

Analisis Simulasi *Routing AODV* Adaptif dengan *Learning Automata* untuk Komunikasi V2V

Muhamad Denhas Effendi¹, *Ketut Bayu Yogha Bintoro², Maura Widyaningsih³
^{1,2})Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains Teknologi dan Desain, Universitas Trilogi
Jl. TMP Kalibata No. 1, Kota, Jakarta Selatan
³) Jl. G. Obos No. 114, Kel. Menteng, Kec. Jekan Raya, Palangka Raya, 73112
Email: ¹mdenhaseffendy@gmail.com, ²ketutbayu@trilogi.ac.id, ³maurawidya@gmail.com

ABSTRACT

The study addresses the limitations of the Ad Hoc On-Demand Distance Vector (AODV) protocol in vehicle-to-vehicle (V2V) communication, explicitly targeting issues such as low data transfer rates, increased delay times, reduced throughput, and data congestion due to dynamic network topologies. The research introduces a novel protocol called Learning Automata Ad Hoc On-Demand (LAAODV) to enhance these areas. Utilizing NS3 and SUMO for dynamic traffic simulations, LAAODV demonstrated superior performance compared to AODV. Key findings include a higher packet delivery success rate with a Packet Loss Ratio (PLR) of 95%, lower than AODV's 96%, and a Packet Delivery Ratio (PDR) of 4.5% compared to AODV's 3.25%, indicating its effectiveness in reducing packet loss. The study also highlights significant improvements in PDR and Average Throughput, showcasing LAAODV's enhanced performance in dynamic traffic conditions. LAAODV provides an effective solution to the shortcomings of existing routing protocols, significantly enhancing V2V network performance. This research underscores the importance of developing robust and adaptive routing solutions to meet the evolving demands of dynamic vehicular environments, contributing to more efficient and reliable V2V communication protocols.

Keywords : V2V communication; learning automata; AODV routing protocol; NS3; vehicular ad-hoc network

ABSTRAK

Penelitian ini membahas keterbatasan protokol *Ad Hoc On-Demand Distance Vector* (AODV) dalam komunikasi *vehicle-to-vehicle* (V2V), khususnya dalam mengatasi masalah seperti rendahnya tingkat transfer data, peningkatan waktu tunda, penurunan *throughput*, dan kemacetan data akibat topologi jaringan yang dinamis. Penelitian ini memperkenalkan protokol baru bernama *Learning Automata Ad Hoc On-Demand* (LAAODV) untuk meningkatkan aspek-aspek tersebut. Dengan menggunakan NS3 dan SUMO untuk simulasi lalu lintas dinamis, LAAODV menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan AODV. Temuan utama mencakup tingkat keberhasilan pengiriman paket yang lebih tinggi, dengan *Packet Loss Ratio* (PLR) sebesar 95%, lebih rendah dari AODV yang mencapai 96%, serta *Packet Delivery Ratio* (PDR) sebesar 4,5% dibandingkan dengan AODV yang hanya 3,25%, menunjukkan efektivitasnya dalam mengurangi kehilangan paket. Studi ini juga menyoroti peningkatan yang signifikan dalam PDR dan *Average Throughput*, yang membuktikan peningkatan kinerja LAAODV dalam kondisi lalu lintas yang dinamis. LAAODV memberikan solusi efektif terhadap keterbatasan protokol perutean yang ada, secara signifikan meningkatkan performa jaringan V2V. Penelitian ini menekankan pentingnya pengembangan solusi perutean yang adaptif dan tangguh untuk memenuhi tuntutan lingkungan kendaraan yang terus berkembang, serta berkontribusi pada pengembangan protokol komunikasi V2V yang lebih efisien dan andal.

Kata kunci : komunikasi V2V; *learning automata*; protokol perutean AODV; NS3; jaringan *ad-hoc* kendaraan

1. PENDAHULUAN

Komunikasi V2V merupakan elemen penting dalam sistem transportasi modern, terutama dengan meningkatnya adopsi kendaraan otonom dan teknologi jaringan berbasis kendaraan (Mezher et al., 2023). Protokol perutean berperan krusial dalam menjamin keandalan dan efisiensi komunikasi V2V dalam skenario lalu lintas yang dinamis (K. B. Y. Bintoro & Priyambodo, 2024). Namun, protokol AODV memiliki keterbatasan, seperti peningkatan waktu tunda (Ashok et al., 2022), (Ameen et al., 2019; Hota et al., 2022), penurunan *throughput*, serta kemacetan data akibat perubahan topologi jaringan yang dinamis (Priyambodo et al., 2021). Keterbatasan ini berdampak signifikan pada efisiensi dan keandalan komunikasi V2V, sehingga diperlukan perbaikan yang mampu mengatasi tantangan tersebut (Belamri et al., 2021; Mustikawati et al., 2017).

