

**Ranah Research**
Journal of Multidisciplinary Research and Development
082170743613 ranahresearch@gmail.com <https://jurnal.ranahresearch.com>

E-ISSN: 2655-0865

DOI: <https://doi.org/10.38035/rj.v7i6>
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Analisis Perbandingan Metode Gaussian Mixture Model dan Logika Fuzzy untuk Deteksi dan Penghitungan Objek Bergerak pada Sistem Surveilans Video Malam Hari

Fernanda Gia Putra¹, Muhammad Imanullah²

¹Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Kota Bengkulu, Indonesia, ferozcyc@gmail.com

²Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Kota Bengkulu, Indonesia, muhammad.iman@umb.ac.id

Corresponding Author: ferozcyc@gmail.com¹

Abstract: Object detection and counting in video surveillance is a crucial task with various applications, yet it faces significant challenges due to dynamic environmental conditions such as varying illumination, occlusions, and noise. This research evaluates and compares the performance of two prominent background subtraction techniques: Gaussian Mixture Model (GMM) and Fuzzy Logic, for moving object segmentation and counting. The methodology involves image preprocessing (grayscale conversion, Gaussian blur, normalization), background model generation using the median of initial frames, object segmentation with both GMM and Fuzzy Logic enhanced by Region of Interest (ROI) and morphological operations, and object tracking using a simple Centroid Tracker. Performance was evaluated using segmentation metrics (Precision, Recall, F1-score, Percentage of Wrong Classifications (PWC)) and counting accuracy metrics (Mean Absolute Error (MAE), Accuracy). Results indicate that GMM achieved a slightly better F1-score (0.23 vs 0.18) for segmentation, while Fuzzy Logic demonstrated marginally higher Precision (0.37 vs 0.33). For object counting, both methods yielded an identical average MAE of 0.94, with Fuzzy Logic showing a slightly higher average accuracy (9.88% vs 9.41%). The study highlights that both GMM and Fuzzy Logic are viable for moving object detection and counting, each with distinct strengths and weaknesses, but performance remains sensitive to dynamic scene conditions. The dataset utilized, CDnet's "night videos" category, specifically the "busyBoulevard" sequence, presented unique challenges due to low light and dense traffic, which were central to the evaluation.

Keyword: Object Detection, Object Counting, Video Segmentation, Gaussian Mixture Model, Fuzzy Logic

Abstrak: Deteksi dan penghitungan objek dalam sistem surveilans video merupakan tugas krusial dengan berbagai aplikasi, namun menghadapi tantangan signifikan akibat kondisi lingkungan yang dinamis seperti variasi pencahayaan, oklusi, dan noise. Penelitian ini mengevaluasi dan membandingkan kinerja dua teknik pengurangan latar belakang yang menonjol: Gaussian Mixture Model (GMM) dan Logika Fuzzy, untuk segmentasi dan penghitungan objek bergerak. Metodologi melibatkan prapemrosesan citra (konversi grayscale, Gaussian blur, normalisasi), pembentukan model latar belakang menggunakan median dari

frame awal, segmentasi objek dengan GMM dan Logika Fuzzy yang ditingkatkan dengan Region of Interest (ROI) dan operasi morfologi, serta pelacakan objek menggunakan CentroidTracker sederhana. Kinerja dievaluasi menggunakan metrik segmentasi (Precision, Recall, F1-score, Percentage of Wrong Classifications (PWC)) dan metrik akurasi penghitungan (Mean Absolute Error (MAE), Akurasi). Hasil menunjukkan bahwa GMM mencapai F1-score yang sedikit lebih baik (0.23 vs 0.18) untuk segmentasi, sementara Logika Fuzzy menunjukkan Precision yang sedikit lebih tinggi (0.37 vs 0.33). Untuk penghitungan objek, kedua metode menghasilkan MAE rata-rata yang identik sebesar 0.94, dengan Logika Fuzzy menunjukkan akurasi rata-rata yang sedikit lebih tinggi (9.88% vs 9.41%). Studi ini menyoroti bahwa baik GMM maupun Logika Fuzzy layak untuk deteksi dan penghitungan objek bergerak, masing-masing dengan kekuatan dan kelemahan yang berbeda, namun kinerja tetap sensitif terhadap kondisi scene yang dinamis. Dataset yang digunakan, kategori "video malam" CDnet, khususnya sequence "busyBoulevard", menghadirkan tantangan unik karena pencahayaan rendah dan lalu lintas padat, yang menjadi pusat evaluasi.

