat mesin CNC Router Laser Cutting beroperasi dan melakukan proses pemotongan material. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan model Multilayer Perceptron (MLP) berbasis Tiny Machine Learning (TinyML) dalam membedakan kondisi kinerja mesin pada situasi operasional nyata, di mana karakteristik data bersifat dinamis dan tidak memiliki batas nilai yang tegas.

Proses pemotongan dilakukan secara real-time pada material akrilik sehingga data yang dihasilkan mencerminkan beban kerja aktual mesin. Pada kondisi ini, pola konsumsi daya dan suhu cenderung saling tumpang tindih antara kondisi Daya normal dan Daya heavy, sehingga pendekatan berbasis nilai ambang (threshold) tidak sesuai untuk digunakan.

Data sensor yang diperoleh secara real-time dikirimkan ke mikrokontroler ESP32 dan selanjutnya diproses oleh model MLP yang telah diimplementasikan dalam bentuk TinyML. Model MLP melakukan inferensi terhadap data masukan

dengan mempelajari pola hubungan nonlinier antara konsumsi daya dan suhu, sehingga mampu mengklasifikasikan kondisi kinerja mesin secara lebih akurat dibandingkan metode threshold.

Table 13. Pengujian Model

Waktu	V	A	W	°C	Status
28/01/2026, 11:56:28 AM	220,24	0,1954	43,778	28,438	MESIN BERJALAN NORMAL
28/01/2026, 11:56:31 AM	220,03	0,2024	43,884	28,438	MESIN BERJALAN NORMAL
28/01/2026, 11:56:34 AM	219,73	0,1997	43,778	28,438	MESIN BERJALAN NORMAL
28/01/2026, 11:56:37 AM	219,42	0,1954	43,778	32,16	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 11:56:41 AM	219,32	0,1971	43,778	28,438	MESIN BERJALAN NORMAL
28/01/2026, 11:56:44 AM	220,13	0,198	43,884	32,12	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 11:56:47 AM	220,03	0,1989	43,99	32,12	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 11:56:51 AM	219,63	0,191	43,884	32,12	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 11:56:54 AM	219,73	0,2006	43,99	32,12	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 11:56:57 AM	219,83	0,1945	43,884	28,438	MESIN BERJALAN NORMAL
28/01/2026, 12:57:01 AM	219,93	0,1735	34,45	28,438	MESIN BERJALAN NORMAL

28/01/2026, 12:57:04 AM	220,24	0,1735	34,45	28,438	MESIN BERJALAN NORMAL
28/01/2026, 13:15:07 AM	220,13	0,1735	34,45	32,12	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 15:57:10 AM	219,32	0,2937	63,388	32,15	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 15:57:14 AM	219,22	0,2928	63,282	28,11	MESIN BERJALAN NORMAL
28/01/2026, 15:57:17 AM	218,82	0,2837	63,388	28,11	MESIN BERJALAN NORMAL
28/01/2026, 16:15:24 AM	218,92	0,2837	65,252	28,11	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 16:15:24 AM	219,02	0,2937	65,252	30,33	MESIN BERJALAN HEAVY
28/01/2026, 16:15:24 AM	219,42	0,2928	63,388	30,33	MESIN BERJALAN HEAVY

Hasil pengujian model menunjukkan bahwa model MLP TinyML mampu mengklasifikasikan kondisi kinerja mesin dengan baik. Model dapat membedakan kondisi Normal dan *Heavy* berdasarkan pola data yang diberikan. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik meskipun diimplementasikan pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

