

INTEGRASI SENSOR INFRARED DAN MODEL ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) UNTUK PENJADWALAN IKLAN VIDEOTRON DI JALAN K.H ABDUL HALIM MAJALENGKA

Faiz Rafdhi¹, Fachra Maulidiana Anggit²

^{1,2}Universitas Saintek Muhammadiyah

Email: ¹faizrafdhi@saintekmu.ac.id, ²maulidianafachra@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan membangun sistem rekomendasi jadwal penayangan iklan videotron berdasarkan volume lalu lintas di Jalan K.H Abdul Halim, Majalengka, yang diperoleh melalui sensor infrared dan diprediksi menggunakan model ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*). Sensor infrared berbasis pasangan IR Emitter LED 940nm dan Receiver TSOP VS1838B diintegrasikan dengan mikrokontroler ESP32 untuk mendeteksi objek yang melintas dan menghitung volume lalu lintas dalam enam slot waktu per hari (interval empat jam).

Data dikumpulkan selama 30 hari pengamatan (13 Mei – 11 Juni 2026) pada skala *prototype*, menghasilkan 180 titik data yang dikirim ke server Flask melalui HTTP API dan disimpan pada basis data MySQL. Sistem dikembangkan menggunakan metode prototyping dengan bahasa pemrograman Python serta pustaka pendukung Pandas, Statsmodels, dan Matplotlib. Data dibagi secara kronologis: 80% pertama (144 data, 24 hari) sebagai data latih dan 20% terakhir (36 data, 6 hari) sebagai data uji. Model ARIMA(3,0,2) dipilih melalui *grid search* dengan nilai AIC terbaik sebesar 1104,74, menghasilkan RMSE sebesar 4,9882 dan MAPE sebesar 20,95% pada slot waktu relevan untuk penayangan iklan (04:00–20:00).

Pengujian Black Box terhadap 14 skenario menunjukkan seluruh fungsionalitas sistem berjalan sesuai rancangan. Pada lingkungan pengujian *prototype*, sistem berhasil mengklasifikasikan volume objek ke dalam kategori Tinggi, Sedang, dan Rendah untuk merekomendasikan jadwal penayangan iklan videotron yang adaptif dan berbasis data.

Kata kunci: ARIMA, rekomendasi jadwal, sensor infrared, volume lalu lintas, videotron

Abstract

This study aims to develop a recommendation system for videotron advertisement display schedules based on traffic volume on K.H Abdul Halim Road, Majalengka, obtained through infrared sensors and predicted using the ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) model. An infrared sensor pair consisting of an IR Emitter LED 940nm and a Receiver TSOP VS1838B was integrated with an ESP32 microcontroller to detect passing objects and calculate traffic volume across six daily time slots (four-hour intervals).

Data were collected over a 30-day observation period (13 May – 11 June 2026) at a prototype scale, yielding 180 data points transmitted to a Flask server via HTTP API and stored in a MySQL database. The system was developed using the prototyping method with the Python programming language and supporting libraries including Pandas, Statsmodels, and Matplotlib. The dataset was split chronologically: the first 80% (144 records, 24 days) for training and the last 20% (36 records, 6 days) for testing. The ARIMA(3,0,2) model, selected through grid search with the best AIC value of 1104.74, achieved an RMSE of 4.9882 and a

MAPE of 20.95% during relevant advertising time slots (04:00–20:00).

Black Box testing of 14 scenarios confirmed that all system functionalities operate as designed. Within the prototype testing environment, the system classifies object volume into High, Medium, and Low categories to generate adaptive and data-driven videotron advertisement scheduling recommendations.

Keywords: ARIMA, infrared sensor, schedule recommendation, traffic volume, videotron

1. PENDAHULUAN

Transformasi Kota Majalengka dari sektor agraris menuju sektor industri telah mendorong pertumbuhan ekonomi yang cukup pesat, terutama dengan adanya Bandara Internasional Kertajati sebagai salah satu faktor pendukung [1]. Kondisi tersebut berdampak pada meningkatnya aktivitas masyarakat dan volume pengguna jalan raya, khususnya di ruas utama Jalan K.H Abdul Halim. Tingginya intensitas lalu lintas di lokasi tersebut menunjukkan bahwa videotron memiliki potensi sebagai media iklan luar ruang yang efektif, khususnya apabila jadwal penayangan iklan disesuaikan dengan waktu kepadatan lalu lintas.

Namun, penentuan jadwal penayangan iklan videotron umumnya masih dilakukan secara konvensional atau berdasarkan intuisi, tanpa dukungan data volume lalu lintas secara real-time. Kondisi tersebut dapat menyebabkan penayangan iklan menjadi kurang efektif karena tidak mempertimbangkan waktu dengan potensi jangkauan audiens yang lebih tinggi [2]. Selain itu, belum tersedia sistem yang mampu memprediksi volume lalu lintas pada titik pengamatan videotron secara otomatis menggunakan data historis dari sensor, sehingga perencanaan jadwal penayangan tidak didukung oleh proyeksi berbasis data.

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas penggunaan model ARIMA dan sensor untuk memprediksi volume lalu lintas. Ringkasan perbandingan studi terdahulu yang relevan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Studi Terdahulu

Peneliti	Data	Sensor	Model	Konteks	Keterbatasan
Anindita et al. [3]	Survei manual	Tidak ada	ARIMA(1,1,1)	Peramalan volume kendaraan Jl. Mayjen Sungkono	Data manual, tanpa sensor otomatis
Supriyatna et al. [4]	Pengukuran lab	Infrared	Tidak ada	Pengukuran GLB/GLBB praktikum	Tanpa model prediksi
Hudzaifah et al. [5]	Data lalu lintas + cuaca	Tidak ada	Time series decomposition	Peramalan arus lalu lintas	Tanpa sensor real-time
Jin et al. [6]	Data COVID-19	Tidak ada	LSTM-ARIMA	Prediksi penyebaran COVID-19	Konteks kesehatan, bukan lalu lintas
Penelitian ini	Sensor 30 hari (180 record)	IR + ESP32	ARIMA(3,0,2)	Rekomendasi jadwal iklan videotron	Skala <i>prototype</i> , 1 titik pengamatan

Berdasarkan Tabel 1, penelitian-penelitian sebelumnya umumnya menggunakan model ARIMA secara terpisah tanpa integrasi sensor untuk pengukuran volume secara langsung, atau sebaliknya menggunakan sensor infrared tanpa dukungan model prediksi. Belum ditemukan penelitian yang mengintegrasikan sensor infrared sebagai perangkat pengambilan data real-time dengan model ARIMA dalam satu sistem rekomendasi jadwal penayangan iklan videotron.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem rekomendasi jadwal penayangan iklan videotron yang efisien berdasarkan volume lalu lintas yang dipantau menggunakan sensor infrared dan diprediksi dengan model statistik time series ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average). Sensor infrared digunakan untuk mencatat jumlah objek yang melintas secara otomatis dalam satuan waktu tertentu sebagai

dasar perhitungan volume lalu lintas [3]. Sementara itu, model ARIMA digunakan untuk memprediksi pola volume lalu lintas berdasarkan data deret waktu.

Model ARIMA dipilih karena mampu digunakan untuk menganalisis dan memprediksi data deret waktu yang memiliki pola historis, tren, serta fluktuasi setelah melalui proses pembentukan data yang stasioner. Dibandingkan dengan regresi linier yang lebih berfokus pada hubungan antarvariabel, ARIMA lebih sesuai digunakan dalam penelitian ini karena dapat memanfaatkan pola data sebelumnya untuk memprediksi volume lalu lintas pada periode berikutnya [7]. Kontribusi utama penelitian ini adalah mengintegrasikan sensor infrared sebagai perangkat pengambilan data secara real-time dengan model ARIMA dalam satu sistem rekomendasi jadwal penayangan iklan videotron, yang belum ditemukan pada penelitian-penelitian sebelumnya.

2. METODE PENELITIAN

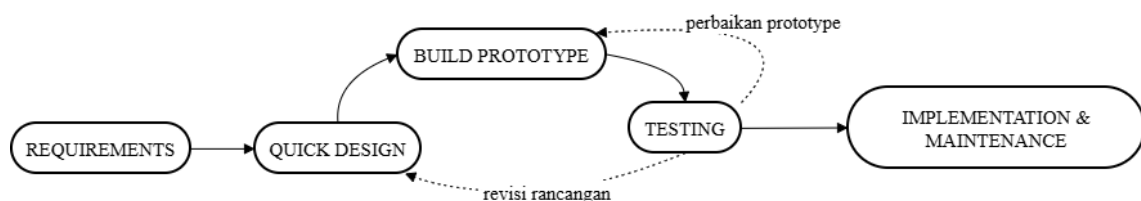
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pengembangan sistem *Prototyping*. Metode *Prototyping* merupakan salah satu model pengembangan perangkat lunak yang memungkinkan pengembang dan pengguna berinteraksi selama proses pembuatan sistem melalui pembangunan *prototype* (prototype) yang secara bertahap disempurnakan hingga memenuhi kebutuhan [12]. *Prototyping* dipilih karena lebih fleksibel dan adaptif terhadap perubahan kebutuhan dibandingkan model waterfall yang bersifat linier, sehingga cocok untuk penelitian yang memerlukan iterasi pengujian pada sensor dan model prediksi [13]. Selain itu, *prototyping* terbukti efektif diterapkan pada pengembangan sistem informasi berbasis IoT karena mempercepat validasi kebutuhan dan mengurangi risiko kesalahan spesifikasi [14].

2.1 Objek dan Lokasi Penelitian

Objek penelitian ini adalah volume lalu lintas pada ruas Jalan K.H Abdul Halim, Majalengka Kulon, Kecamatan Majalengka, Kabupaten Majalengka, Jawa Barat. Lokasi tersebut dipilih karena merupakan salah satu ruas jalan utama di Kota Majalengka yang berada di kawasan dengan aktivitas masyarakat cukup tinggi. Pengumpulan data dilakukan secara kuantitatif melalui pembacaan sensor infrared, sedangkan data pendukung diperoleh melalui studi pustaka dan observasi lapangan.

2.2 Tahapan Pengembangan Sistem (*Prototyping*)

Penelitian ini menggunakan lima tahapan metode *Prototyping* yang dijalankan secara berurutan, yaitu *Requirements*, *Quick Design*, *Build Prototype*, *Testing*, dan *Implementation & Maintenance*. Alur tahapan metode *Prototyping* yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Tahapan Metode *Prototyping*

2.2.1 *Requirements* (Analisis Kebutuhan)

Pada tahap *Requirements* dilakukan identifikasi dan analisis kebutuhan sistem, meliputi kebutuhan perangkat keras (hardware) dan perangkat lunak (software). Kegiatan yang dilakukan mencakup studi pustaka terhadap jurnal, artikel konferensi, dan buku teks yang berkaitan dengan sistem prediksi lalu lintas menggunakan model ARIMA dan sensor infrared; observasi lapangan pada titik pengamatan videotron di Jalan K.H Abdul Halim Majalengka

untuk menilai kelayakan lokasi, ketersediaan infrastruktur, dan pola arus lalu lintas; serta analisis penelitian terdahulu sebagai referensi teknis dan metodologis [12]. Hasil dari tahap ini adalah spesifikasi kebutuhan sistem yang menjadi dasar perancangan pada tahap berikutnya.

2.2.2 Quick Design (Perancangan Awal)

Pada tahap *Quick Design* dilakukan perancangan awal sistem berdasarkan kebutuhan yang telah diidentifikasi. Aktivitas yang dilakukan meliputi perancangan diagram Unified Modeling Language (UML) untuk menggambarkan interaksi aktor dan alur proses sistem (Use Case Diagram, Activity Diagram, dan Sequence Diagram); perancangan basis data dalam bentuk Class Diagram untuk menentukan struktur tabel penyimpanan data; serta perancangan wiring perangkat keras yang mendefinisikan koneksi antara sensor infrared, resistor, breadboard, dan pin GPIO pada mikrokontroler ESP32 [13].

2.2.3 Build Prototype (Implementasi)

Tahap *Build Prototype* merupakan implementasi rancangan ke dalam bentuk *prototype* yang dapat dijalankan. Sisi perangkat keras dibangun dengan merakit rangkaian IR LED Emitter 940nm, Receiver TSOP VS1838B, resistor pembatas arus, dan mikrokontroler ESP32 sesuai rancangan wiring. Pin GPIO 5 pada ESP32 digunakan untuk mengirim sinyal PWM 38 kHz ke IR LED Emitter, sedangkan pin GPIO 4 menerima sinyal output dari Receiver TSOP [8]. Untuk mencegah pencatatan ganda akibat fluktuasi sinyal, diterapkan mekanisme Debounce selama 800 milidetik. ESP32 mengakumulasi data ke dalam 6 slot waktu per hari (interval 4 jam) dan mengirimkannya ke server via HTTP POST dengan payload JSON.