Kata Kunci: Deteksi Objek, Penghitungan Objek, Segmentasi Video, Gaussian Mixture Model, Logika Fuzzy

PENDAHULUAN

Sistem surveilans video telah menjadi komponen integral dalam berbagai aplikasi modern, mulai dari pemantauan lalu lintas, keamanan publik, hingga analisis perilaku di lingkungan komersial. Salah satu tugas fundamental dalam surveilans video adalah deteksi dan penghitungan objek bergerak, yang memungkinkan pemahaman dinamis tentang suatu *scene* dan pemicu respons otomatis. Kemampuan untuk secara akurat mengidentifikasi dan menghitung objek seperti kendaraan atau pejalan kaki sangat penting untuk pengambilan keputusan yang efektif, seperti manajemen lalu lintas cerdas atau deteksi anomali.

Meskipun demikian, deteksi dan penghitungan objek bergerak dalam lingkungan dunia nyata menghadapi berbagai tantangan signifikan. Kondisi pencahayaan yang bervariasi sepanjang hari, bayangan yang bergerak, oklusi antar objek, dan *noise* pada citra dapat secara drastis mengurangi akurasi sistem. Tantangan ini menjadi lebih kompleks pada skenario video malam hari dengan lalu lintas padat, seperti yang ditemukan pada dataset CDnet kategori *night videos* sub *busyBoulevard* yang digunakan dalam penelitian ini. Dataset ini secara spesifik menghadirkan kondisi pencahayaan rendah dan kepadatan objek yang tinggi, yang merupakan skenario sulit untuk algoritma deteksi objek. Metode *background subtraction* merupakan pendekatan umum untuk mendeteksi objek bergerak dengan membandingkan *frame* saat ini dengan model latar belakang yang statis. Namun, efektivitas metode ini sangat bergantung pada robustnya model latar belakang terhadap perubahan lingkungan dan kemampuannya membedakan objek bergerak dari perubahan latar belakang yang tidak relevan, terutama dalam kondisi *night videos*.

Gaussian Mixture Model (GMM) adalah salah satu algoritma *background subtraction* yang populer karena kemampuannya untuk secara adaptif memodelkan latar belakang yang dinamis dengan beberapa distribusi Gaussian. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk beradaptasi dengan perubahan pencahayaan atau pergerakan latar belakang yang lambat, yang relevan untuk mengatasi variasi cahaya pada video malam. Di sisi lain, Logika Fuzzy menawarkan kerangka kerja yang fleksibel untuk menangani ketidakpastian dan ambiguitas dalam data, yang seringkali ditemukan dalam citra video yang *noisy* atau *low-light*. Dengan mendefinisikan aturan-aturan berdasarkan pengetahuan heuristik, Logika Fuzzy dapat membuat keputusan yang lebih cerdas tentang apakah suatu piksel merupakan bagian dari objek bergerak atau tidak, terutama dalam kondisi *noise* atau transisi yang tidak jelas yang umum pada video malam.

Mengingat kompleksitas dan pentingnya deteksi serta penghitungan objek bergerak, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja dua metode *background subtraction* tersebut: GMM dan GMM+Logika Fuzzy, pada dataset CDnet *night videos* sub *busyBoulevard*. Perbandingan ini akan dilakukan berdasarkan metrik segmentasi dan akurasi penghitungan objek pada dataset video yang representatif. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mengenai kekuatan dan kelemahan masing-masing metode dalam skenario dunia nyata dengan kondisi pencahayaan menantang dan lalu lintas padat, serta berkontribusi pada pengembangan sistem surveilans video yang lebih efektif dan akurat.