Bab 5. Kesimpulan dan saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil perancangan, pengujian, serta analisis yang telah dilakukan pada penelitian *Monitoring Pemakaian Daya dan Arus serta Penentuan Tarif Produksi Mesin CNC Router Laser Cutting Berbasis IoT Menggunakan TinyML*, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penentuan tarif produksi berdasarkan konsumsi daya dan ukuran pemotongan, Sistem yang dikembangkan berhasil menentukan tarif produksi secara lebih akurat dengan memanfaatkan data konsumsi daya listrik, durasi waktu pemotongan, serta ukuran bidang pemotongan material. Perhitungan tarif produksi tidak lagi bersifat estimasi, melainkan berbasis data aktual pemakaian energi mesin CNC Router Laser Cutting, sehingga dapat membantu pengusaha dalam menetapkan harga produksi yang lebih adil, transparan, dan sesuai dengan beban kerja mesin.
2. Monitoring pemakaian daya dan arus menggunakan TinyML dengan metode (MLP), Sistem monitoring berbasis Internet of Things (IoT) yang dirancang mampu memantau parameter kelistrikan mesin, seperti tegangan, arus, daya, dan suhu secara real-time. Model Multilayer Perceptron (MLP) yang diimplementasikan menggunakan pendekatan TinyML pada ESP32 berhasil mengklasifikasikan kondisi kinerja mesin ke dalam kategori *normal* dan *heavy*. Hasil ini menunjukkan bahwa metode MLP efektif dalam mengenali pola konsumsi kinerja mesin CNC router laser cutting.
3. Analisis efisiensi tarif produksi berdasarkan hasil biaya produksi Nilai efisiensi tarif produksi yang diperoleh sebesar 93,3% menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan dapat membantu pengusaha menetapkan tarif produksi sehingga mengurangi potensi kerugian dan meningkatkan efisiensi penentuan harga produksi.

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil mengintegrasikan sistem monitoring dan menentukan klasifikasi pada kinerja mesin berbasis TinyML, serta perhitungan tarif produksi dalam menentukan biaya produksi, sehingga dapat memudahkan pengusaha menentukan biaya produksi

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan bahan pengembangan pada penelitian ini lebih lanjut, antara lain:

1. Sistem monitoring dapat dikembangkan dengan menambahkan parameter lain, seperti getaran mesin, kecepatan spindle, atau kualitas hasil potong, agar analisis kinerja mesin menjadi lebih komprehensif.
2. Antarmuka web dapat ditingkatkan dengan fitur visualisasi grafik historis, notifikasi peringatan dini (early warning), serta integrasi laporan otomatis untuk memudahkan analisis jangka panjang.

Daftar Pustaka

- [1] M. Amala and S. Widyanto, "Pengembangan Perangkat Lunak Sistem Operasi Mesin Milling CNC Trainer," *J. Tek. Mesin*, vol. 2, no. 3, 2014.
- [2] A. Salam, S. Rasyid, F. Taâ€™bi, R. Fahrissal, and M. Muhajirin, "Rancang Bangun Mesin CNC Laser Cutting Untuk Pembelajaran Mahasiswa Jurusan Teknik Mesin," *J. Tek. Mesin Sinergi*, vol. 18, no. 1, 2020, doi: 10.31963/sinergi.v18i1.2231.
- [3] D. Handarly and J. Lianda, "Sistem Monitoring Daya Listrik Berbasis IoT (Internet of Thing)," *JEECAE (Journal Electr. Electron. Control. Automot. Eng.)*, vol. 3, no. 2, 2018, doi: 10.32486/jeecae.v3i2.241.
- [4] A. Muzakir, "SISTEM MONITORING DAYA LISTRIK INTERNET OF THINGS (IoT) MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY LOGIC SUGENO DAN FIREBASE BERBASIS ANDROID," *Int. J. Technol.*, vol. 47, no. 1, 2023.
- [5] R. Putra Rizki, "SMART MONITORING DAN EVALUASI KINERJA MESIN CNC," vol. 3, no. 2, pp. 91–102, 2023.
- [6] N. Schizas, A. Karras, C. Karras, and S. Sioutas, "TinyML for Ultra-Low Power AI and Large Scale IoT Deployments: A Systematic Review," 2022. doi: 10.3390/fi14120363.
- [7] R. SAPUTRA, S. SUNARDIYO, A. NUGROHO, and S. SUBIYANTO, "Analisis Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan-Multilayer Perceptron untuk Efektivitas Estimasi Beban Energi Listrik PT. PLN (Persero) UP3 Salatiga," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 11, no. 3, 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i3.664.
- [8] J. W. Jokanan, A. Widodo, N. Kholis, and L. Rakhmawati, "Rancang Bangun Alat Monitoring Daya Listrik Berbasis IoT Menggunakan Firebase dan Aplikasi," *J. Tek. ELEKTRO*, vol. 11, no. 1, 2022, doi: 10.26740/jte.v11n1.p47-55.
- [9] A. Nugraha, D. Cahyadi, and D. O. D. Handayani, "SISTEM MONITOR DAN KONTROL KONSUMSI LISTRIK RUMAH TANGGA BERBASIS IOT DAN ANDROID," *J. REKAYASA Teknol. NUSA PUTRA*, vol. 8, no. 1, 2019.
- [10] R. Nandika and E. Amrina, "SISTEM HIDROPONIK BERBASIS INTERNET OF THINGS (IoT)," *SIGMA Tek.*, vol. 4, no. 1, 2021, doi: 10.33373/sigmateknika.v4i1.3253.
- [11] C. K. Hong, M. A. Abu, M. I. Shapiai, M. F. Haniff, R. S. Mohamad, and A. Abu, "Analysis of Wind Speed Prediction using Artificial Neural Network and Multiple Linear Regression Model using Tinyml on Esp32," *J. Adv. Res. Fluid Mech. Therm. Sci.*, vol. 107, no. 1, 2023, doi: 10.37934/arfm.107.1.2944.
- [12] W. I. Sabilla, C. B. Vista, and D. S. Hormansyah, "Implementasi *Multilayer Perceptron* Untuk Memprediksi Harapan Hidup Pada Pasien Penyakit