Sebagai solusi terhadap keterbatasan perutean konvensional, penelitian ini mengusulkan protokol perutean *Learning Automata Ad Hoc On-Demand* (LA-AODV) untuk mengoptimalkan pemilihan klaster

relay node dengan memanfaatkan informasi kendaraan secara *real-time* dan meningkatkan responsivitas dalam skenario lalu lintas yang dinamis, serta meningkatkan efisiensi komunikasi V2V dalam jaringan VANET.

Beberapa penelitian sebelumnya telah berupaya mengatasi keterbatasan protokol AODV, (Abdullhaj Saif & Kumar, 2022). seperti *Node Trends Prediction* serta *Mobility and Detection Aware AODV* (MDA-AODV) (Darabkh et al., 2018), yang meningkatkan rasio pengiriman paket dan waktu tunda rata-rata. Selain itu, strategi komunikasi berbasis klaster (Zhang et al., 2021), yang mengintegrasikan *learning automata* (Beletsioti & Member, 2020) serta menggunakan metode reservasi kanal dan *multipath routing* (Saritha et al., 2017) telah terbukti meningkatkan efisiensi komunikasi V2V pada VANET. Studi lain memperkenalkan DDSLA-RPL (Homaei et al., 2021), memanfaatkan *learning automata* untuk menyesuaikan bobot parameter jaringan, guna meningkatkan kualitas layanan jaringan. Meskipun metode ini masih perlu disempurnakan dalam

berbagai situasi. Pemilihan teknik harus mempertimbangkan keterbatasan *fuzzy clustering* (Khadim et al., 2020), *C-means*, dan *K-means* (Hasanzadeh-Mofrad & Rezvanian, 2018). Penelitian lain seperti PSO (Gawas & Govekar, 2019), algoritma *leap-frog* (Maarroof et al., 2022), dan *basic learning automata* digunakan untuk memastikan ketersediaan saluran dalam komunikasi V2V pada VANET.

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan komunikasi V2V dengan mengoptimalkan pemilihan *node relay* dan mengurangi kelebihan informasi. Simulasi menggunakan NS3 membandingkan efektivitas LA-AODV dengan AODV standar dalam pengelolaan lalu lintas. Integrasi *learning automata* dengan AODV berpotensi meningkatkan QoS untuk komunikasi V2V, serta mencegah kecelakaan. Penelitian ini menganalisis validitas hasil simulasi komunikasi V2V berdasarkan parameter seperti jumlah kendaraan, kecepatan rata-rata, dan cakupan komunikasi, sesuai dengan tabel parameter simulasi. Simulasi dilakukan dalam kondisi ideal tanpa interferensi eksternal, cuaca ekstrem, atau kegagalan perangkat keras, dengan

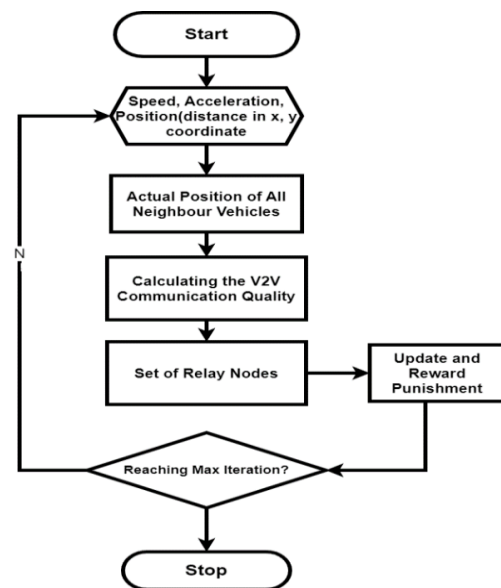
pergerakan kendaraan yang telah ditentukan.

2. METODE

Penelitian ini menerapkan pendekatan sistematis untuk memastikan keakuratan data dan validitas hasil.

2.1 Tahapan Penelitian

Metode penelitian ini dimulai dengan mengidentifikasi permasalahan utama dalam sistem komunikasi kendaraan modern. Gambar 1 sebagai representasi diagram alur LA-AODV.



Gambar 1. Diagram Alur LA-AODV

Gambar 1 menampilkan protokol LA-AODV digunakan untuk komunikasi V2V antar kendaraan, mencakup pengukuran parameter kendaraan, perhitungan kualitas komunikasi, dan pemilihan *node relay* guna menjaga kestabilan komunikasi.