METODE

Penelitian ini dilakukan dari tanggal 11 November 2024 samapai 15 Mei 2025. Penelitian ini mengimplementasikan serangkaian tahapan pemrosesan citra digital untuk deteksi dan penghitungan objek bergerak pada rekaman video. Proses ini meliputi prapemrosesan, segmentasi objek bergerak menggunakan dua pendekatan (Gaussian Mixture Model dan Logika Fuzzy), serta pelacakan dan penghitungan objek. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah CDnet kategori *night videos* sub *busyBoulevard*, yang dikenal karena tantangan pencahayaan rendah dan kepadatan objek bergerak yang tinggi.

1. Prapemrosesan Citra

Tahap prapemrosesan bertujuan untuk menyeragamkan dan meningkatkan kualitas citra sebelum analisis lebih lanjut. Seluruh *frame* video asli dikonversi menjadi citra *grayscale* untuk mengurangi kompleksitas komputasi. Selanjutnya, *Gaussian Blur* diterapkan dengan ukuran kernel 5×5 untuk mengurangi *noise* dan menghaluskan citra, yang sangat penting untuk video malam. Normalisasi piksel dari 0 hingga 255 dilakukan untuk memastikan rentang intensitas yang konsisten. Proses ini memastikan bahwa variasi pencahayaan atau *noise* awal tidak terlalu memengaruhi hasil segmentasi.

2. Pembentukan Model Latar Belakang

Model latar belakang merupakan representasi statis dari pemandangan tanpa adanya objek bergerak. Dalam penelitian ini, model latar belakang dibentuk menggunakan metode median dari 100 *frame* pertama yang telah diproses. Pendekatan ini efektif dalam mengatasi variasi kecil pada latar belakang dan objek yang statis dalam waktu singkat, serta membantu menstabilkan model latar belakang dalam kondisi pencahayaan yang berfluktuasi pada video malam. Model latar belakang yang dihasilkan kemudian digunakan sebagai referensi untuk mendeteksi perubahan yang mengindikasikan keberadaan objek bergerak.

3. Segmentasi Objek Bergerak

Segmentasi objek bergerak dilakukan untuk memisahkan objek yang bergerak dari latar belakang statis. Penelitian ini membandingkan dua metode segmentasi:

Gaussian Mixture Model (GMM): Metode ini menggunakan model GMM untuk setiap piksel, memungkinkannya beradaptasi dengan perubahan latar belakang dan mendeteksi objek bergerak. *Region of Interest* (ROI) diterapkan untuk memfokuskan deteksi pada area yang relevan, mengurangi *noise* di luar area pengamatan. Operasi morfologi *opening* dengan kernel elips 3×3 digunakan untuk menghilangkan *noise* kecil dan mengisi celah pada objek yang terdeteksi.

Logika Fuzzy: Pendekatan ini memanfaatkan sistem inferensi fuzzy Mamdani untuk menentukan tingkat "kepercayaan" bahwa suatu piksel adalah bagian dari objek bergerak. Input fuzzy meliputi perbedaan intensitas piksel saat ini dengan model latar belakang (*delta*) dan estimasi *noise* lokal. Aturan fuzzy dirancang untuk memberikan kepercayaan tinggi pada piksel dengan *delta* tinggi dan *noise* rendah, serta kepercayaan rendah pada piksel dengan *delta* rendah atau *noise* tinggi. Masker fuzzy yang dihasilkan kemudian di-*threshold* menjadi biner dan diterapkan ROI, diikuti dengan operasi morfologi *opening*.

4. Pelacakan dan Penghitungan Objek

Setelah objek tersegmentasi, pelacakan objek dilakukan menggunakan algoritma *CentroidTracker* sederhana. Objek diidentifikasi berdasarkan *centroid* dari *blob* yang terdeteksi. Sebuah garis penghitungan horizontal ditempatkan di tengah ROI. Setiap kali *centroid* objek melintasi garis ini untuk pertama kalinya, objek tersebut dihitung. *Tracker* ini juga memiliki mekanisme untuk menangani objek yang menghilang sementara ($max_disappeared = 30\ frame$) untuk menghindari penghitungan ganda atau kehilangan objek.