- Kardiovaskular," *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 6, no. 1, 2022.
- [13] I. Chairunnisa and W. Wildian, "Rancang Bangun Alat Pemantau Biaya Pemakaian Energi Listrik Menggunakan Sensor PZEM-004T dan Aplikasi Blynk," *J. Fis. Unand*, vol. 11, no. 2, 2022, doi: 10.25077/jfu.11.2.249-255.2022.
 - [14] F. R. Utami, M. A. Riyadi, and Y. Christyono, "PERANCANGAN CATU DAYA ARUS SEARAH KELUARAN GANDA SEBAGAI PENGGERAK ROBOT LENGAN ARTIKULASI," *Transient J. Ilm. Tek. Elektro*, vol. 9, no. 3, 2020, doi: 10.14710/transient.v9i3.418-427.
 - [15] M. N. Nizam, Haris Yuana, and Zunita Wulansari, "MIKROKONTROLER ESP 32 SEBAGAI ALAT MONITORING PINTU BERBASIS WEB," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 6, no. 2, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5713.
 - [16] F. R. Ibrahim, F. T. Syifa, and H. Pujiharsono, "Penerapan Sensor Suhu DS18B20 dan Sensor pH sebagai Otomatisasi Pakan Ikan Berbasis IoT," *J. Telecommun. Electron. Control Eng.*, vol. 5, no. 2, 2023, doi: 10.20895/jtece.v5i2.844.
 - [17] H. Jawas, N. M. A. E. D. Wirastuti, and W. Setiawan, "PROTOTYPE PENGUKURAN TINGGI DEBIT AIR PADA BENDUNG DENGAN MENGGUNAKAN SENSOR ULTRASONIK BERBASIS ARDUINO MEGA 2560," *J. SPEKTRUM*, vol. 5, no. 1, 2018, doi: 10.24843/spektrum.2018.v05.i01.p01.
 - [18] E. J. Sirait, A. Pujiyanto, and B. W. Ziliwu, "Penerapan Internet of Things Untuk Pengendalian Lampu Menggunakan NodeMCU ESP8266 Sebagai Media Pembelajaran Praktik Di Politeknik Kelautan Dan Perikanan Sorong," *J. Pendidik.*, vol. 11, no. 1, 2023, doi: 10.36232/pendidikan.v11i1.2933.
 - [19] A. Puspabhuana and P. Y. D. Arliyanto, "RANCANG BANGUN PURWARUPA APLIKASI KENDALI LAMPU RUMAH (SMART HOME) BERBASIS IoT DAN ANDROID YANG TERKONEKSI DENGAN FIREBASE," *J. Inkofar*, vol. 5, no. 2, 2022, doi: 10.46846/jurnalinkofar.v5i2.203.

Biodata



Nama	: Carlenton Muhamad Rafif
TTL	: Batam. 15 November 2004
Agama	: Islam
Alamat	: Airmas Mandar Paradise H no 22
	: carlentonmuhammadrafif@gmail.com
Email	: SMPN 26 Batam
Riwayat Pendidikan	SMAN 23 Batam

Lampiran

Berikut saya lampirkan segala kelengkapan dan pembuktian selama pengujian alat dan pengambilan data.

<https://drive.google.com/drive/folders/1Y-zfj1ZYeKJlXtYLPyGxgZUW5ePxiSfC?usp=sharing>