Pemilihan *node relay* dioptimalkan dengan memperbarui nilai *reward* dan insentif, serta memastikan estimasi lokasi kendaraan yang akurat berdasarkan informasi jaringan komunikasi kendaraan. Protokol ini juga memprediksi posisi kendaraan menggunakan parameter seperti kecepatan dan percepatan, sebagaimana dijelaskan dalam (1).

$$\text{INITpos}_k = \sum_{k=1}^{k \leq N} \text{actual}_{\text{pos}_x}, \text{actual}_{\text{pos}_y}, v_i \quad (1)$$

Protokol LAAODV dirancang untuk menentukan posisi kendaraan secara akurat dalam jaringan komunikasi dengan mempertimbangkan kecepatan kendaraan, posisi, serta jumlah kendaraan dalam jangkauan transmisi. Protokol ini menggunakan dua persamaan untuk mengidentifikasi kendaraan terdekat dan kendaraan berikutnya, berdasarkan kecepatan kendaraan serta waktu untuk mengambil keputusan rute yang tepat. Dengan demikian, LAADOV membantu mengurangi risiko kecelakaan di jalan, sebagaimana dijelaskan dalam (2) dan (3).

$$\text{INITpos}_x = \sum_{k=1, t=1}^{k \leq N, t \leq M} (\text{actual}_{\text{pos}_x} + (v_t \cdot t) + \left(\left(\frac{1}{2} (\Delta v) \right) * 2 \right)) \quad (2)$$

$$\text{INITpos}_y = \sum_{k=1, t=1}^{k \leq N, t \leq M} (\text{actual}_{\text{pos}_y} + (v_t \cdot t) + \left(\left(\frac{1}{2} (\Delta v) \right) * 2 \right)) \quad (3)$$

Dimana :

$$\Delta_{vx} = (v_t - v_{t-1}) \quad \text{Di awal iterasi } v_{t-1} = 0$$

$$\Delta_{vy} = (v_t - v_{t-1}) \quad \text{di awal iterasi } v_{t-1} = 0$$

Dan :

t : Waktu prediksi, di mana $t = 1, 2, 3$, dan $t < M$; " M " : Iterasi maksimum; k : Kendaraan k ,

N : Jumlah total kendaraan dalam jangkauan transmisi; " v " " t " : Kecepatan kendaraan pada waktu t .

Persamaan (2) memprediksi posisi kendaraan pada sumbu x , sedangkan Persamaan (3) meramalkan posisi kendaraan pada sumbu y dengan mempertimbangkan berbagai faktor. Dalam LAAODV, persamaan ini untuk meningkatkan efisiensi jaringan komunikasi dengan memprediksi posisi kendaraan. Data yang diperoleh diperbarui dalam tabel perutean untuk menentukan status kendaraan berdasarkan jarak dan kecepatan minimum, sebagaimana dijelaskan dalam (4).

$$\text{pred_acc}_{xy} = \sqrt{(|\Delta \text{pred_pos}_x - \Delta \text{pred_pos}_y|)} \quad (4)$$

Dimana :

$$\Delta \text{pred_pos}_x = (\text{pred_pos}_{x+1} - \text{pred_pos}_x) \quad (5)$$

$$\Delta \text{pred_pos}_y = (\text{pred_pos}_{y+1} - \text{pred_pos}_y) \quad (6)$$

Persamaan (4) memprediksi posisi kendaraan berdasarkan perubahan sepanjang sumbu x dan y .

Menggunakan nilai yang diperoleh dari (5) dan (6). Persamaan (5) menghitung perubahan posisi pada sumbu x, sementara Persamaan (6) melakukan hal yang sama pada sumbu y. Variabel dalam persamaan ini memprediksi posisi kendaraan di sekitarnya selama periode simulasi dengan koordinat x dan y yang diharapkan. Selanjutnya, Persamaan (7) menggunakan rumus jarak *Euclidean* untuk menentukan pergerakan optimal kendaraan pada sumbu x dan y dalam dua interval waktu prediksi.

$$\text{MIN} \left(\begin{matrix} \text{pred}_{acc_{xy}} = \\ \left(\begin{matrix} k \leq N, t \leq M \\ k=1, t=1 \end{matrix} \right) \sqrt{\begin{matrix} (|\text{predpos}_{x+1} - \text{predpos}_x|)^2 - \\ (|\text{predpos}_{y+1} - \text{predpos}_y|)^2 \end{matrix}} \end{matrix} \right) \quad (7)$$

Persamaan (7) memprediksi posisi kendaraan untuk mendukung pengambilan keputusan perutean yang akurat. Dengan menghitung perubahan koordinat dan menilai jarak *Euclidean*, persamaan ini mengidentifikasi kondisi perutean yang paling efisien untuk komunikasi kendaraan yang responsif. Setelah menentukan posisi yang diharapkan, langkah berikutnya adalah mengevaluasi keandalan komunikasi dengan *node* berikutnya sebelum memilih *node relay*. Perhitungan indeks stabilitas komunikasi antara *node* k dan j dapat diamati dalam (8).