5. Evaluasi Kinerja

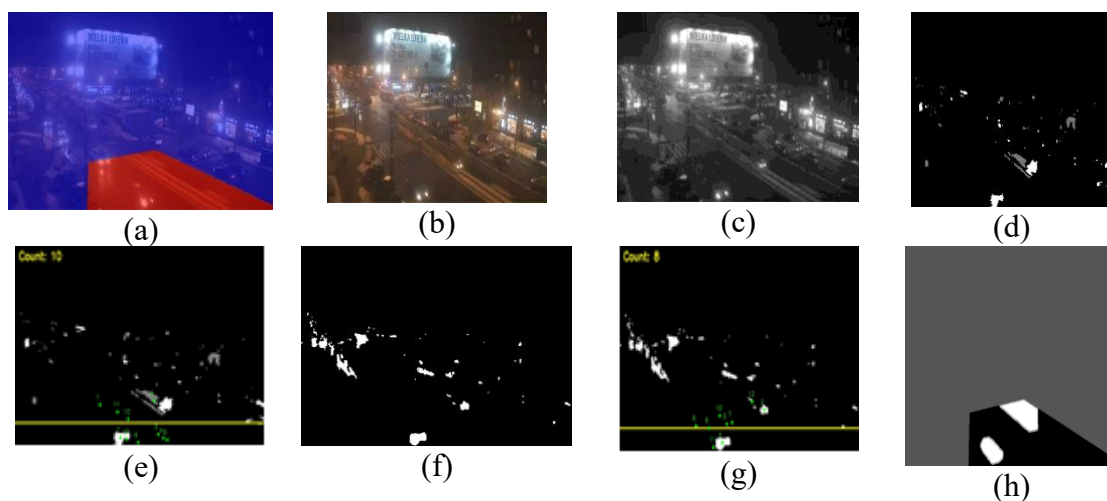
Kinerja kedua metode segmentasi dan penghitungan objek dievaluasi menggunakan beberapa metrik: Evaluasi Segmentasi: Metrik seperti *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *Percentage of Wrong Classifications* (PWC) dihitung dengan membandingkan hasil segmentasi dengan *ground truth* di dalam area ROI. Evaluasi Penghitungan Objek: *Mean Absolute Error* (MAE) dan Akurasi dihitung dengan membandingkan jumlah objek yang terdeteksi oleh sistem dengan jumlah *ground truth* per *frame*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan data hasil eksperimen, analisis, dan interpretasi terhadap temuan yang diperoleh. Hasil disajikan dalam bentuk ilustrasi gambar dan grafik untuk memperjelas narasi.

Visualisasi Proses Deteksi Objek

Gambar 1 menunjukkan contoh visualisasi dari tahapan pemrosesan citra pada satu *frame* dari total 1060 *frame* yang diuji.



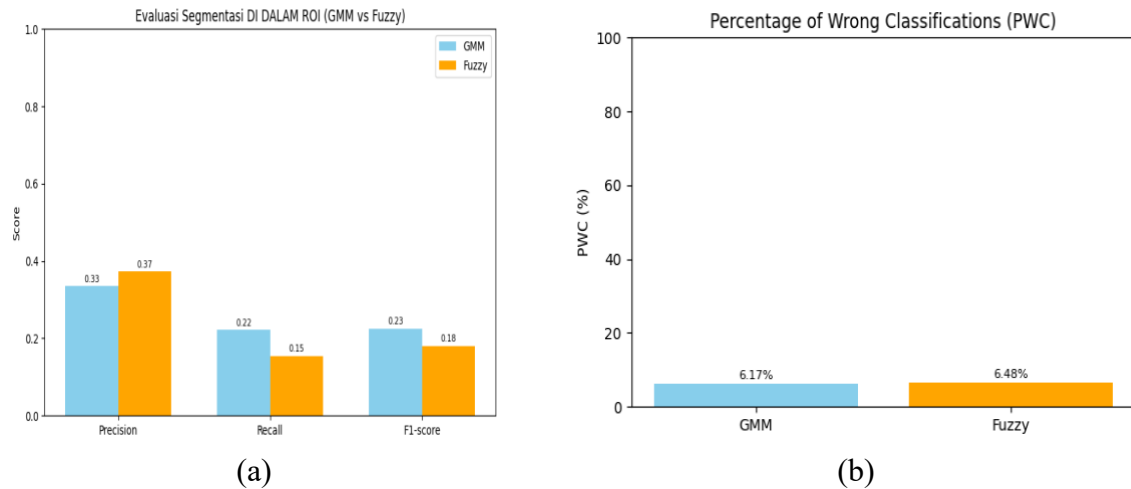
Gambar 1. Contoh Visualisasi Proses Deteksi Objek.

(a) *Region of Interest* (ROI) yang digunakan untuk membatasi area analisis. (b) *Frame* asli dari video. (c) *Frame* setelah prapemrosesan (konversi *grayscale* dan *Gaussian blur*). (d) Hasil segmentasi menggunakan Gaussian Mixture Model (GMM) yang menunjukkan objek bergerak sebagai area putih. (e) Hasil penghitungan objek dari GMM dengan penandaan *centroid* dan garis penghitungan. (f) Hasil segmentasi menggunakan Logika Fuzzy yang menunjukkan objek bergerak sebagai area putih. (g) Hasil penghitungan objek dari Logika Fuzzy dengan penandaan *centroid* dan garis penghitungan. (h) *Frame* ground truth.

Dari Gambar 1, terlihat bahwa kedua metode segmentasi (GMM dan Fuzzy) mampu mengidentifikasi objek bergerak. Namun, terdapat perbedaan dalam detail dan kebersihan hasil segmentasi, yang akan dievaluasi lebih lanjut pada bagian metrik.

Evaluasi Kinerja Segmentasi

Tabel 1 dan Gambar 2 menyajikan hasil evaluasi metrik segmentasi (Precision, Recall, F1-score, dan PWC) di dalam area ROI untuk kedua metode.



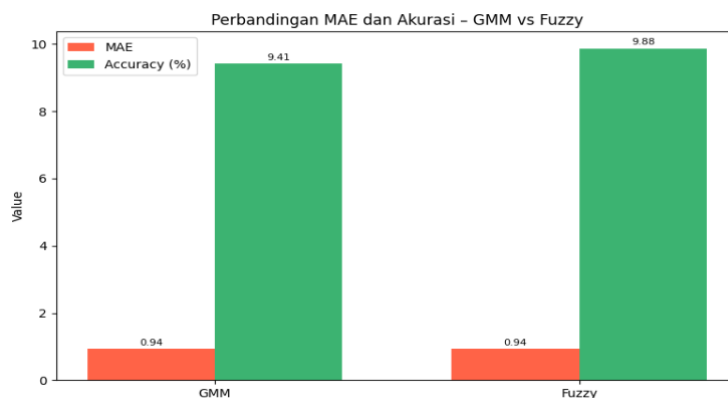
Gambar 2. Evaluasi Segmentasi di Dalam ROI (GMM vs Fuzzy).

(a) Perbandingan Precision, Recall, dan F1-score. (b) Perbandingan Percentage of Wrong Classifications (PWC).

Berdasarkan Gambar 2, metode Logika Fuzzy menunjukkan *Precision* yang sedikit lebih tinggi (0.37) dibandingkan GMM (0.33), mengindikasikan bahwa ketika Fuzzy mengklasifikasikan piksel sebagai objek, kemungkinannya lebih besar untuk benar. Namun, GMM memiliki *Recall* yang lebih tinggi (0.22) dibandingkan Fuzzy (0.15), yang berarti GMM lebih baik dalam menemukan semua piksel objek yang sebenarnya. *F1-score*, yang merupakan rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall*, menunjukkan GMM (0.23) sedikit lebih unggul dari Fuzzy (0.18), mengindikasikan keseimbangan yang lebih baik antara *Precision* dan *Recall* untuk GMM dalam konteks segmentasi ini. Untuk PWC, kedua metode memiliki nilai yang relatif dekat, dengan GMM sedikit lebih rendah (6.17%) dibandingkan Fuzzy (6.48%), menunjukkan bahwa GMM memiliki sedikit lebih sedikit kesalahan klasifikasi secara keseluruhan.

Evaluasi Kinerja Penghitungan Objek

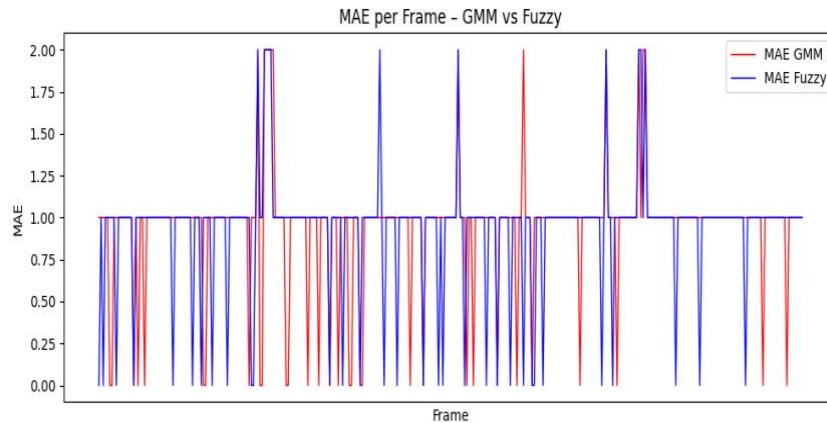
Hasil evaluasi penghitungan objek disajikan dalam bentuk MAE dan Akurasi rata-rata, serta grafik per *frame* untuk menunjukkan variasi kinerja.



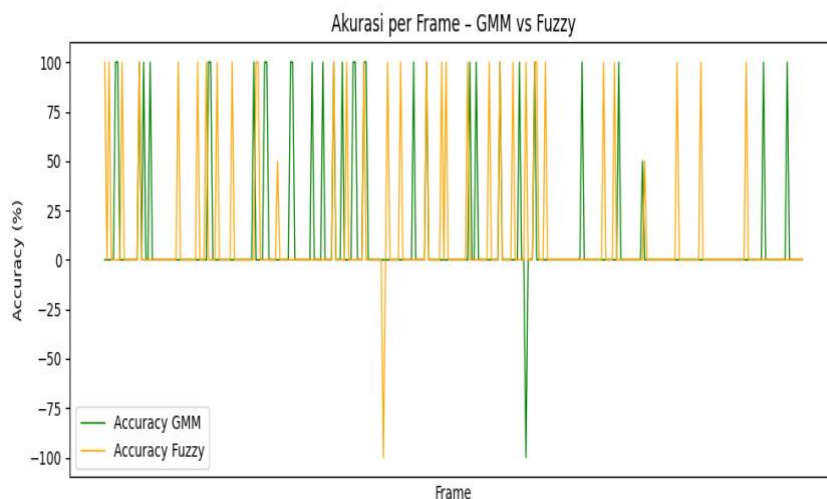
Gambar 3. Perbandingan MAE dan Akurasi – GMM vs Fuzzy.

Dari Gambar 3, terlihat bahwa kedua metode, GMM dan Fuzzy, memiliki nilai *Mean Absolute Error* (MAE) rata-rata yang sama, yaitu 0.94. Ini menunjukkan bahwa secara rata-

rata, perbedaan antara jumlah objek yang dihitung oleh sistem dan *ground truth* adalah kurang dari satu objek per *frame*. Dalam hal akurasi, metode Fuzzy sedikit lebih unggul dengan akurasi rata-rata 9.88% dibandingkan GMM yang 9.41%. Meskipun demikian, kedua nilai akurasi ini masih relatif rendah, mengindikasikan bahwa masih ada tantangan signifikan dalam penghitungan objek yang akurat pada dataset ini.



Gambar 4. MAE per Frame – GMM vs Fuzzy.



Gambar 5. Akurasi per Frame – GMM vs Fuzzy.

Gambar 4 dan Gambar 5 menunjukkan fluktuasi MAE dan Akurasi per *frame* untuk kedua metode. Terlihat bahwa kinerja kedua metode sangat bervariasi antar *frame*. Ada banyak *frame* di mana MAE adalah 0 (akurasi 100%), tetapi juga ada *frame* dengan MAE tinggi dan akurasi rendah (bahkan negatif, yang mungkin terjadi jika *ground truth* adalah 0 dan ada objek terdeteksi). Fluktuasi ini menunjukkan sensitivitas kedua metode terhadap kondisi *frame* individual, seperti perubahan pencahayaan yang tiba-tiba, oklusi, atau kepadatan objek. Metode Fuzzy menunjukkan pola fluktuasi yang serupa dengan GMM, namun dengan sedikit peningkatan akurasi rata-rata secara keseluruhan.

Pembahasan

Berdasarkan hasil yang diperoleh, kedua metode segmentasi *background subtraction* (GMM dan Logika Fuzzy) menunjukkan kemampuan untuk mendeteksi objek bergerak dan melakukan penghitungan. Metode GMM, dengan kemampuannya untuk memodelkan distribusi piksel latar belakang secara adaptif, menunjukkan *F1-score* yang sedikit lebih baik dalam segmentasi, mengindikasikan keseimbangan yang lebih baik antara *Precision* dan

Recall. Ini mungkin karena GMM lebih robust terhadap variasi latar belakang yang kompleks, yang sangat relevan untuk mengatasi kondisi pencahayaan yang berubah-ubah pada dataset video malam. Di sisi lain, Logika Fuzzy, meskipun memiliki *Recall* yang lebih rendah, mencapai *Precision* yang sedikit lebih tinggi, menunjukkan bahwa ketika ia mengidentifikasi objek, hasilnya cenderung lebih akurat, yang dapat menjadi keuntungan dalam mengurangi *false positives* di lingkungan yang *noisy*.

Dalam konteks penghitungan objek, kedua metode menghasilkan MAE rata-rata yang identik, namun Fuzzy sedikit mengungguli GMM dalam hal akurasi rata-rata. Fluktuasi kinerja yang signifikan per *frame* menyoroti tantangan dalam deteksi dan penghitungan objek pada skenario dunia nyata dengan kondisi yang dinamis, seperti yang ada pada dataset CDnet *busyBoulevard*. Faktor-faktor seperti perubahan pencahayaan yang tiba-tiba, bayangan, oklusi antar objek, dan ukuran objek yang bervariasi dapat memengaruhi akurasi deteksi dan pelacakan. Penggunaan ROI secara efektif membatasi area analisis, yang membantu mengurangi *noise* dari area yang tidak relevan, namun juga membatasi deteksi objek di luar area tersebut.

Meskipun sistem pelacakan *CentroidTracker* sederhana telah diimplementasikan, kompleksitas skenario lalu lintas padat dapat menyebabkan masalah seperti *ID switching* atau kehilangan pelacakan jika objek bergerak terlalu cepat atau terjadi oklusi yang berkepanjangan. Peningkatan pada algoritma pelacakan, seperti penggunaan *Kalman Filter* atau *DeepSORT*, dapat lebih lanjut meningkatkan keandalan penghitungan objek. Selain itu, optimasi parameter pada kedua metode segmentasi (misalnya, *varThreshold* pada GMM atau fungsi keanggotaan pada Fuzzy) dapat lebih lanjut meningkatkan kinerja.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa baik GMM maupun Logika Fuzzy dapat digunakan untuk deteksi dan penghitungan objek bergerak, dengan masing-masing memiliki kekuatan dan kelemahan. Logika Fuzzy menawarkan pendekatan yang lebih intuitif dalam mendefinisikan aturan deteksi berdasarkan pengetahuan domain, sementara GMM memberikan model statistik yang adaptif. Pemilihan metode dapat bergantung pada karakteristik spesifik dataset dan persyaratan kinerja aplikasi, dengan pertimbangan khusus untuk tantangan yang ditimbulkan oleh video malam dan lalu lintas padat.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengevaluasi dan membandingkan kinerja metode Gaussian Mixture Model (GMM) dan Logika Fuzzy untuk deteksi dan penghitungan objek bergerak pada sistem surveilans video, dengan fokus pada dataset CDnet kategori *night videos* sub *busyBoulevard* yang menantang. Berdasarkan analisis hasil, dapat disimpulkan bahwa kedua metode menunjukkan kapabilitas dalam melakukan segmentasi latar belakang dan identifikasi objek bergerak. Dalam aspek segmentasi, GMM menunjukkan *F1-score* yang sedikit lebih baik, mencerminkan keseimbangan yang lebih optimal antara *Precision* dan *Recall* dalam mengklasifikasikan piksel objek. Sementara itu, Logika Fuzzy, meskipun dengan *Recall* yang lebih rendah, mencapai *Precision* yang sedikit lebih tinggi, mengindikasikan keakuratan yang lebih baik pada piksel yang diklasifikasikan sebagai objek.

Dalam konteks penghitungan objek, kedua metode menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) rata-rata yang identik, yaitu 0.94. Namun, Logika Fuzzy sedikit mengungguli GMM dalam hal akurasi rata-rata penghitungan. Fluktuasi kinerja yang signifikan per *frame* menyoroti tantangan yang melekat dalam pemrosesan video di lingkungan yang dinamis, di mana faktor-faktor seperti perubahan pencahayaan, oklusi, dan *noise* dapat secara substansial memengaruhi akurasi, khususnya pada kondisi video malam dan lalu lintas padat. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam memahami karakteristik kinerja GMM dan Logika Fuzzy dalam aplikasi deteksi dan penghitungan objek bergerak, serta mengidentifikasi area potensial untuk peningkatan lebih lanjut. Untuk penelitian mendatang, integrasi algoritma pelacakan

objek yang lebih canggih dan optimasi adaptif parameter metode dapat dieksplorasi guna meningkatkan robustnya sistem terhadap variasi kondisi *scene*.

REFERENSI

- Elgendy, M., Sik-Lanyi, C., & Kelemen, A. (2021). A novel marker detection system for people with visual impairment using the improved tiny-YOLOv3 model. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 200, 105931. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169260721001875>
- Ullah, F. U. M., Obaidat, M. S., Ullah, A., & Muhammad, K. (2023). A comprehensive review on vision-based violence detection in surveillance videos. *ACM Computing Surveys (CSUR)*. PDF
- Sabah, R., Lam, M. C., Qamar, F., & Zaidan, B. B. (2024). A BiLSTM-Based Feature Fusion with CNN Model: Integrating Smartphone Sensor Data for Pedestrian Activity Recognition. *IEEE Access*.
- Malik, S., Gupta, K., Gupta, D., Singh, A., & Ibrahim, M. (2022). Intelligent load-balancing framework for fog-enabled communication in healthcare. *Electronics*, 11(4), 566. PDF
- Ramalingam, M., Selvi, G. C., Victor, N., & Chengoden, R. (2023). A comprehensive analysis of blockchain applications for securing computer vision systems. *IEEE Access*. PDF
- Kumar, M., Yadav, D. K., Ray, S., & Tanwar, R. (2024). Handling illumination variation for motion detection in video through intelligent method: An application for smart surveillance system. *Multimedia Tools and Applications*. SpringerLink
- Hamid, N. A., Bakar, K. A., Qamar, F., & Jubair, A. M. (2025). Systematic Analysis of Federated Learning Approaches for Intrusion Detection in the Internet of Things Environment. *IEEE Access*.
- Bathla, G., Bhadane, K., & Singh, R. K. (2022). Autonomous vehicles and intelligent automation: Applications, challenges, and opportunities. *International Journal of Intelligent Systems*, 2022, 7632892.
- Ogab, M., Zaidi, S., Bourouis, A., & Calafate, C. T. (2025). Machine Learning-Based Intrusion Detection Systems for the Internet of Drones: A Systematic Literature Review. *IEEE Access*.
- Rathnayake, R., Madhushan, N., & Jeeva, A. (2023). Current trends in human pupil localization: a review. *IEEE Access*.