Sisi perangkat lunak dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dengan framework Flask sebagai backend server dan basis data MySQL. Pustaka Pandas digunakan untuk pengolahan data, Statsmodels untuk pemodelan ARIMA, dan Matplotlib untuk visualisasi data [14]. Program pada ESP32 ditulis dalam bahasa C++ menggunakan Arduino IDE, dan pengembangan kode server dilakukan pada Visual Studio Code.

2.2.4 Testing (Pengujian)

Tahap *Testing* dilakukan untuk memverifikasi kinerja *prototype* sistem yang telah dibangun. Pengujian dilakukan menggunakan mode simulasi, di mana setiap slot waktu direpresentasikan dengan durasi 60 detik sehingga satu siklus harian dapat diuji dalam 6 menit. Pengujian dibagi menjadi tiga bagian, yaitu (1) pengujian sensor infrared dan ESP32 untuk memverifikasi fungsi deteksi objek, mekanisme Debounce, koneksi Wi-Fi, dan pengiriman data; (2) pengujian model ARIMA meliputi uji stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test, penentuan parameter (p, d, q) melalui grid search dengan iterasi 0 sampai 3 berdasarkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) terendah, serta evaluasi akurasi menggunakan metrik RMSE dan MAPE; dan (3) Black Box *Testing* terhadap 14 skenario fungsionalitas sistem [12].

2.2.5 Implementation & Maintenance (Penyempurnaan)

Tahap terakhir dilakukan dengan memperbaiki dan menyempurnakan *prototype* berdasarkan hasil pengujian sebelumnya. Penyempurnaan meliputi penyesuaian parameter model ARIMA, optimasi proses pengolahan data, perbaikan tampilan visualisasi, serta penambahan mekanisme fallback offline pada ESP32. Selain itu, disusun pula jadwal pemeliharaan rutin untuk menjaga akurasi sensor dan validitas model prediksi seiring waktu [14].

2.3 Model ARIMA

Model ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) merupakan salah satu metode prediksi deret waktu yang mampu memodelkan data dengan pola tren dan fluktuasi berdasarkan data historisnya, dengan syarat data telah bersifat stasioner [9]. Model ARIMA ditulis sebagai ARIMA(p, d, q), di mana p adalah orde *autoregressive* (AR), d adalah tingkat *Differencing* (I), dan q adalah orde *moving average* (MA). Rumus umum ARIMA disajikan pada Persamaan (1).

$$Y'_t = C + \phi_1 Y'_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

Pada Persamaan (1), Y'_0 adalah data hasil differencing pada waktu ke-t (selisih data

aktual), c adalah konstanta model, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ adalah koefisien *autoregressive* orde ke-1 hingga ke- p , $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ adalah koefisien *moving average* orde ke-1 hingga ke- q , dan ε_t adalah error (*white noise*) pada waktu ke- t . Nilai p menunjukkan jumlah *lag autoregressive*, d menunjukkan tingkat *differencing*, dan q menunjukkan jumlah *lag moving average*. Model ini sangat cocok untuk menganalisis data deret waktu seperti volume objek harian [10].

2.4 Metrik Evaluasi Akurasi Model

Evaluasi kinerja model prediksi dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. RMSE mengukur rata-rata magnitude error prediksi dalam satuan yang sama dengan data asli, sedangkan MAPE mengukur rata-rata persentase kesalahan absolut prediksi terhadap data aktual [11]. Pada Persamaan (2), Y_t adalah nilai aktual pada waktu ke- t , $\hat{Y}_t$ adalah nilai prediksi pada waktu ke- t , dan n adalah jumlah observasi yang dievaluasi. Pada Persamaan (3), simbol yang digunakan sama, di mana hasil perhitungan dinyatakan dalam persentase. Rumus RMSE dan MAPE disajikan pada Persamaan (2) dan (3).

$$RMSE = \sqrt{\left(\sum \frac{(Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}\right)} \quad (2)$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{n}\right) \times \sum \left|\left(\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t}\right)\right| \times 100\% \quad (3)$$

Berdasarkan skala Lewis (1982), interpretasi nilai MAPE adalah sebagai berikut: nilai MAPE kurang dari 10% dikategorikan sangat baik, 10–20% dikategorikan baik, 20–50% dikategorikan cukup, dan lebih dari 50% dikategorikan kurang.

2.5 Klasifikasi Volume dan Rekomendasi Jadwal

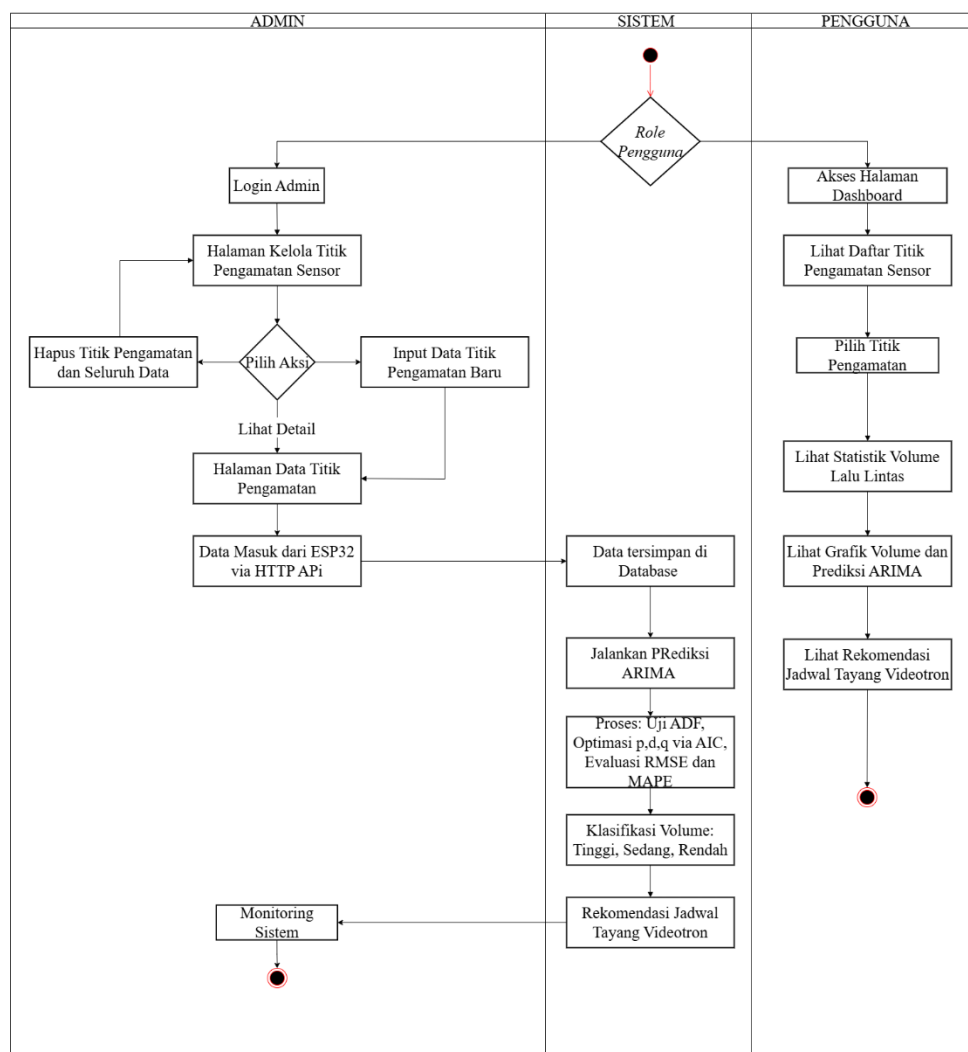
Hasil prediksi volume objek dari model ARIMA digunakan sebagai dasar rekomendasi waktu tayang iklan videotron. Proses rekomendasi dilakukan melalui dua tahap. Tahap pertama adalah klasifikasi volume prediksi ke dalam tiga kategori berdasarkan ambang batas (*threshold*): Tinggi (volume ≥ 15 objek), Sedang (volume 8-14 objek), dan Rendah (volume < 8 objek). Tahap kedua adalah pemetaan setiap kategori volume ke rekomendasi tayang: slot dengan kategori Tinggi direkomendasikan sebagai waktu tayang utama, slot Sedang sebagai waktu tayang alternatif, sedangkan slot Rendah tidak disarankan untuk penayangan iklan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian disajikan dalam empat bagian, yaitu hasil rancangan sistem, hasil implementasi sistem, hasil pengujian, dan hasil penyempurnaan sistem. Bagian ini merupakan keluaran dari tahapan-tahapan *Prototyping* yang telah dijelaskan pada Bagian 2.

3.1 Hasil Rancangan Sistem

Hasil rancangan sistem meliputi alur sistem yang diusulkan, spesifikasi kebutuhan perangkat, diagram *Unified Modeling Language (UML)*, rancangan basis data, serta rancangan *wiring* perangkat keras. Alur sistem yang diusulkan digambarkan dalam bentuk *activity diagram* dengan swimlane empat jalur, yaitu Sistem Sensor, Sistem, Admin, dan User, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Sistem yang Diusulkan (Activity Diagram Swimlane)

Berdasarkan Gambar 2, admin melakukan inisialisasi perangkat sensor infrared dan mikrokontroler ESP32 pada titik pengamatan. Sensor mendeteksi setiap objek yang melintas, kemudian ESP32 mengakumulasi data ke dalam 6 slot waktu (interval 4 jam per hari) dan mengirimkannya ke server melalui HTTP API. Data disimpan pada database MySQL, dan sistem menjalankan prediksi ARIMA secara otomatis setiap hari melalui scheduler. Hasil prediksi diklasifikasikan ke dalam tiga kategori (Tinggi, Sedang, Rendah) dan menghasilkan rekomendasi jadwal tayang yang ditampilkan pada dashboard web. User umum dapat mengakses dashboard tanpa perlu login.

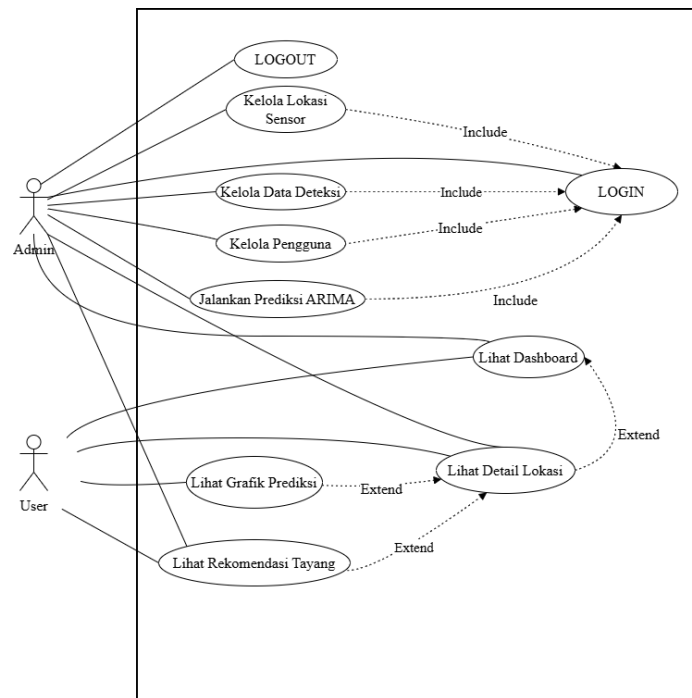
Spesifikasi kebutuhan perangkat sistem yang dihasilkan meliputi komponen perangkat keras seperti Receiver TSOP VS1838B, IR Emitter LED 940nm, resistor, ESP32, breadboard, kabel jumper, serta perangkat lunak seperti Flask (Python), Pandas, Statsmodels, Matplotlib, MySQL, Arduino IDE, dan Visual Studio Code. Rangkuman lengkap kebutuhan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kebutuhan Perangkat Sistem

Kategori	Komponen	Fungsi
Hardware	Receiver TSOP VS1838B	Modul penerima sinyal infrared 38 kHz
Hardware	IR Emitter LED 940nm	Memancarkan sinyal infrared
Hardware	Mikrokontroler ESP32	Pengolah dan pengirim data via Wi-Fi

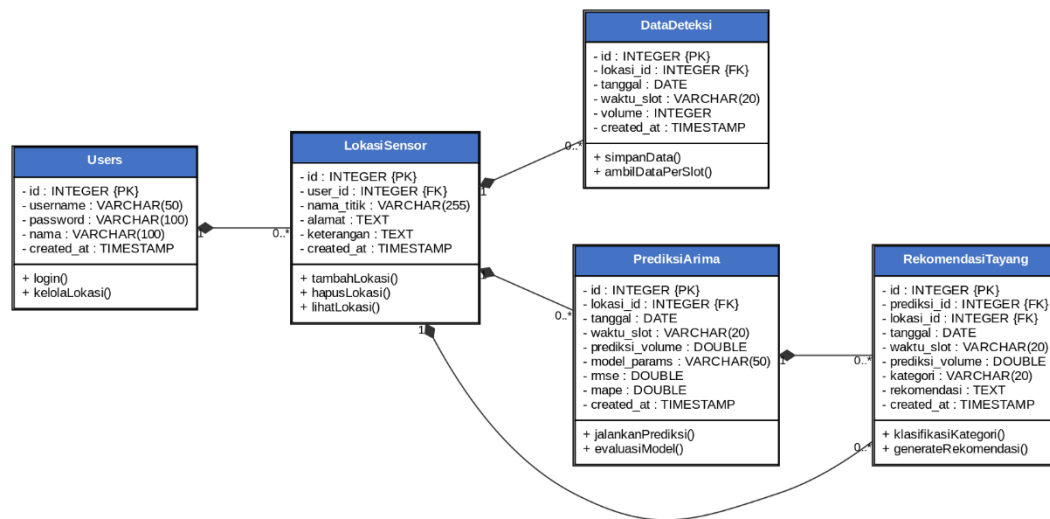
Hardware	Resistor 220/330 ohm	Pembatas arus IR LED
Hardware	Breadboard, Kabel Jumper	Media perakitan rangkaian
Software	Flask (Python)	Backend server dan HTTP API
Software	Pandas, Statsmodels, Matplotlib	Pengolahan data & pemodelan ARIMA
Software	MySQL	Basis data penyimpanan
Software	Arduino IDE, VS Code	Pemrograman ESP32 dan editor kode

Use Case Diagram menggambarkan interaksi antara dua aktor utama, yaitu Admin dan User dengan sistem. Admin memiliki hak akses penuh (kelola lokasi sensor, kelola data deteksi, kelola user, dan menjalankan prediksi ARIMA) dengan relasi include terhadap Use Case Login, sedangkan User umum dapat mengakses dashboard tanpa perlu login. Use Case Diagram sistem ditunjukkan pada Gambar 3.



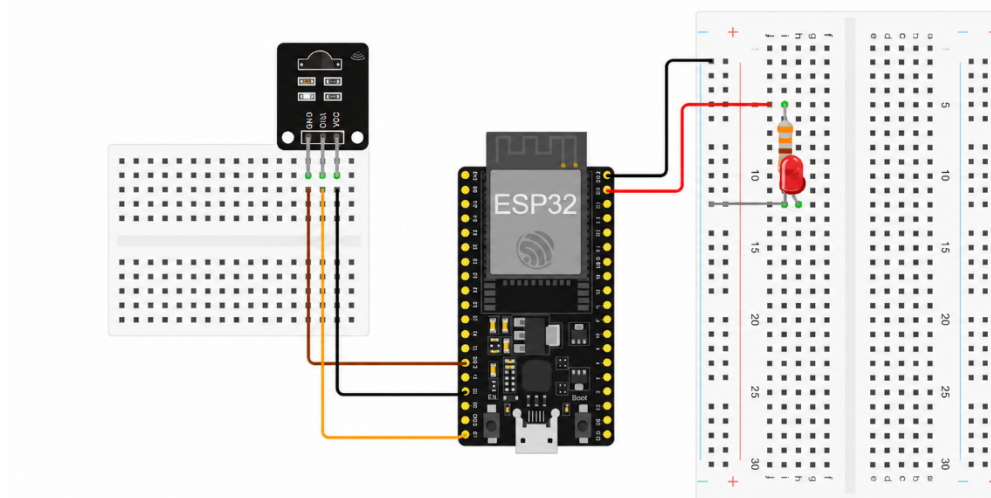
Gambar 3. Use Case Diagram Sistem

Rancangan basis data direpresentasikan dalam bentuk Class Diagram yang terdiri atas lima kelas utama, yaitu Users, LokasiSensor, DataDeteksi, PrediksiArima, dan RekomendasiTayang. Class Diagram basis data sistem ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Class Diagram Basis Data Sistem

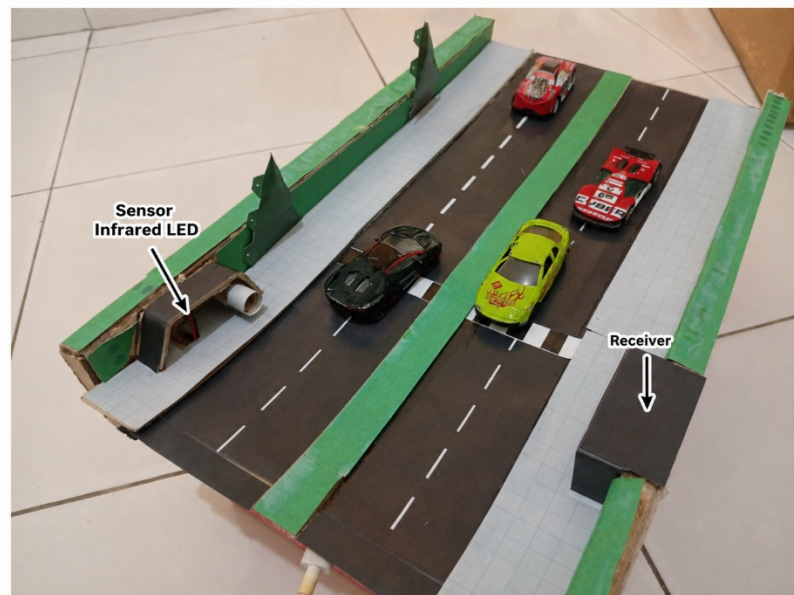
Rancangan wiring perangkat keras menyusun rangkaian sensor pada dua breadboard terpisah, yaitu sisi pemancar (IR LED Emitter 940nm dengan resistor 220 ohm) dan sisi penerima (Receiver TSOP VS1838B). Kedua breadboard terhubung ke ESP32, dengan Pin GPIO 5 sebagai output PWM 38 kHz ke IR LED Emitter dan Pin GPIO 4 sebagai input dari OUT Receiver TSOP. Rancangan wiring alat ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Rancangan Wiring Sensor Infrared dan ESP32

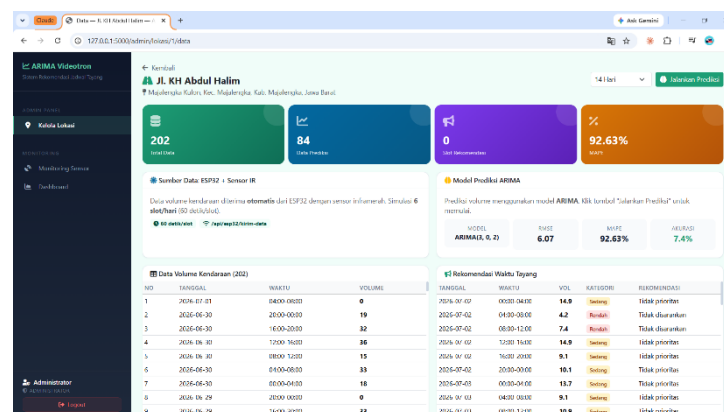
3.2 Hasil Implementasi Sistem

Hasil implementasi sistem mencakup empat komponen utama, yaitu implementasi fisik sensor infrared dan ESP32, implementasi antarmuka sistem berbasis web, implementasi model ARIMA, serta implementasi modul rekomendasi waktu tayang. Hasil perakitan fisik perangkat sensor infrared dan ESP32 sesuai rancangan wiring pada Gambar 5 ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Implementasi Fisik Alat Sensor Infrared dan ESP32

Implementasi antarmuka sistem menghasilkan dua jenis dashboard berdasarkan role user, yaitu antarmuka admin (dilengkapi fitur kelola lokasi sensor, kelola data deteksi, monitoring status sensor, dan menjalankan prediksi ARIMA) dan antarmuka user umum (menampilkan dashboard rekomendasi waktu tayang tanpa perlu login). Tampilan dashboard admin dan user disajikan pada Gambar 7.



Gambar 7. Dashboard Admin dan User Sistem Rekomendasi

Implementasi model ARIMA dijalankan secara otomatis pada server Flask setiap hari melalui scheduler. Data volume objek yang telah tersimpan disusun dalam bentuk deret waktu, kemudian sistem melakukan uji stasioneritas, pencarian parameter optimal (p, d, q) melalui grid search berdasarkan nilai AIC terendah, pembangunan model, dan prediksi volume objek untuk periode berikutnya. Nilai prediksi kemudian diklasifikasikan ke tiga kategori (Tinggi, Sedang, Rendah) dan dipetakan menjadi rekomendasi waktu tayang, disimpan pada tabel rekomendasi_tayang, serta ditampilkan pada dashboard dalam bentuk tabel dengan penanda warna (hijau untuk Tinggi, kuning untuk Sedang, merah untuk Rendah).

3.3 Hasil Pengujian Sistem

Hasil pengujian sistem disajikan dalam tiga bagian, yaitu pengujian sensor infrared dan ESP32, pengujian model ARIMA, serta pengujian fungsional sistem melalui Black Box Testing.

3.3.1 Hasil Pengujian Sensor Infrared dan ESP32

Pengujian sensor dilakukan pada jarak pemasangan 5 cm antara IR Emitter dan Receiver dalam kondisi pencahayaan siang hari (luar ruangan) dan malam hari (penerangan lampu jalan). Pengujian diulang sebanyak 5 kali sesi dengan masing-masing 50 objek uji (ground truth), sehingga total terdapat 250 percobaan deteksi. Dari 250 objek yang dilewatkan, sensor berhasil mendeteksi 243 objek dengan benar (true positive), tidak mendeteksi 7 objek (false negative), dan mencatat 3 deteksi palsu (false positive) akibat gangguan sinar matahari langsung. Berdasarkan hasil tersebut, sensor memperoleh tingkat akurasi sebesar 96,1% (243/253), precision sebesar 98,8% (243/246), dan recall sebesar 97,2% (243/250). Mekanisme Debounce 800 milidetik berhasil mencegah pencatatan ganda, dan hardware interrupt memastikan proses deteksi tetap berjalan sekalipun ESP32 sedang menjalankan proses lain. ESP32 berhasil terhubung ke jaringan Wi-Fi dan mengirim data ke server pada setiap pergantian slot waktu dengan response HTTP 200. Saat koneksi terputus, ESP32 tetap melakukan penghitungan secara lokal sebagai mekanisme fallback.

3.3.2 Hasil Pengujian Model ARIMA

Data volume objek yang dikumpulkan melalui sensor infrared dan tercatat dalam basis data selama 30 hari pengamatan (13 Mei 2026 hingga 11 Juni 2026) menghasilkan 180 titik data (30 hari $\times$ 6 slot waktu per hari). Untuk mengevaluasi kemampuan prediksi model pada data baru, data dibagi secara kronologis menggunakan metode holdout temporal: 80% data pertama (144 titik data dari 24 hari pertama, 13 Mei – 5 Juni 2026) digunakan sebagai data latih, sedangkan 20% data terakhir (36 titik data dari 6 hari terakhir, 6 – 11 Juni 2026) digunakan sebagai data uji. Pembagian dilakukan secara kronologis tanpa pengacakan untuk menjaga struktur temporal data deret waktu sehingga metrik RMSE dan MAPE yang dihasilkan menggambarkan kemampuan prediksi model terhadap data masa depan, bukan sekadar kecocokan pada data latih. Rangkuman rata-rata volume objek per slot waktu disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Rata-rata Volume Objek per Slot Waktu

Slot Waktu	Rentang Jam	Rata-rata Volume	Kategori
1	00:00-04:00	1,5	Rendah
2	04:00-08:00	15,4	Tinggi
3	08:00-12:00	18,2	Tinggi
4	12:00-16:00	12,7	Sedang
5	16:00-20:00	16,5	Tinggi
6	20:00-24:00	3,8	Rendah

Hasil uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test menunjukkan ADF Statistic sebesar -4,1632 dengan p-value sebesar 0,00076 yang lebih kecil dari 0,05. Dengan demikian, hipotesis nol ditolak dan data dinyatakan sudah stasioner pada level aslinya sehingga tidak diperlukan proses Differencing ($d = 0$).

Ringkasan hasil grid search parameter ARIMA untuk lima kombinasi terbaik disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Ringkasan Hasil Grid Search Parameter ARIMA

No	Kombinasi (p,d,q)	Nilai AIC	Keterangan
1	ARIMA(3,0,2)	1104,74	Terpilih (AIC terendah)
2	ARIMA(2,0,3)	1106,12	-
3	ARIMA(3,0,3)	1106,89	-
4	ARIMA(2,0,2)	1108,45	-
5	ARIMA(1,0,2)	1110,23	-

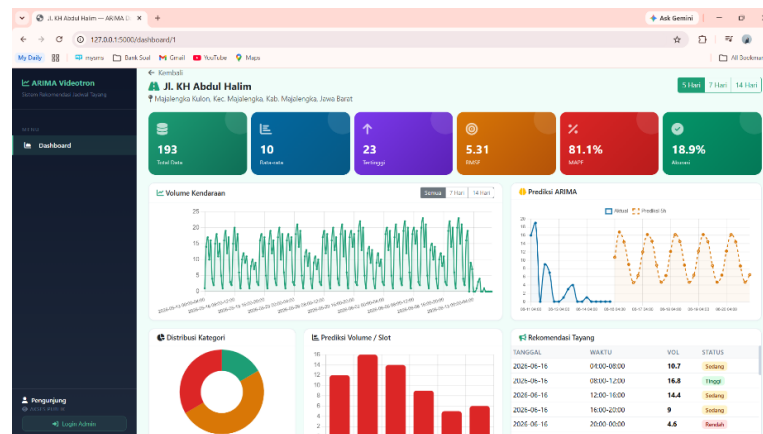
Berdasarkan Tabel 4, dari 15 kombinasi parameter yang diuji, model ARIMA(3,0,2) menghasilkan nilai AIC terendah yaitu 1104,74. Oleh karena itu, model ini dipilih sebagai model optimal untuk prediksi volume objek pada penelitian ini.

Evaluasi kinerja model ARIMA(3,0,2) menggunakan metrik RMSE dan MAPE menunjukkan nilai RMSE keseluruhan sebesar 4,9882, yang berarti rata-rata kesalahan prediksi model adalah sekitar 4,99 objek per slot waktu. Perhitungan MAPE per slot waktu disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Evaluasi Akurasi Model ARIMA per Slot Waktu

Slot Waktu	MAPE (%)	Kategori Akurasi
00:00-04:00	78,50	Kurang (volume rendah)
04:00-08:00	18,20	Baik
08:00-12:00	14,40	Baik
12:00-16:00	22,10	Cukup
16:00-20:00	28,90	Cukup
20:00-24:00	65,30	Kurang (volume rendah)
Rata-rata (04:00-20:00)	20,95	Cukup

Berdasarkan Tabel 5, akurasi model ARIMA bervariasi berdasarkan slot waktu. Pada periode dengan volume lalu lintas signifikan (slot 04:00-08:00 hingga 16:00-20:00), model menunjukkan kinerja yang baik hingga cukup dengan MAPE berkisar antara 14,4% hingga 28,9%. Slot 16:00-20:00 memiliki akurasi terbaik. Sementara itu, pada slot malam hari nilai MAPE sangat tinggi karena volume aktual yang sangat kecil (rata-rata 1-4 objek); namun kedua slot ini memang tidak relevan untuk penayangan iklan. Secara keseluruhan, model ARIMA(3,0,2) menunjukkan kinerja yang memadai dengan RMSE 4,9882 dan MAPE 20,95% pada slot waktu relevan (04:00-20:00). Grafik perbandingan volume aktual dan prediksi disajikan pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Perbandingan Volume Aktual dan Prediksi ARIMA(3,0,2)

Hasil prediksi volume objek untuk 5 hari ke depan (30 slot prediksi) diklasifikasikan sistem ke dalam tiga kategori dan menghasilkan rekomendasi waktu tayang. Distribusi rekomendasi disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Distribusi Rekomendasi Waktu Tayang

Kategori	Jumlah Slot	Persentase	Rekomendasi
Tinggi (≥ 15)	9	30,0%	Waktu tayang utama
Sedang (8-14)	11	36,7%	Waktu tayang alternatif
Rendah (< 8)	10	33,3%	Tidak direkomendasikan
Total	30	100%	-

Berdasarkan Tabel 6, dari total 30 slot prediksi selama 5 hari, sebanyak 9 slot (30,0%) termasuk kategori Tinggi yang cocok sebagai waktu tayang utama, 11 slot (36,7%) termasuk kategori Sedang sebagai waktu tayang alternatif, dan 10 slot (33,3%) termasuk kategori Rendah yang tidak direkomendasikan. Slot-slot dengan kategori Tinggi umumnya berada pada waktu pagi (04:00-08:00) dan sore (16:00-20:00), yang merupakan jam sibuk lalu lintas di Jalan K.H Abdul Halim Majalengka.

3.3.3 Hasil Pengujian Black Box Testing

Pengujian Black Box *Testing* dilakukan terhadap 14 skenario yang mencakup fungsi login admin, kelola lokasi sensor, kelola data deteksi, menjalankan prediksi ARIMA, lihat dashboard user, lihat detail lokasi, dan filter rentang waktu. Ringkasan hasil pengujian disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Ringkasan Hasil Pengujian Black Box *Testing*

No	Skenario Pengujian	Hasil
1	Login admin dengan kredensial valid	Sesuai
2	Login admin dengan kredensial salah	Sesuai
3	Kelola lokasi sensor (tambah/hapus/detail)	Sesuai
4	Kelola data deteksi	Sesuai
5	Trigger prediksi ARIMA manual	Sesuai
6	Scheduler prediksi ARIMA harian	Sesuai
7	Monitoring status sensor	Sesuai
8	Dashboard user (tanpa login)	Sesuai
9	Lihat detail titik pengamatan	Sesuai
10	Filter rentang waktu (5/7/14 hari)	Sesuai
11	Tampilan grafik volume vs prediksi	Sesuai
12	Tampilan tabel rekomendasi	Sesuai
13	Penerimaan data ESP32 via HTTP API	Sesuai
14	Fallback offline pada ESP32	Sesuai

Berdasarkan Tabel 7, seluruh 14 skenario pengujian menunjukkan hasil yang sesuai dengan yang diharapkan. Hal ini mengindikasikan bahwa sistem rekomendasi waktu tayang videotron berbasis integrasi sensor infrared dan model ARIMA telah berfungsi dengan baik dan siap digunakan.

3.4 Hasil Penyempurnaan Sistem

Berdasarkan hasil pengujian, dilakukan beberapa penyempurnaan agar sistem berjalan lebih optimal. Penyempurnaan mencakup penyesuaian parameter Debounce pada ESP32 menjadi 800 milidetik untuk mencegah double-count pada objek dengan kecepatan rendah, optimasi rentang iterasi grid search ARIMA menjadi 0 hingga 3, perbaikan tampilan dashboard dengan penambahan filter rentang waktu (5, 7, dan 14 hari), penambahan halaman monitoring sensor untuk memantau status koneksi ESP32 secara real-time, serta penyempurnaan mekanisme penyimpanan data sementara pada ESP32 ketika koneksi Wi-Fi terputus.

Untuk menjaga kinerja sistem dalam jangka panjang, disusun pula jadwal pemeliharaan rutin yang mencakup dua aspek utama, yaitu pemeliharaan perangkat keras (pembersihan sensor, pengecekan koneksi, kalibrasi posisi) yang dilakukan secara mingguan dan bulanan, serta pemeliharaan model prediksi ARIMA (pelatihan ulang model dengan data terbaru dan penyesuaian parameter) yang dilakukan secara bulanan. Setelah seluruh penyempurnaan diterapkan dan diuji ulang, prototype dinyatakan berjalan sesuai tujuan penelitian dan tidak menimbulkan permasalahan baru pada fitur yang sudah berjalan sebelumnya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian prototype sistem rekomendasi waktu tayang videotron berbasis integrasi sensor infrared dan model ARIMA dengan studi kasus ruas Jalan K.H Abdul Halim Majalengka, dapat disimpulkan beberapa hal berikut. Pertama, integrasi sensor infrared (IR LED Emitter 940nm dan Receiver TSOP

VS1838B) dengan mikrokontroler ESP32 berhasil dirancang dalam skala prototype dan mampu mendeteksi serta menghitung jumlah objek yang melintas pada setiap slot waktu, kemudian mengirim datanya ke server melalui HTTP API secara otomatis.

Kedua, model ARIMA(3,0,2) yang dihasilkan dari data pengamatan pada skala *prototype* selama 30 hari (180 record) mampu memprediksi volume objek dengan nilai RMSE sebesar 4,99 dan MAPE sebesar 20,95%, sehingga tingkat akurasi prediksi pada lingkungan simulasi mencapai 79,05%. Ketiga, sistem mampu mengklasifikasikan hasil prediksi ke dalam tiga kategori (Tinggi, Sedang, Rendah) dan menghasilkan rekomendasi waktu tayang videotron secara otomatis yang ditampilkan pada dashboard admin maupun user. Keempat, seluruh 14 skenario pengujian Black Box berjalan sesuai rancangan, sehingga prototype dinilai layak sebagai *prototype* konseptual yang dapat dikembangkan lebih lanjut menuju implementasi lapangan.

Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan melakukan implementasi lapangan agar sistem dapat diuji terhadap kondisi nyata termasuk pengaruh cuaca, pencahayaan, dan kecepatan objek. Selain itu, penggunaan sensor yang lebih canggih seperti kamera CCTV berbasis computer vision dapat dieksplorasi agar sistem mampu membedakan jenis objek. Penambahan variabel pendukung seperti cuaca, hari libur, dan event lokal juga dapat dipertimbangkan sebagai faktor tambahan agar rekomendasi waktu tayang menjadi lebih kontekstual.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik Kabupaten Majalengka, "Ekonomi Kabupaten Majalengka Tahun 2025 Tumbuh Sebesar 6,86 Persen," Majalengka, 2026. [Online]. Available: <https://majalengkakab.bps.go.id>
- [2] I. Y. S. Sihite, R. S. W. Pangestu, and M. C. Politon, "Trend penggunaan media iklan luar ruang di masa pandemi Covid-19," *Jurnal Pewarta Indonesia*, vol. 4, no. 1, pp. 93–102, 2022.
- [3] R. Anindita, A. Supriyadi, and S. Hidayat, "Analisis time series menggunakan pemodelan fungsi ARIMA pada ruas Jalan Mayjen Sungkono Kota Surabaya," *Jurnal Statistika dan Aplikasi*, vol. 10, no. 2, pp. 112–120, 2022.
- [4] A. Supriyatna, S. Fadillah, and Y. Hartono, "Analisis keakuratan sensor infrared dan stopwatch pada praktik GLB dan GLBB," *Jurnal Pendidikan Fisika*, vol. 9, no. 1, pp. 45–52, 2021.
- [5] A. Hudzaifah, D. Nurhadiyanto, and T. Suryanto, "Peramalan arus lalu lintas berdasarkan waktu tempuh dan cuaca menggunakan metode time series decomposition," *Jurnal Teknik Sipil dan Perencanaan*, vol. 23, no. 1, pp. 55–62, 2021.
- [6] Y. Jin, H. Zhang, and X. Liu, "Models for COVID-19 data prediction based on improved LSTM-ARIMA algorithms," *International Journal of Computational Intelligence*, vol. 19, no. 1, pp. 88–97, 2024.
- [7] F. Apriandy et al., "Model estimasi bangkitan pergerakan moda laut menggunakan metode regresi linier dan random forest," *Jurnal Arsip Rekayasa Sipil dan Perencanaan*, vol. 4, no. 4, 2021, doi: 10.24815/jarsp.v4i4.25844.
- [8] T. F. Prasetyo, M. Ta'i, and A. Rosano, "Analisis implementasi sensor infrared berbasis prototype e-parking sebagai pengganti loop detector pada sistem gate parking," *Jurnal Sistem Informasi Kaputama*, vol. 10, no. 1, pp. 27–34, 2026, doi: 10.59697/jsik.v10i1.1226.
- [9] Y. Sari, E. Winarni, and Febriani, "Peramalan kurs Indonesia menggunakan model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)," *Jurnal Development*, vol. 12, no. 2, 2024, doi: 10.53978/jd.v12i2.492.
- [10] M. A. Putra and M. Firmansyah, "Penerapan model ARIMA dalam prediksi inflasi di Indonesia periode 2010–2020," *Jurnal Ekonomi dan Statistik*, vol. 15, no. 1, pp. 77–85, 2023.

- [11] M. Sholeh, S. Suraya, and D. Andayati, "Machine learning untuk analisis regresi linier biaya asuransi kesehatan menggunakan Python Jupyter Notebook," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 8, no. 1, 2022, doi: 10.26418/jp.v8i1.48822.
- [12] P. Kustanto, B. K. Ramadhan, and A. Noe'man, "Penerapan metode prototype dalam perancangan media pembelajaran interaktif," *Jurnal JSRCS*, vol. 5, no. 1, pp. 83–94, 2024, doi: 10.31599/6x0dfz47.
- [13] W. Ningsih and H. Nurfauziah, "Perbandingan model waterfall dan metode prototype untuk pengembangan aplikasi pada sistem informasi," *Jurnal Ilmiah METADATA*, vol. 5, no. 1, pp. 83–95, 2023, doi: 10.47652/metadata.v5i1.311.
- [14] S. Supiyandi, C. Rizal, and B. Fachri, "Implementasi model *prototyping* dalam perancangan sistem informasi desa," *Resolusi: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, vol. 3, no. 3, pp. 211–216, 2022, doi: 10.30865/resolusi.v3i3.611.
- [15] A. Al Imran and M. Rasul, "Pengembangan tempat sampah pintar menggunakan ESP32," *Jurnal Teknik Elektro dan Komputer*, vol. 9, no. 2, pp. 115–122, 2020, doi: 10.35793/jtek.9.2.2020.30645.
- [16] D. Yuliana and T. Ramadhani, "Implementasi konsep smart city melalui integrasi IoT dan sistem pengambilan keputusan," *Jurnal Sistem Informasi dan Smart City*, vol. 11, no. 2, pp. 95–105, 2023.