$$\text{comm_stability_index}_{kj} = \left| \left(\frac{\text{pred}_{acc_{xy}}}{\text{Max}_{rad}} \right) \right| \quad (8)$$

Dimana :

$$\text{comm_stability_index}_{kj} = \left\{ \begin{matrix} \text{stable, if } \leq 1 \\ \text{unstable, if } > 1 \end{matrix} \right\}$$

Persamaan (8) memperkenalkan indeks stabilitas komunikasi *index comm_stability_index_{kj}*, menilai stabilitas komunikasi antara *node* k dan j. Indeks ini, dihitung dengan membagi total posisi prediksi kendaraan di sekitar (*represented by pred_{acc_{xy}}*) dengan jangkauan komunikasi maksimum (*Max_{rad}*), yang mencakup area seluas 50 *grid* dalam lebar dan panjang, ditetapkan pada 2500 unit *grid*. Ketika nilai *comm_stability_index_{kj}*, ≤ 1 komunikasi antara *node* k dan j stabil. Sebaliknya, jika nilainya melebihi 1 menunjukkan komunikasi yang tidak stabil. Setelah menilai kualitas komunikasi dalam dua interval waktu prediksi t dan t+1, berikutnya memberikan bobot pada setiap kendaraan. Berdasarkan kecepatan, percepatan, posisi kendaraan, serta kualitas komunikasi yang dihitung untuk *node* k, sebagaimana didefinisikan dalam (10).

$$\text{TWR}_k = \sum_{k=1}^{k \text{ to } N} \quad (10)$$

$$\left(\frac{((f_s * (|s_n - s_d|)) + (f_a * (|a_n - a_d|))}{(f_d * (|d_n - d_d|)) + (f_q * (\text{comm_quality}_k))} \right)$$

Dimana :

$0.6 \geq \text{TWR} = 1$, Optimal,
dan $\text{TWR} \leq 0.59$, suboptimal

LA-AODV menggunakan Persamaan (10) untuk menghitung *Total Weight Route* (TWR), yaitu digunakan untuk mengevaluasi rute standar. TWR mempertimbangkan beberapa faktor, seperti kecepatan, jarak, percepatan, dan kualitas komunikasi, di mana masing-masing faktor diberikan bobot yang sama, yaitu 1, sebagaimana ditentukan dalam Persamaan (11).

$$W_{\text{total}} = f_s + f_a + f_d + f_q = 1 \quad (11)$$

Persamaan (11) menetapkan bobot untuk kecepatan, jarak, percepatan dan kualitas komunikasi guna menentukan rute terbaik dalam LA-AODV. Mesin *Finite State Automata* (FSA) mengaktifkan *Learning Rate* (α) setelah tahap keputusan akhir. Dimana *node* sumber membagikan informasi dengan *node relay*. Algoritma LRI digunakan sebagai *learning rate* (α) untuk mekanisme penghargaan/*punishment* sebagaimana dijelaskan dalam Persamaan (12).

$$a_{t+1} = \begin{cases} Q(t), a_{\text{selected}} = 1, \text{reward} \\ Q(t), +1, a_{\text{ignore}} = 0, \text{punishment} \end{cases} \quad (12)$$

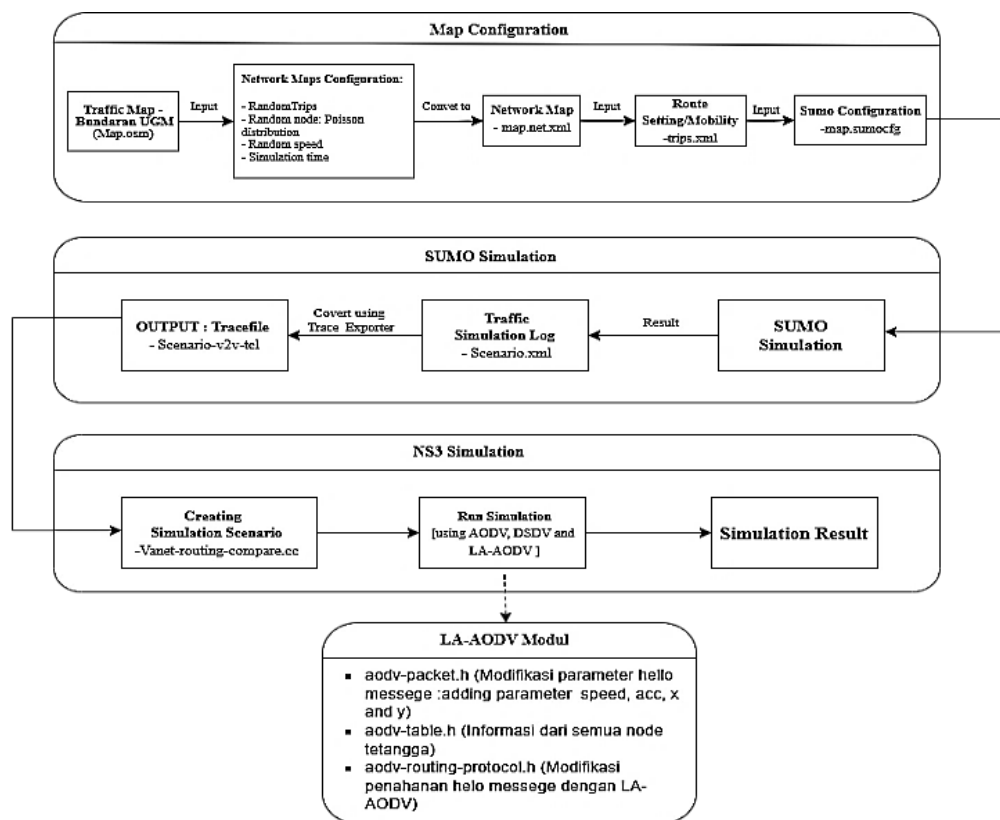
Dalam Persamaan (12), algoritma LRI menyesuaikan *learning rate* (α) berdasarkan pengalaman sebelumnya. Jika mendapatkan *reward*, *learning rate* ditetapkan menjadi 1, sedangkan jika terkena *penalty*, nilainya dikurangi menjadi 0. Nilai variabel *fine-tune* dari *learning rate* mempengaruhi kemampuan pengambilan keputusan dalam algoritma. Persamaan (13) menjelaskan penambahan nilai a ke TWR terbaru dalam iterasi prediksi ($t+1$).

$$\text{TWR}_{\text{update}} = \sum_{k=1, t=1}^{k \leq N, t \leq M} (\text{TWR}_k + a) \quad (13)$$

Persamaan (13) memperbarui nilai TWR, dengan perubahan kondisi jaringan dan keputusan perutean. Sehingga meningkatkan kinerja komunikasi V2V selama periode simulasi (M), di mana nilai α memainkan peran penting.

3. KERANGKA PENELITIAN

Penelitian ini mengatasi tantangan komunikasi, seperti ketidakstabilan jaringan, kepadatan data, dan keterlambatan komunikasi. Simulasi dilakukan untuk mereplikasi skenario dunia nyata dengan akurasi tinggi. Gambar 2 menunjukkan desain penelitian ini.



Gambar 2. Kerangka Penelitian

Gambar 2 menunjukkan alur kerja simulasi dalam tiga tahap utama: Konfigurasi Peta, Simulasi SUMO, dan Simulasi NS3, dengan fokus khusus pada Modul LA-AODV. Proses dimulai dengan konfigurasi peta lalu lintas (*Map.osm*), yang dikonversi menjadi peta jaringan (*map.net.xml*) menggunakan perjalanan acak dan distribusi *node*. Peta ini, bersama pengaturan rute (*trips.xml*), digunakan dalam konfigurasi SUMO (*map.sumocfg*). Simulasi SUMO menghasilkan *log* lalu lintas (*scenario.xml*), yang dikonversi menjadi *file* jejak (*scenario-v2v.tcl*)

untuk digunakan dalam simulasi NS3. Pada tahap ini, protokol AODV, DSDV, dan LA-AODV diterapkan untuk menghasilkan hasil akhir simulasi. LA-AODV berperan penting dalam menyesuaikan parameter dan protokol guna meningkatkan akurasi simulasi.

3.1 Lingkungan Simulasi

Penelitian ini mengevaluasi komunikasi V2V, menggunakan SUMO dan NS3 v3.35. SUMO memodelkan sistem lalu lintas untuk memahami pergerakan kendaraan dan pejalan kaki, sedangkan NS3 memodelkan komunikasi jaringan. Integrasi antara SUMO (Naskath et al., 2022) dan NS3

memungkinkan pemodelan pergerakan kendaraan serta menilai efektivitas komunikasi V2V dengan akurasi tinggi. Pengaturan parameter simulasi dijelaskan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Pengaturan Parameter Simulasi Komunikasi V2V.

No	Parameter	Nilai(s)
1	Jumlah total node kendaraan actual (<i>Vehicles</i>)	Acak, berdasarkan distribusi Poisson
2	Waktu simulasi (s)	200,300,400,500,600 dan 700 detik
3	Skenario lalu lintas	• Lalu lintas lancar (probabilitas 0,7-0,55), • Lalu lintas stabil (probabilitas 0,4-0,33), • Lalu lintas padat (probabilitas 0,1) *berdasarkan distribusi Poisson
4	Pemilihan rute	Pemilihan rute secara acak
5	Kecepatan node	Kecepatan acak
6	Initial node position	Random position
7	Pergerakan node	Semua node bergerak
8	Konfigurasi paket data	Paket data lalu lintas real-time dari peta lalu lintas Bulaksumur
9	Jenis protokol	AODV dan LAAODV
10	Jenis lalu lintas	Hanya mobil penumpang, mengemudi di sisi kiri
11	Metrik kinerja (QoS)	PDR (<i>Packet Delivery Ratio</i>), <i>End-to-End Delay</i> , <i>Throughput</i> rata-rata, <i>Packet Loss Ratio</i> , <i>End-to-End Jitter</i>
12	Pengaturan parameter LAAODV	fs: 0.4; fa: 0.3; fd: 0.3; α: 0.2; Reward: 1

Tabel 1 menunjukkan konfigurasi simulasi kendaraan berdasarkan tiga kategori lalu lintas lancar, stabil, dan padat. Skenario ini

digunakan untuk mengevaluasi LAAODV berdasarkan *Packet Delivery Ratio*, *delay*, *throughput*, *packet loss*, dan *jitter*. Efisiensi komunikasi kendaraan bergantung pada kecepatan, percepatan, dan jarak. Probabilitas kemunculan kendaraan dalam berbagai skenario lalu lintas, dihitung menggunakan rumus distribusi *Poisson*. Sebagaimana disajikan dalam Persamaan (14).

$$P(X=I)=\frac{e^{-\lambda}.\lambda^{-i}}{i!} \tag{14}$$

Dalam Persamaan (14) melacak jumlah kendaraan yang melewati titik tertentu berdasarkan rata-rata tingkat kejadian λ Distribusi ini menggunakan bilangan *Euler (approx. 2.71)* untuk memprediksi kemungkinan jumlah kendaraan dalam rentang waktu tertentu.

3.2 Peta Lalu Lintas

Kawasan Bulaksumur di Yogyakarta merupakan jalur lalu lintas padat dengan empat lajur yang mendukung arus kendaraan dua arah. Penelitian ini mengevaluasi hambatan di area tersebut, seperti pejalan kaki, kendaraan yang diparkir, serta kendaraan yang masuk atau keluar dari jalan samping, sebagaimana ditunjukkan dalam Gambar 3.



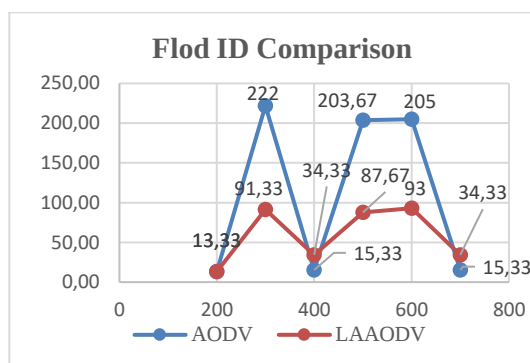
Gambar 3. Visualisasi kondisi lalu lintas berdasarkan dunia nyata di Bulaksumur melalui peta divisualisasikan menggunakan SUMO.

Gambar 3 menunjukkan arus lalu lintas di Jalan Terban Bulaksumur. Dimana pengemudi yang masuk atau keluar dari Mirota Kampus menghadapi tantangan potensial di dekat SMK BOPKRI 1 dan SMP BOPKRI 3. Koordinasi antara kecepatan, jarak, dan posisi kendaraan sangat penting untuk meminimalkan risiko tabrakan, terutama karena titik pertemuan di Bulaksumur mempersempit Jalan Terban menjadi satu lajur. Berbagi informasi secara *real-time* membantu pengemudi mengantisipasi kondisi lalu lintas yang dinamis.

4. HASIL DAN DISKUSI

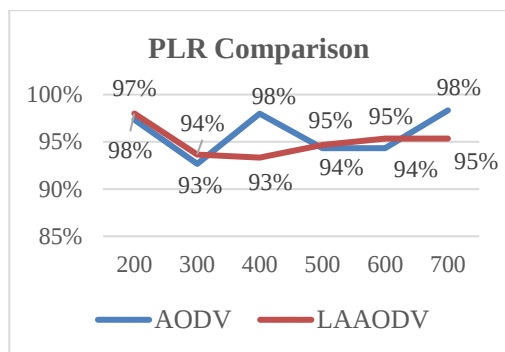
Penulis mengevaluasi parameter QoS dalam komunikasi V2V dengan membandingkan AODV pada NS3 dengan LA-AODV yang dimodifikasi. Analisis menggunakan skenario dunia nyata, dengan metrik Flod ID, PLR (*Packet Loss Ratio*), PDR (*Packet*

Delivery Ratio), *Average Throughput*, *end-to-end delay*, dan *end-to-end jitter*. Gambar 4 menyajikan hasil Flod ID selama simulasi 200-700 detik dalam komunikasi V2V.



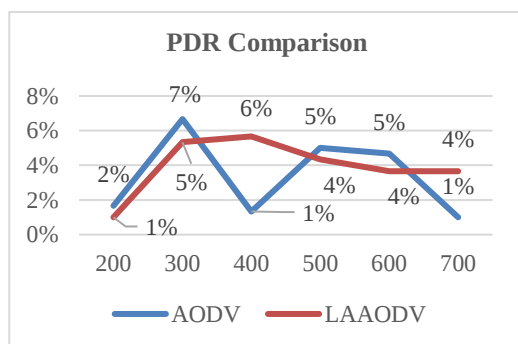
Gambar 4. Mengilustrasikan perbandingan Flod ID antara AODV dan LAAODV.

Berdasarkan Gambar 4, LAAODV lebih efisien dibandingkan AODV dalam menangani paket yang dikirimkan. terlihat dari nilai FLOD ID yang lebih rendah pada 300 dan 500 detik. Hasil ini menunjukkan bahwa LAAODV tidak hanya mengurangi *overhead* komunikasi, tetapi juga meningkatkan pemanfaatan sumber daya jaringan dalam komunikasi V2V. Selain itu, dilakukan evaluasi PLR untuk AODV dan LAAODV selama dalam rentang waktu 200 hingga 700 detik. Gambar 5 menyajikan perbandingan PLR antara AODV dan LAAODV secara berdampingan.



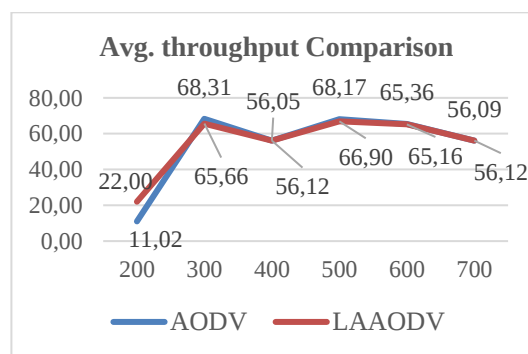
Gambar 5. Mengilustrasikan perbandingan PLR antara AODV dan LAAODV.

Gambar 5 membandingkan PLR antara kinerja LA-AODV dan AODV dalam mengurangi kehilangan paket. LA-AODV menunjukkan sedikit peningkatan pada 200 dan 300 detik, dengan PLR 1% lebih rendah dari AODV. Serta keunggulan lebih signifikan pada 400 detik, dengan PLR 5% lebih rendah. Secara keseluruhan, LA-AODV lebih stabil dan konsisten dalam mengurangi kehilangan paket, menjadikannya pilihan yang lebih handal untuk jaringan V2V. Selanjutnya, Gambar 6 menyajikan analisis PDR.



Gambar 6. Mengilustrasikan perbandingan PDR antara AODV dan LAAODV.

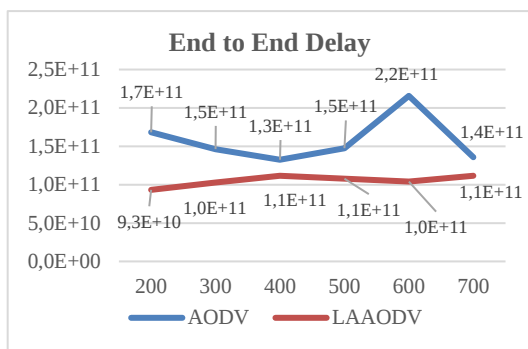
Hasil perbandingan dalam Gambar 6 menunjukkan bahwa LAAODV dan AODV memiliki kinerja serupa dalam beberapa interval waktu. Pada 200 detik, AODV mencatat PDR sebesar 2%, dibandingkan LAAODV 1%. Pada 700 detik, kinerja AODV meningkat tajam, menunjukkan PDR 3% lebih tinggi dibandingkan LAAODV. Namun, LAAODV tetap lebih stabil dan konsisten dalam pengiriman paket, sehingga meningkatkan keandalan komunikasi V2V. Gambar 7 menyajikan perbandingan PLR.



Gambar 7. Mengilustrasikan perbandingan Throughput Rata-rata antara AODV dan LAAODV.

Gambar 7 menunjukkan bahwa LA-AODV secara konsisten memiliki *throughput* lebih tinggi dibandingkan AODV pada waktu simulasi tertentu. LA-AODV menunjukkan, dengan *throughput* dua kali lipat dibandingkan AODV pada 200 detik. Pada 300 detik, dan melampaui kinerja AODV pada 400

detik dan 700 detik. Perbandingan ini memberikan wawasan mengenai efektivitas masing-masing protokol dalam berbagai kondisi simulasi.



Gambar 8. Mengilustrasikan perbandingan *the End to End Delay* antara AODV dan LAAODV.

Gambar 8 menunjukkan bahwa LA-AODV memiliki End-to-End Delay lebih rendah pada 200 dan 300 detik serta lebih stabil pada 400 detik dibandingkan AODV. Ini menandakan LA-AODV lebih cocok untuk jaringan dinamis dan komunikasi V2V. Hasil analisis *End-to-End Jitter Delay* dijelaskan lebih lanjut pada Gambar 9.



Gambar 9. Mengilustrasikan perbandingan Jitter Ujung ke Akhir antara AODV dan LAAODV.

Gambar 9 menunjukkan bahwa LA-AODV umumnya lebih stabil

dibandingkan AODV dalam End-to-End Jitter. Meskipun mengalami peningkatan pada 200 dan 700 detik, LA-AODV memiliki Jitter lebih rendah pada 300 detik, sementara AODV unggul pada 400 detik. Secara keseluruhan, LA-AODV lebih andal dalam menjaga kestabilan pengiriman paket, terutama dalam komunikasi V2V pada kondisi lalu lintas dinamis.

4. KESIMPULAN

Protokol LA-AODV, yang signifikan menunjukkan keunggulan dibandingkan dengan AODV, LA-AODV memiliki tingkat keberhasilan PLR lebih rendah 95%, dibandingkan dengan AODV yang mencapai 96%, serta PDR sebesar 4,5%, lebih tinggi dari PDR AODV yang hanya 3,25%. Hasil ini membuktikan LA-AODV, terutama dalam skenario lalu lintas dinamis dengan tingkat kehilangan paket yang lebih rendah. Selain itu, LA-AODV mampu mempertahankan *throughput* rata-rata yang lebih tinggi, memastikan pertukaran data yang cepat dan konsisten. Penelitian ini telah mengembangkan dan mengevaluasi protokol LA-AODV. Untuk meningkatkan keberhasilan pengiriman paket dalam komunikasi V2V. Menjadikannya ideal untuk aplikasi

berbasis data yang membutuhkan pertukaran data yang cepat dan andal, terutama dalam skenario dengan tingkat keamanan tinggi. Di masa depan LA-AODV dapat dioptimalkan dengan meningkatkan adaptabilitas terhadap berbagai kondisi lalu lintas, skalabilitas, manajemen energi, integrasi dengan teknologi terbaru, keamanan, privasi, interoperabilitas, serta aplikasi khusus.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah Saif, A. A., & Kumar, K. (2022). Enhance the performance of AODV routing protocol in mobile ad-hoc networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 2327(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2327/1/012057>
- <https://doi.org/10.1155/2021/9977252>
- Ameen, H. A., Mahamad, A. K., Saon, S., Nor, D. M., & Ghazi, K. (2019). A review on vehicle to vehicle communication system applications. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 18(1), 188–198. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v18.i1.pp188-198>
- Ashok, K., Krishna, S. B. V., Patil, A., Chandrashekharaiah, M., Nayankumar, K. C., Narayanapur, P. S., & Subhashini, S. (2022). Review on Energy Efficient V2V Communication Techniques for a Dynamic and Congested Traffic Environment. *2022 International Conference on Computer Communication and Informatics, ICCCI 2022*, 0–5. <https://doi.org/10.1109/ICCCI54379.2022.9740853>
- Belamri, F., Boulfekhar, S., & Aissani, D. (2021). A survey on QoS routing protocols in Vehicular Ad Hoc Network (VANET). *Telecommunication Systems*, 78(1), 117–153. <https://doi.org/10.1007/s11235-021-00797-8>
- Beletsioti, G. A., & Member, G. S. (2020). A Learning-Automata-Based Congestion-Aware Scheme for Energy-Efficient Elastic Optical Networks. *IEEE Access*, 8.
- Bintoro, K. B. Y., & Priyambodo, T. K. (2024). Learning Automata-Based AODV to Improve V2V Communication in A Dynamic Traffic Simulation. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 17(1), 666–678. <https://doi.org/10.22266/ijies2024.0229.56>
- Bintoro, K., