

PERANCANGAN ALAT PENYORTIR KUALITAS TELUR AYAM BERBASIS ARDUINO MENGGUNAKAN METODE *K-NEAREST NEIGHBORS*

Muharam Rizqi Ananda¹, Tedy Rismawan², Kartika Sari^{3*}

^{1,2,3} Universitas Tanjungpura; Jalan Prof. Dr. H. Hadari Nawawi, Bansir Laut, Kecamatan Pontianak Tenggara, Kota Pontianak, Kalimantan Barat, 78124; (0561) 739630

Keywords:

Telur Ayam; Sensor LDR; Sensor *Loadcell*; Sensor MQ-2; *K-Nearest Neighbors*.

Correspondent Email:

Kartika.sari@siskom.untan.ac.id

Abstrak. Telur ayam merupakan sumber protein hewani yang mudah didapat, diolah, dan kaya akan nutrisi, namun proses penyortiran kualitas telur masih dilakukan secara manual dengan keterbatasan signifikan dari segi efisiensi. Penelitian ini merancang sistem penyortir kualitas telur ayam otomatis berbasis Arduino dan ESP32 dengan penerapan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbors* (KNN). Sistem mengintegrasikan tiga jenis sensor untuk mengklasifikasikan telur berdasarkan parameter objektif yaitu sensor LDR mengukur intensitas cahaya yang menembus cangkang telur, sensor *loadcell* mengukur berat telur, dan sensor MQ-2 mendeteksi gas yang mengindikasikan pembusukan telur. Arduino berperan dalam pembacaan data sensor, sementara ESP32 memproses data menggunakan metode KNN untuk mengklasifikasikan telur sebagai bagus atau buruk. Hasil klasifikasi ditampilkan pada LCD I2C, dan telur dipisahkan secara otomatis menggunakan *motor servo*. Pengujian terhadap 30 data uji menunjukkan akurasi klasifikasi 75%, dengan *precision* 77,27%, *recall* 89,47%, dan *F1-Score* 82,93%. Tingkat akurasi ini menunjukkan bahwa kombinasi sensor-sensor dengan metode KNN memiliki potensi sebagai prototipe awal. Meskipun perlu ditingkatkan lebih lanjut, penelitian memberikan kontribusi dalam mengotomasi proses manual dan membuka peluang pengembangan sistem sortir yang lebih akurat.



Copyright © JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

Abstract. Chicken eggs are a highly accessible, versatile, and nutrient-rich source of animal protein. However, the quality sorting process is predominantly performed manually, presenting significant limitations regarding efficiency. This study designs an automated egg quality sorting system based on Arduino and ESP32 microcontrollers, employing the *K-Nearest Neighbors* (KNN) classification method. The system integrates three types of sensors to classify eggs based on objective parameters: an LDR sensor to measure light intensity penetrating the eggshell, a load cell to measure weight, and an MQ-2 sensor to detect gas emissions indicative of spoilage. The Arduino functions as the data acquisition unit for sensor readings, while the ESP32 processes the data using the KNN algorithm to classify eggs as either good or bad quality. Classification results are displayed on an I2C LCD, and the eggs are automatically sorted using a servo motor mechanism. Experimental testing on 30 samples yielded a classification accuracy of 75%, with a precision of 77.27%, a recall of 89.47%, and an *F1-Score* of 82.93%. This accuracy rate indicates that the multi-sensor approach combined with the KNN method holds potential as an initial prototype. While further optimization is required, this study contributes to the automation of manual processes and paves the way for the development of more accurate sorting systems.

1. PENDAHULUAN

Telur merupakan salah satu sumber protein hewani yang paling penting bagi

masyarakat Indonesia karena mudah didapat, mudah diolah, dan kaya akan nutrisi lengkap [1]. Peternakan ayam memegang peranan yang

sangat krusial dalam memenuhi kebutuhan protein nasional. Namun, dalam praktiknya peternak sering menghadapi tantangan dalam memilih dan menyortir telur berkualitas bagus. Hingga saat ini, proses penyortiran telur masih bergantung pada metode manual seperti meneropong telur (*candling*), memasukkan telur ke air (*water test*), dan melihat perubahan warna cangkang (*visual inspection*) [2]. Metode manual ini memiliki kelemahan signifikan yaitu efisiensi waktu rendah karena setiap telur memerlukan waktu pemeriksaan yang lama, terjadinya kesalahan klasifikasi, dan hasil sortir yang tidak konsisten karena ketergantungan pada keahlian individu. Oleh karena itu, diperlukan sistem otomatis yang dapat mempermudah penyortiran telur.

Kualitas telur dapat dinilai melalui tiga parameter utama. Pertama, berat telur, yang menunjukkan kandungan nutrisi. Berdasarkan SNI 3926:2008, ukuran telur dibagi menjadi kecil (<50 g), sedang (50–60 g), dan besar (>60 g). Penelitian menunjukkan rentang 50–65 g sebagai ukuran ideal untuk konsumsi maupun industri. Kedua, intensitas cahaya, yang mencerminkan kesegaran serta kondisi internal telur. Menurut penelitian FAO (2013), telur baik memiliki albumen kental dan rongga udara kecil sehingga cahaya lebih mudah menembus. Telur berkualitas baik tampak terang dengan intensitas >500, sedangkan telur buruk tampak gelap dengan intensitas <500. Ketiga, kandungan gas H₂S, indikator pasti telur busuk. Jika bau H₂S tercium, berarti gas telah keluar melalui pori cangkang. USDA juga menyatakan bahwa bau busuk menyengat merupakan tanda utama telur rusak. Dengan demikian, berat, intensitas cahaya, dan gas H₂S merupakan parameter penting untuk menentukan kualitas telur.

Deteksi kualitas telur dapat dilakukan secara objektif menggunakan tiga sensor yaitu LDR untuk mengukur intensitas cahaya yang menembus cangkang, *load cell* untuk mengukur berat, dan MQ-2 untuk mendeteksi gas *hidrogen sulfida*. Ketiga sensor ini memberikan data yang menjadi indikator telur baik atau buruk. Untuk proses klasifikasi, digunakan algoritma KNN, metode *supervised learning* yang sederhana dan cocok untuk *mikrokontroler* seperti ESP32 karena ringan dan mudah diimplementasikan. Data dari ketiga parameter tersebut diproses oleh ESP32

menggunakan KNN, kemudian hasilnya ditampilkan di LCD sebagai informasi kualitas telur serta disertai notifikasi *buzzer*. Metode ini diharapkan mampu mengidentifikasi kualitas telur secara akurat.

Penelitian mengenai penyortiran dan pendeteksian kualitas telur telah banyak dilakukan sebelumnya. Penelitian terkait yang berjudul Perancangan Alat Penyortir Telur Ayam Berbasis Arduino Menggunakan Sensor LDR (*Light Dependent Resistor*) Dan Sensor Berat (*Load Cell*)" [3]. Penelitian ini menggunakan sensor *load cell* untuk mengukur berat telur dan sensor LDR untuk mendeteksi intensitas cahaya yang menembus telur. Hasil pengujian terhadap 20 sampel telur menunjukkan bahwa alat berhasil menyortir telur ke dalam tiga kategori yaitu 10 telur berkualitas baik berat 50–65 gram, intensitas cahaya > 500, 4 telur berkualitas buruk berat sesuai tetapi intensitas cahaya < 500, dan 6 telur dengan berat tidak sesuai. Validasi dengan metode manual membuktikan bahwa hasil sortir *prototype* sepenuhnya akurat dan sesuai dengan metode konvensional tes air dan *candling*. Alat ini dapat memproses satu telur dalam waktu sekitar 6 detik dan terbukti mempercepat proses sortir dibandingkan metode manual. Penelitian dijadikan sebagai acuan dalam menentukan *threshold* sensor LDR dan *load cell*. Adapun perbedaan dengan penelitian ini menambahkan sensor MQ-2 dan menambahkan metode klasifikasi.

Selanjutnya, penelitian terkait berjudul "Pemanfaatan Pengolahan Citra dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* pada Citra Telur Ayam" [4]. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi ciri HSV (*Hue, Saturation, Value*) dan algoritma KNN untuk mengklasifikasikan telur ayam fertil dan infertil. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi dengan akurasi sempurna 100% pada parameter k=1, k=3 menunjukkan akurasi 91.66%, dan k=5 menunjukkan akurasi 83.33%.dimana semakin tinggi nilai k maka akurasi semakin menurun. Penelitian dijadikan sebagai acuan dalam menentukan nilai k. Adapun perbedaan dengan penelitian ini tidak menggunakan citra untuk mendeteksi telur fertil dan infertil.

Kemudian, penelitian terkait berjudul "Klasifikasi Mutu Telur Burung Puyuh Berdasarkan Warna dan Tekstur Menggunakan

Metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan Fusi Informasi" [5]. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi ciri normalisasi RGB untuk fitur warna dan *Otsu thresholding* untuk fitur tekstur. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem berhasil mengklasifikasikan mutu telur puyuh dengan akurasi tertinggi 77,78% pada parameter $K=7$. Hal ini ditunjukkan dengan peningkatan akurasi sebesar 11,11% dan percepatan waktu komputasi 0,22 detik dibandingkan klasifikasi tanpa fusi informasi. Penelitian dijadikan sebagai acuan dalam menentukan nilai k . Adapun perbedaan dengan penelitian ini tidak menggunakan *input* RGB dan tekstur untuk mendeteksi telur puyuh.

Berdasarkan permasalahan dan beberapa penelitian sebelumnya, penelitian ini membangun sebuah sistem yang dapat memilah telur ayam bagus atau buruk. Sistem ini menggunakan sensor LDR, *loadcell*, dan MQ-2, serta menerapkan metode KNN untuk proses klasifikasi. Oleh karena itu, diusulkan sebuah judul "Perancangan Alat Penyortir Kualitas Telur Ayam Berbasis *Arduino* Menggunakan Metode KNN". Alat ini dirancang untuk meningkatkan efisiensi dalam proses penyortiran telur ayam yang selama ini dilakukan secara manual. Dengan mengembangkan alat ini diharapkan dapat menyortir telur dengan lebih efisien dibandingkan metode manual.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pada metode penelitian ini membahas tentang alur penelitian yang dilakukan terkait perancangan alat penyortir kualitas telur ayam berbasis *arduino* menggunakan metode KNN meliputi studi literatur, pengumpulan data, analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian sistem, kesimpulan dan saran.

Penelitian ini dilakukan dengan proses pengumpulan sumber Pustaka dan dokumentasi untuk memperoleh informasi yang menunjang penelitian. Tahap pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan pengumpulan informasi yang didapat dari penelitian yang berkaitan dengan penyortir kualitas telur ayam. Analisis kebutuhan yang diperlukan pada penelitian ini berupa perangkat keras dan kebutuhan perangkat lunak untuk mencapai tujuan dan hasil akhir yang diharapkan. Adapun perangkat keras yang digunakan dalam

membangun sistem ini antara lain sebagai berikut.

2.1. *Arduino Uno*

Arduino uno adalah *mikrokontroler* berbasis ATmega328P yang digunakan untuk membuat berbagai proyek elektronik yang bisa diprogram untuk membaca sensor, mengontrol motor/LED, dan menjalankan logika tertentu dalam sebuah proyek [8]. Pada penelitian ini fungsinya sebagai pusat pengendali yang mampu membaca data dari sensor dan memberikan instruksi ke aktuator, sehingga dapat digunakan untuk berbagai aplikasi sistem otomatisasi maupun penelitian.

2.2. *Mikrokontroler ESP32*

Mikrokontroler ESP32 merupakan perangkat yang lengkap dengan fitur WiFi, *Bluetooth*, dan berbagai periferal yang digunakan untuk membuat berbagai proyek elektronik yang bisa diprogram untuk membaca sensor, mengontrol dan menjalankan logika tertentu dalam sebuah proyek [9]. Pada penelitian ini ESP32 berfungsi sebagai pusat pengolahan data dan pengendali sistem penyortiran telur, mulai dari menerima data sensor dari *arduino*, menjalankan algoritma KNN, hingga mengontrol aktuator seperti *servo* dan *buzzer*.

2.3. *Sensor Load Cell*

Sensor load cell adalah perangkat elektro sensor beban sel yang dapat mengubah ukuran beban menjadi tegangan Listrik [10]. Pada penelitian ini sensor *load cell* berfungsi untuk memperoleh data berat telur sebagai salah satu parameter utama dalam proses klasifikasi kualitas telur.

2.4. *Sensor MQ-2*

Sensor MQ-2 adalah salah satu jenis sensor gas yang banyak digunakan karena mampu mendeteksi konsentrasi berbagai gas yang mudah terbakar serta asap [11]. Pada penelitian ini sensor MQ-2 dimanfaatkan untuk mendeteksi adanya gas pembusukan telur yang muncul akibat proses pembusukan telur.

2.5. *Sensor LDR*

Sensor LDR merupakan resistor yang nilai hambatannya berubah sesuai dengan jumlah cahaya yang mengenainya. Ketika

kondisi gelap, hambatannya meningkat, sementara pada cahaya yang lebih terang hambatannya menurun [12]. Pada penelitian ini sensor LDR berfungsi untuk mendeteksi perbedaan intensitas cahaya yang melewati cangkang telur, sehingga dapat membantu dalam menentukan kualitas telur.

2.6. *Sensor infrared*

Sensor *infrared* merupakan alat elektronik yang bekerja dengan memancarkan cahaya dari LED dan menangkap pantulannya menggunakan *fotodiode* untuk mendeteksi panas maupun gerakan objek [13]. Pada penelitian ini sensor *infrared* berfungsi untuk mendeteksi keberadaan telur yang masuk ke dalam sistem penyortiran sehingga proses pembacaan data sensor dapat dilakukan secara otomatis.

2.7. *Sensor Ultrasonik*

Sensor ultrasonik merupakan perangkat elektronik yang bekerja dengan memancarkan gelombang suara berfrekuensi tinggi dan menangkap pantulannya kembali untuk mendeteksi keberadaan suatu objek di depannya [14]. Pada penelitian ini sensor ultrasonik berfungsi untuk mendeteksi kapasitas atau kondisi penuh pada wadah telur, sehingga sistem dapat bekerja secara otomatis dan lebih terkontrol.

2.8. *LED HPL*

LED HPL (*Light Emitting Diode* atau *High Power*) adalah komponen elektronika yang dapat memancarkan cahaya ketika diberikan tegangan [15]. Pada penelitian ini LED HPL berfungsi sebagai sumber cahaya utama yang ditembakkan ke arah telur sehingga sensor LDR dapat membaca intensitas cahaya yang menembus cangkang telur untuk menentukan kualitasnya.

2.9. *Motor Servo*

Motor Servo adalah jenis motor yang dirancang di mana memberikan kontrol posisi dan presisi yang akan diinformasikan kembali ke rangkaian *control* yang ada di dalam *motor servo* [16]. Pada penelitian ini fungsi motor servo sebagai aktuator yang digunakan untuk menggerakkan mekanisme penyortiran telur. Servo pendorong berfungsi mendorong telur ke jalur sortir, sedangkan *servo* klasifikasi

berfungsi mengarahkan telur ke tempat yang sesuai berdasarkan hasil klasifikasi KNN yaitu baik atau buruk.

2.10. *Buzzer*

Buzzer merupakan sebuah komponen elektronika yang dapat mengubah sinyal listrik menjadi getaran suara [16]. Pada penelitian ini fungsi *buzzer* sebagai indikator suara untuk memberikan notifikasi ketika proses klasifikasi telur berlangsung.

2.11. *LCD*

LCD (*Liquid Crystal Display*) adalah modul penampil digunakan untuk menampilkan *interface* dari alat yang terdiri dari huruf dan angka [8]. Pada penelitian ini fungsi LCD sebagai media tampilan utama untuk menampilkan hasil klasifikasi kualitas telur yaitu baik atau buruk yang diperoleh dari pengolahan data sensor oleh ESP32.

2.12. *Modul XL4015*

Modul XL4015 dilengkapi dengan dua potensiometer mini, yaitu potensiometer 10K ohm untuk mengatur tegangan *output* dan potensiometer 1K ohm untuk mengatur arus (ampere) [17]. Pada penelitian ini modul XL4015 berfungsi sebagai regulator daya untuk menstabilkan suplai listrik pada rangkaian, sehingga seluruh komponen seperti sensor dan *mikrokontroler* dapat bekerja secara optimal.

2.13. *Konveyor*

Konveyor merupakan suatu mesin pemindah bahan yang umumnya dipakai dalam industri perakitan maupun industri proses mengangkut bahan produksi setengah jadi maupun hasil produksi dari satu bagian ke bagian yang lain [18]. Pada penelitian ini *konveyor* berfungsi untuk menggerakkan telur menuju area penyortiran sehingga proses klasifikasi dapat berlangsung secara otomatis tanpa perlu campur tangan manusia secara langsung.

Adapun algoritma yang digunakan dalam membangun sistem ini sebagai berikut.

2.14. *K-Nearest Neighbor (KNN)*

KNN adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Algoritma ini mengklasifikasikan data baru berdasarkan kemiripan atau jarak terdekat

dengan data yang sudah ada dalam *dataset*. Prinsip utamanya adalah bahwa data-data yang berdekatan dalam ruang fitur yaitu berat, intensitas cahaya, dan kandungan gas cenderung berada dalam kelas yang sama [19].

Langkah-langkah klasifikasi data menggunakan KNN adalah sebagai berikut:

1. Tentukan nilai k untuk menentukan tetangga terdekat.
2. Hitung jarak antara data baru ke setiap *dataset* menggunakan *euclidian*.
3. Tentukan k label data yang mempunyai jarak yang paling minimal.
4. Klasifikasikan data baru ke dalam label mayoritas k tetangga terdekat.

KNN menghitung jarak terdekat antara data baru dan setiap titik data dalam *dataset* latih ketika ada data baru yang perlu diklasifikasikan. Dikarenakan jarak dari data menentukan kelas atau label dari data maka diperlukan rumus untuk memperhitungkan jarak. Adapun rumus *Euclidian Distance* seperti pada rumus dilihat pada Persamaan 1.

$$(xy) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

2.15. Normalisasi

Normalisasi data merupakan teknik untuk mengubah skala data menjadi lebih kecil. Proses ini sangat penting dilakukan ketika terdapat perbedaan skala antar fitur dalam suatu *dataset* [20]. Pada penelitian ini normalisasi berfungsi untuk menyeragamkan skala data dari sensor sehingga algoritma KNN dapat melakukan klasifikasi kualitas telur dengan lebih optimal antar fitur. Adapun rumus *Min-Max* ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$X_{normal} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2)$$

2.16. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk menganalisis kinerja klasifikasi dengan mengukur akurasi prediksi [21]. Pada penelitian ini *confusion matrix* berfungsi sebagai alat evaluasi untuk mengukur performa klasifikasi kualitas telur dengan metode KNN. Adapun *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Confusion Matrix

Data Aktual	Data Prediksi		
		A	B
	A	TP (<i>True Positive</i>)	FN (<i>False Negative</i>)
	B	FP (<i>False Positive</i>)	TN (<i>True Negative</i>)

Keterangan:

1. TP (*True Positive*) : Data positif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
2. TN (*True Negative*): Data negatif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
3. FN (*False Negative*) : Data negatif namun terklasifikasi salah oleh sistem.
4. FP (*False Positive*) : Data positif namun terklasifikasi salah oleh sistem.

Berdasarkan nilai dari *confusion matrix*, maka dapat diperoleh nilai akurasi dengan persamaan (3), presisi dengan persamaan (4), *recall* dengan persamaan (5), dan *f1-score* dengan persamaan (6).

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$Presisi = \frac{TP}{FP+TP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP} \quad (5)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (6)$$

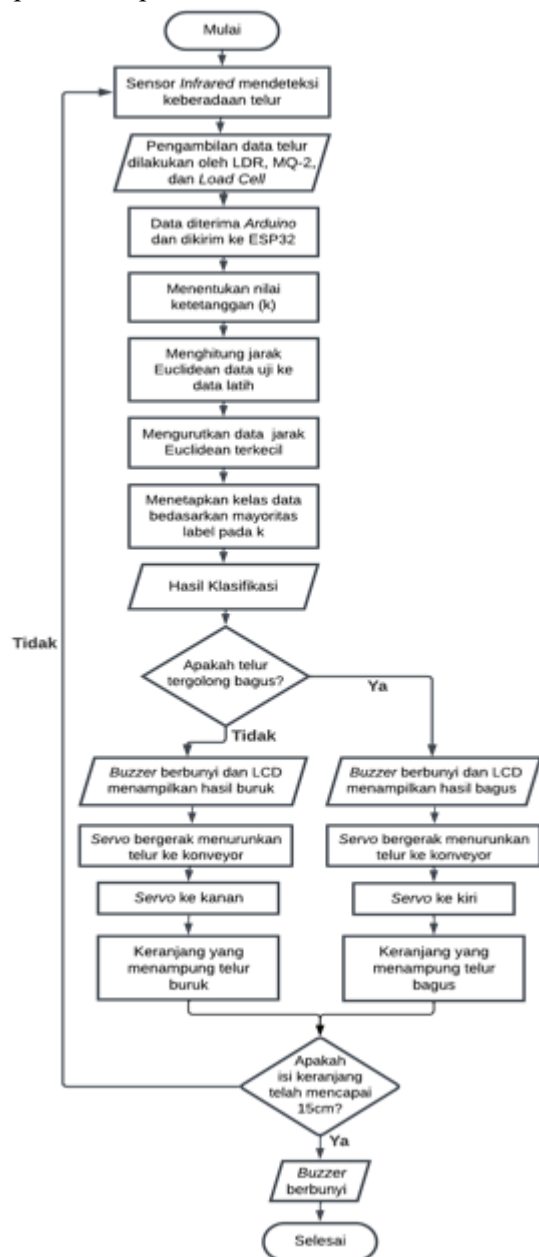
3. METODE PENELITIAN

3.1. Perancangan Perangkat Lunak

Keseluruhan Sistem

Sistem ini dirancang dengan menghubungkan seluruh komponen ke arduino sebagai pusat kendali. Proses dimulai saat sensor *infrared* mendeteksi telur, lalu *loadcell* membaca beratnya. LED HPL menyala untuk pencahayaan, sementara sensor LDR mengukur intensitas cahaya yang melewati telur. Sensor MQ-2 kemudian mendeteksi kadar gas H_2S . Semua data dikirim ke ESP32 untuk dianalisis menggunakan algoritma KNN, yang menentukan kualitas telur sebagai “bagus” atau “buruk.” Jika telur “buruk,” *buzzer* memberi peringatan, LCD menampilkan pesan, dan *motor servo* mengarahkan telur ke keranjang telur buruk. Jika “bagus,” sistem menampilkan pesan kualitas baik dan mengarahkan telur ke keranjang yang sesuai. Adapun *flowchart* penyortir kualitas telur ayam berbasis *arduino*

menggunakan metode KNN pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Flowchart Penyortir Kualitas Telur Ayam

3.2. Implementasi Sistem Pembaca Nilai Berat Telur

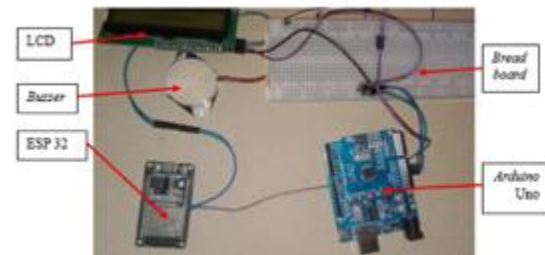
Pada implementasi sistem penyortir kualitas telur ayam, *arduino* digunakan untuk mengukur berat dari suatu telur dengan menggunakan sensor *loadcell* dan modul HX711. Adapun implementasi sistem pembaca nilai berat telur dengan *arduino* pada sistem penyortir kualitas telur ayam dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Implementasi Sistem Pembaca Nilai Berat Telur

3.3. Implementasi Sistem Penampilan Hasil

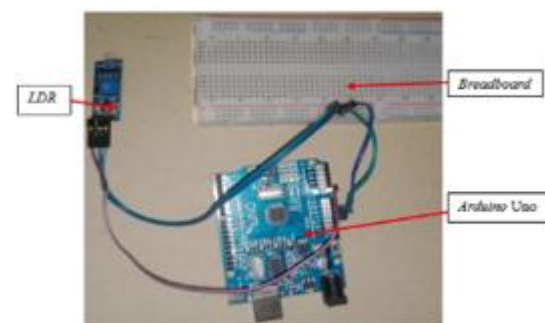
Pada implementasi sistem penyortir kualitas telur ayam, *arduino* digunakan untuk melihat hasil dari sistem yang dibuat dengan menggunakan LCD I2C dan *buzzer*. Adapun implementasi sistem penampilan hasil dari telur dengan *arduino* pada sistem penyortir kualitas telur ayam dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Implementasi Sistem Penampilan Hasil

3.4. Implementasi Sistem Pembaca Intensitas Cahaya

Pada implementasi sistem penyortir kualitas telur ayam, *arduino* digunakan untuk mengukur intensitas cahaya dari suatu telur dengan menggunakan sensor LDR. Adapun implementasi sistem pembaca nilai intensitas cahaya telur dengan *arduino* pada sistem penyortir kualitas telur ayam dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Implementasi Sistem Pembaca Nilai Intensitas Cahaya Telur

3.5. Implementasi Sistem Pembaca Kadar Gas

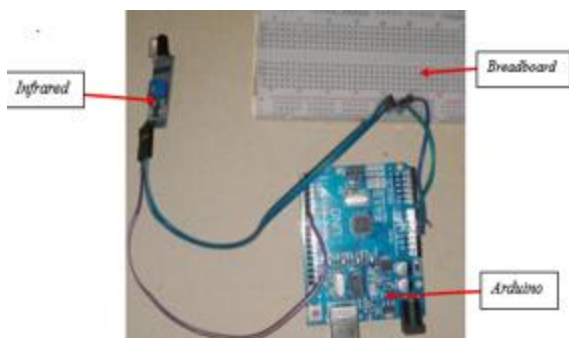
Pada implementasi sistem penyortir kualitas telur ayam, *arduino* digunakan untuk mengukur kadar gas dari suatu telur dengan menggunakan sensor MQ-2. Adapun implementasi sistem pembaca nilai kadar gas telur dengan *arduino* pada sistem penyortir kualitas telur ayam dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 1 Implementasi Sistem Pembaca Nilai Kadar Gas Telur

3.6. Implementasi Sistem Pendeteksi Telur

Pada implementasi sistem pendeteksi telur ayam, sensor *infrared* digunakan untuk pendeteksi keberadaan telur. Sensor *infrared* akan memberikan sinyal ke *arduino* untuk memastikan bahwa telur telah terdeteksi sebelum dilakukan proses akuisisi data lebih lanjut oleh sensor lainnya. Implementasi sistem pendeteksi telur ayam menggunakan sensor *infrared* dan *arduino* dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 2 Implementasi Sistem Pendeteksi Telur Ayam Menggunakan Sensor *Infrared*

3.7. Implementasi Sistem Peringatan Keranjang Telur

Pada implementasi sistem pendeteksi telur ayam, sensor ultrasonik digunakan untuk mendeteksi kapasitas atau kondisi penuh pada wadah telur. kapasitas ruang yang tersisa atau memberikan sinyal kondisi penuh pada wadah telur secara *real-time*. Implementasi sistem

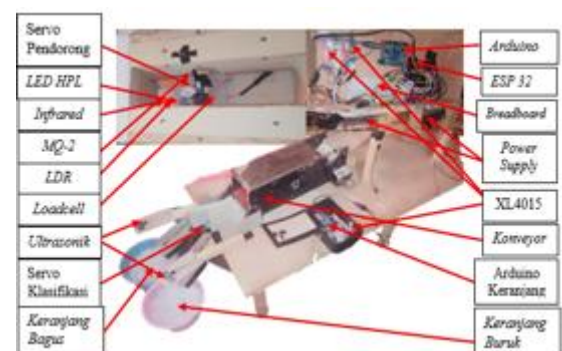
pendeteksi telur ayam menggunakan sensor ultrasonik dan *arduino* dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 3 Implementasi Sistem Pendeteksi Telur Ayam Menggunakan Sensor Ultrasonik

3.8. Implementasi Keseluruhan Perangkat Keras

Pada implementasi sistem penyortir kualitas telur ayam *arduino* dan ESP32 untuk mengendalikan seluruh komponen yang digunakan yaitu *infrared*, *load cell*, LDR, MQ-2, *motor servo*, *buzzer*, dan LCD. Implementasi keseluruhan sistem dengan *arduino* pada sistem penyortir kualitas telur ayam dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 4 Implementasi Keseluruhan Sistem Dengan Arduino Pada Sistem Penyortir Kualitas Telur Ayam

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Perhitungan Menggunakan Metode KNN

Proses penghitungan manual dengan metode KNN diawali dengan menentukan *dataset* dan menormalisasi data. Selanjutnya, nilai K dipilih, lalu jarak antara data uji dan data latih dihitung. Berdasarkan jarak ini, tetangga terdekat diidentifikasi untuk kemudian ditentukan kelas kualitas telurnya melalui suara mayoritas. Tujuan dari simulasi manual ini adalah untuk memberikan ilustrasi yang jelas mengenai tahapan-tahapan dalam klasifikasi menggunakan KNN.

Langkah 1: Menentukan dataset

Penentuan *dataset* merupakan langkah inisial yang krusial. *Dataset* tersebut terbagi menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*), di mana data latih menjadi acuan dalam proses pencarian tetangga terdekat untuk klasifikasi data uji. Guna mempermudah demonstrasi perhitungan manual, sebanyak 10 data diambil dari populasi data latih yang berjumlah 70. Adapun data latih yang digunakan sebagai perhitungan manual KNN dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Data Latih

No	Berat (gram)	Intensitas Cahaya (lux)	Gas Pembusukan Telur	Kelas
1.	50,2	590	0	Bagus
2.	51,4	580	0	Bagus
3.	52,5	575	0	Bagus
4.	53,7	565	0	Bagus
5.	54,1	560	0	Bagus
6.	70	460	1	Buruk
7.	54	490	1	Buruk
8.	56	480	1	Buruk
9.	58	470	1	Buruk
10.	60	450	1	Buruk
max	71,2	600	1	
min	49	440	0	

Selanjutnya, sebuah data uji diambil untuk menguji model KNN yang telah dilatih. Tahap pengujian ini penting untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru dan mengukur tingkat keakuratannya. Sampel yang digunakan merupakan 1 dari 30 data uji yang tersedia. Adapun sampel data uji yang digunakan sebagai perhitungan manual KNN dipilih satu sampel untuk keperluan pengujian. Sampel tersebut memiliki karakteristik dengan berat 50 gram. Dari sisi intensitas cahaya tercatat pada angka 406 *lux*, sementara sensor gas mendeteksi kadar gas pembusukan telur pada nilai 1. Data inilah yang selanjutnya akan diolah menggunakan algoritma KNN untuk menentukan apakah telur masuk dalam klasifikasi bagus atau buruk.

Langkah 2: Normalisasi Data

Tahap persiapan sebelum memasuki algoritma KNN adalah normalisasi data. Proses ini menggunakan persamaan 2 dengan tujuan menyeimbangkan rentang nilai dari seluruh data sensor. Acuan nilai maksimum dan minimumnya diambil dari Tabel 2. Adapun hasil normalisasi data dapat dilihat pada Tabel 3.

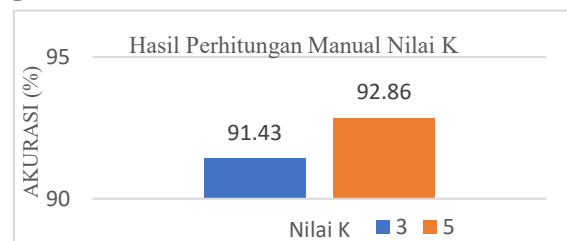
Tabel 3 Normalisasi Data Latih

No	Berat (gram)	Intensitas Cahaya (lux)	Gas Pembusukan Telur	Kelas
1.	0,05	0,94	0,00	Bagus
2.	0,11	0,88	0,00	Bagus
3.	0,16	0,84	0,00	Bagus
4.	0,21	0,78	0,00	Bagus
5.	0,23	0,75	0,00	Bagus
6.	0,90	0,34	1,00	Buruk
7.	0,95	0,13	1,00	Buruk
8.	0,23	0,31	1,00	Buruk
9.	0,32	0,25	1,00	Buruk
10.	0,41	0,19	1,00	Buruk

Berdasarkan hasil normalisasi data latih, proses normalisasi kemudian diterapkan pada data uji. Tujuan dari langkah ini adalah untuk menyelaraskan rentang nilai data uji dengan data latih. Adapun hasil dari normalisasi data uji tersebut dengan parameter berat telur dikonversi menjadi 0,05, intensitas cahaya menjadi 0,00, dan deteksi gas menjadi 1,00. Data yang telah ternormalisasi inilah yang selanjutnya akan digunakan sebagai *input* dalam perhitungan jarak kedekatan terhadap data latih.

Langkah 3: Menentukan nilai K

Dalam penerapan algoritma KNN, pemilihan parameter *k* yang optimal dilakukan melalui proses perhitungan manual. Adapun gambar hasil perhitungan manual dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 5 Hasil Perhitungan Manual

Berdasarkan hasil perhitungan manual yang dilakukan menggunakan algoritma KNN, diperoleh akurasi optimal pada nilai *K*=5 dengan tingkat akurasi sebesar 92,86%. Grafik menunjukkan bahwa peningkatan nilai *K* dari 3 dan 5, di mana *K*=3 menghasilkan akurasi 91,43%, kemudian meningkat signifikan pada *K*=5 menghasilkan akurasi 92,86% dimana titik optimal *K*=5. Oleh karena itu, nilai *K*=5 dipilih sebagai parameter optimal untuk implementasi algoritma KNN dalam penelitian ini.

Langkah 4: Hitung jarak data latih menggunakan rumus *Euclidean Distance*.

Pada tahap perhitungan jarak, diterapkan rumus *euclidean distance* dengan Persamaan 1 untuk mengukur jarak antara sampel data uji dengan semua data latih. Hasil perhitungan jarak *Euclidean* antara sampel data uji dan seluruh data latih jarak-jarak ini menjadi dasar untuk menentukan ketetanggaan terdekat dalam implementasi algoritma *KNN* secara manual. Adapun perhitungan dapat dilihat sebagai berikut:

$$\begin{aligned} d(x,y) &= \sqrt{(0.05 - 0.23)^2 + (0.00 - 0.31)^2} \\ &= \sqrt{(1.00 - 1.00)^2} \\ d(x,y) &= \sqrt{0.0324 + 0.0961 + 0} \\ d(x,y) &= \sqrt{0.1285} \\ d(x,y) &= 0.3585 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan jarak *euclidean* antara sampel data uji dan seluruh data latih jarak-jarak ini menjadi dasar untuk menentukan ketetanggaan terdekat dalam implementasi algoritma *KNN* secara manual. Adapun perhitungan jarak *euclidean* antara sampel data uji dan data latih disajikan dalam Tabel 6.

Tabel 3 Hasil Perhitungan *Euclidean Distance*

No.	Jarak	Kelas
1.	1,371	Bagus
2.	1,330	Bagus
3.	1,313	Bagus
4.	1,279	Bagus
5.	1,263	Bagus
6.	0,903	Buruk
7.	0,358	Buruk
8.	0,363	Buruk
9.	0,400	Buruk
10.	0,448	Buruk

Langkah 5: Mengurutkan hasil jarak dan mengambil tetangga terdekat sesuai dengan nilai $K = 5$.

Setelah memperoleh hasil perhitungan jarak *euclidean* pada Tabel 6, dilakukan pengurutan data berdasarkan nilai jarak dari yang terkecil hingga terbesar. Dari hasil pengurutan tersebut, dipilih 5 data latih dengan jarak terkecil untuk mengidentifikasi tetangga terdekat dari data uji sesuai dengan prinsip algoritma *KNN* dengan nilai $K=5$. Adapun hasilnya dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 4 Hasil Urutan Jarak $K = 5$

No.	Jarak	Kelas
1.	0,903	Buruk
2.	0,358	Buruk
3.	0,363	Buruk
4.	0,400	Buruk
5.	0,448	Buruk












Langkah 6: Menetapkan kelas hasil klasifikasi

Dari Tabel 7 dapat diamati bahwa kelima tetangga terdekat semuanya termasuk dalam kategori "Buruk". Melalui mekanisme voting mayoritas, dimana kelas dengan frekuensi kemunculan terbanyak dipilih sebagai hasil prediksi, maka sampel data uji diklasifikasikan sebagai telur yang "Buruk" untuk dikonsumsi. Adapun hasil klasifikasi sampel uji dengan nilai atribut ternormalisasi berat 0,05, intensitas cahaya 0,00, dan gas pembusukan 1,00, data aktual menunjukkan status telur adalah 'Buruk'. Hasil perhitungan algoritma *KNN* ternyata menghasilkan *output* yang sama, yaitu kelas 'Buruk'.

4.2. Pengujian Metode *KNN*

Metode *KNN* digunakan sebagai mesin inferensi utama untuk proses klasifikasi dalam sistem ini, yang dirancang untuk menentukan kualitas telur berdasarkan pola data masukan multi-parameter. *Input* sistem bersumber dari pembacaan tiga sensor yaitu sensor berat *Load Cell* untuk parameter berat, sensor intensitas cahaya (LDR) untuk parameter transparansi, dan sensor gas (MQ-2) untuk parameter pembusukan telur. Proses pengujian sistem dilakukan melalui simulasi operasional dengan cara memasukkan data uji dari telur baru ke dalam sistem pemroses dan kemudian mencatat setiap hasil keputusan klasifikasi yang diberikan oleh algoritma *KNN*. Pengujian dilakukan sebanyak 30 kali percobaan dengan komposisi variasi data sensor yang seimbang, mencakup karakteristik data dari telur kualitas bagus maupun telur kualitas buruk. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa algoritma tidak bias terhadap satu kelas tertentu. Detail rekapitulasi hasil pengujian metode *K-NN* ini selanjutnya ditampilkan secara lengkap pada Tabel 8.

Tabel 8 Hasil Pengujian Metode KNN

No	Hasil Uji Konvensional	Hasil Klasifikasi KNN	Visualisasi Hasil KNN	Nilai			Status
				Berat (gram)	Cahaya (lux)	Gas	
1	Buruk	Buruk		50.0	406	1	Berhasil
2	Bagus	Bagus		53.0	545	0	Berhasil
3	Buruk	Buruk		60.1	421	0	Berhasil
4	Bagus	Bagus		50.0	522	0	Berhasil
5	Bagus	Buruk		56.1	459	0	Tidak Berhasil
6	Bagus	Bagus		51.9	534	0	Berhasil
7	Buruk	Bagus		60.8	549	0	Tidak Berhasil
8	Buruk	Bagus		68.1	517	0	Tidak Berhasil
9	Bagus	Bagus		55.0	510	0	Berhasil
10	Bagus	Buruk		49.0	476	0	Tidak Berhasil
...
30	Bagus	Bagus		63.1	556	0	Berhasil

Berdasarkan Dari total 30 pengujian yang dilakukan menggunakan metode KNN, diperoleh hasil bahwa 23 data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Namun demikian, terdapat 7 data yang mengalami kesalahan klasifikasi, yaitu pada pengujian ke - 5, 7, 8, 10, 11, 13, dan 27. Melalui perhitungan berbasis *confusion matrix* ini, dapat diukur kemampuan model dalam melakukan klasifikasi data secara akurat. Adapun hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 Hasil *Confusion Matrix*

	Prediksi Bagus	Prediksi Buruk
Aktual Bagus	17 (TP)	2 (FN)
Aktual Buruk	5 (FP)	4 (TN)

Keterangan:

TP : 17

(Telur Bagus Diprediksi Bagus Dengan Benar)

TN : 4

(Telur Buruk Diprediksi Buruk Dengan Benar)

FP : 5

(Telur Buruk Salah Diprediksi Bagus)

FN : 2

(Telur Bagus Salah Diprediksi Buruk)

Untuk mengevaluasi performa model secara komprehensif, dilakukan analisis menggunakan *confusion matrix* guna menghitung metrik evaluasi berupa akurasi, *recall*, *precision*, dan *f1-score* sebagaimana dirumuskan dalam persamaan 3, 4, 5 dan 6.

$$\text{Akurasi} = \frac{17+4}{17+4+5+2} \times 100\% = 75.00 \%$$

$$\text{Recall} = \frac{17}{5+17} \times 100\% = 77.27 \%$$

$$\text{Precision} = \frac{17}{2+17} \times 100\% = 89.47 \%$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{89.47 \times 77.27}{89.47 + 77.27} \times 100\% = 82.93 \%$$

4.3. Pembahasan

Penelitian ini mengembangkan sebuah sistem untuk mengklasifikasikan kualitas telur ayam berdasarkan tiga parameter utama, yaitu berat, intensitas cahaya, dan kadar gas pembusukan telur. Sistem ini menggunakan metode klasifikasi KNN untuk menentukan apakah telur termasuk kategori “bagus” atau “buruk.” Dataset penelitian terdiri dari 100 data, dengan 70 data sebagai data latih dan 30 data sebagai data uji. Pengambilan data dilakukan dengan membedakan telur segar sebagai kategori bagus dan telur yang telah tidak layak konsumsi sebagai kategori buruk, sehingga menghasilkan variasi parameter yang jelas. Sistem ini dirancang menggunakan kombinasi arduino dan ESP32. Arduino bertugas membaca data dari sensor *loadcell* untuk berat, sensor LDR untuk intensitas cahaya yang menembus cangkang, serta sensor MQ-2 untuk mendeteksi gas pembusukan telur. Setelah data diperoleh, ESP32 melakukan proses klasifikasi dan mengontrol komponen seperti *servo* dan *buzzer*. Proses penyortiran dimulai saat sensor *infrared* mendeteksi keberadaan telur pada jalur *input*. Nilai *k* terbaik yang digunakan pada metode KNN adalah *k* = 5, berdasarkan hasil evaluasi manual yang menunjukkan performa optimal. Pada pengujian terhadap 30 butir telur, sistem berhasil mengklasifikasikan 23 telur dengan benar, sementara 7 sisanya salah klasifikasi, terdiri dari 5 *False Positive* dan 2 *False Negative*. Kesalahan ini dapat dipengaruhi oleh ketidakstabilan sensor, interferensi cahaya, atau variasi alami karakteristik telur. Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan akurasi 75%, *precision* 77,27%, *recall* 89,47%, dan F1-Score 82,93%. Secara keseluruhan, integrasi sensor dengan metode KNN pada ESP32 mampu menghasilkan sistem penyortir telur otomatis yang cukup andal, meskipun peningkatan diperlukan untuk mengurangi

False Positive dan meningkatkan konsistensi sensor serta kualitas data latih.

5. KESIMPULAN

- Sistem penyortir telur ayam dikembangkan dengan mengintegrasikan tiga sensor utama yaitu *loadcell* untuk mengukur berat telur, LDR untuk mengukur intensitas cahaya yang menembus cangkang telur, dan sensor MQ-2 untuk mendeteksi gas pembusukan telur. Sistem ini menggunakan kombinasi arduino untuk pembacaan sensor dan ESP32 untuk proses klasifikasi menggunakan metode KNN, yang mampu menentukan kualitas telur dengan mengategorikannya sebagai telur bagus atau buruk secara otomatis. Sistem mampu berfungsi menyortir telur dengan menggunakan *servo* untuk mengarahkan telur ke wadah yang sesuai berdasarkan hasil klasifikasi.
- Hasil pengujian metode KNN dalam menentukan kualitas telur ayam menggunakan 30 data uji menunjukkan bahwa dari 23 data yang valid, terdapat 23 klasifikasi yang benar dan 7 kesalahan klasifikasi. Berdasarkan *confusion matrix*, diperoleh akurasi sebesar 75%, *precision* sebesar 77,27%, *recall* sebesar 89,47%, dan F1-Score sebesar 82,93%. Model cenderung melakukan kesalahan tipe *False Positive* dengan 5 kasus lebih banyak dibandingkan *False Negative* dengan 2 kasus, yang mengindikasikan bahwa sistem lebih sering salah mengklasifikasikan telur buruk sebagai telur bagus.
- Saran yang dapat dijadikan sebagai bahan acuan untuk penelitian selanjutnya ialah. Penelitian selanjutnya diperlukan pengujian dengan jumlah *dataset* telur yang lebih banyak untuk memperoleh data akurasi yang lebih representatif dan memperkuat keandalan sistem. Disarankan Penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode klasifikasi lainnya seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, atau *Neural Network* untuk membandingkan hasil dengan metode KNN.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Abiyani, "Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Permintaan Telur Ayam Ras di Kabupaten Magetan Pada Tingkat Rumah Tangga," *Journal of Economics and Social Sciences (JESS)*, vol. 1, no. 1, pp. 11–22, Jun. 2022, doi: 10.59525/jess.v1i1.98.
- [2] I. Karimah, I. Yanti, and M. Pauzan, "Rancang Bangun Alat Pendeteksi Dan Penyortir Kualitas Telur Unggas Berbasis Arduino Nano," *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 1388–1399, Nov. 2023, doi: 10.29100/jipi.v8i4.4014.
- [3] Utama and Poerbaningtyas, "Perancangan Alat Penyortir Telur Ayam Berbasis Arduino Menggunakan Sensor Ldr (Light Dependent Resistor) Dan Sensor Berat (Load Cell)," *J-INTECH*, vol. 10, no. 2, pp. 73–81, Dec. 2022, doi: 10.32664/j-intech.v10i2.764.
- [4] M. A. A. Kurniawan, E. Ermatita, and N. Falih, "Pemanfaatan Pengolahan Citra dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor pada Citra Telur Ayam," *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 16, no. 3, p. 164, Dec. 2020, doi: 10.52958/itfk.v16i3.2131.
- [5] Sumari, "Klasifikasi Mutu Telur Burung Puyuh Berdasarkan Warna Dan Tekstur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor(Knn) Dan Fusi Informasi," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 8, 2021.
- [6] Candling, 2013.
- [7] *Standar Nasional Indonesia Telur Ayam*. 2008.
- [8] S. Samsugi, R. D. Gunawan, A. T. Priandika, and A. T. Prastowo, "Penerapan Penjadwalan Pakan Ikan Hias Molly Menggunakan Mikrokontroler Arduino Uno Dan Sensor Rtc Ds3231," *Jurnal Teknologi dan Sistem Tertanam*, vol. 3, no. 2, Aug. 2022, doi: 10.33365/jtst.v3i2.2127.
- [9] M. Fathor Azhar and L. Narpulaela, "Implementasi Penggunaan Esp32 Sebagai Iot Pada Project Smart Charger Di Pt. Pasifik Satelit Nusantara Bekasi," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 7248–7253, Jun. 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10201.
- [10] Y. Suzantry H, W. Gulo, and I. Priyadi, "Analisa Sistem Kerja Sensor Encoder dan Sensor Load Cell pada Pengemasan Semen di PT. Cemindo Gemilang Plant Bengkulu," *Applied Engineering, Innovation, and Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 31–38, May 2024, doi: 10.62777/aeit.v1i1.9.
- [11] I. A. Rombang, L. B. Setyawan, and G. Dewantoro, "Perancangan Prototipe Alat Deteksi Asap Rokok dengan Sistem Purifier Menggunakan Sensor MQ-135 dan MQ-2," *Techne: Jurnal Ilmiah Elektroteknika*, vol. 21, no. 1, pp. 131–144, Apr. 2022, doi: 10.31358/techne.v21i1.312.
- [12] D. Desmira, "Aplikasi Sensor Ldr (Light Dependent Resistor) Untuk Efisiensi Energi Pada Lampu Penerangan Jalan Umum," *PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset dan Observasi Sistem Komputer*, vol. 9, no. 1, pp. 21–29, May 2022, doi: 10.30656/prosisko.v9i1.4465.
- [13] I. Nuur Darmawan, Kholistianingsih, A. Noor Fatah, P. Yulianto, and S. Adhi Pramono, "Analisis Methane Gas Detector dengan Sensor Catalytic dan Sensor Infrared di Maintenance Area II PT Kilang Pertamina Internasional RU IV Cilacap," *J-Proteksion: Jurnal Kajian Ilmiah dan Teknologi Teknik Mesin*, vol. 8, no. 1, pp. 53–63, Aug. 2023, doi: 10.32528/jp.v8i1.726.
- [14] R. Sudrajat and F. Rofifah, "Rancang Bangun Sistem Kendali Kipas Angin dengan Sensor Suhu dan Sensor Ultrasonik Berbasis Arduino Uno," *remik*, vol. 7, no. 1, pp. 555–564, Jan. 2023, doi: 10.33395/remik.v7i1.12082.
- [15] Y. Alferinanda, S. Ramadhani, and A. Asnil, "Efisiensi Penggunaan Energi pada Lampu Penerangan Jalan Raya," *MSI Transaction on Education*, vol. 1, no. 2, pp. 83–94, Apr. 2020, doi: 10.46574/mtd.v1i2.26.
- [16] Bagas and Yan, "Implementasi Mikrokontroler Arduino Uno Dan Multi Sensor Pada Tempat Sampah," *Scientia Sacra: Jurnal Sains, Teknologi dan Masyarakat*, vol. 2, 2022.
- [17] E. Endang and Rahmat Hidayat, "Rancangan Bangun Sistem Otomatis Pengalih Sumber Daya Cadangan Dc Berbasis Baterai Pack Lithium Ion," *Aisyah Journal Of Informatics and Electrical Engineering (A.J.I.E.E)*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, Feb. 2024, doi: 10.30604/jti.v6i1.150.
- [18] A. R. Marjan and R. Mukhaiyar, "Perancangan Konveyor Pengangkut Buah Semangka Berdasarkan Berat Berbasis Mikrokontroler," *Ranah Research : Journal of Multidisciplinary Research and Development*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, Nov. 2020, doi: 10.38035/rj.v3i1.348.
- [19] M. E. Siregar, S. Dermawan, and A. A. Hisyam, "Perbandingan Kinerja Naive Bayes Dan Knn Dalam Analisis Sentimen Komentar X Dengan Dan Tanpa Text Preprocessing (Studi Kasus: Danantara)," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6612.

- [20] P. P. Allorerung, A. Erna, M. Bagussahrir, and S. Alam, “Analisis Performa Normalisasi Data untuk Klasifikasi K-Nearest Neighbor pada Dataset Penyakit,” *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, vol. 9, no. 3, pp. 178–191, Sep. 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.3.178-191.
- [21] A. F. Azmi and A. Voutama, “Prediksi Churn Nasabah Bank Menggunakan Klasifikasi Random Forest Dan Decision Tree Dengan Evaluasi Confusion Matrix,” *Komputa : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, vol. 13, no. 1, pp. 111–119, Apr. 2024, doi: 10.34010/komputa.v13i1.12639.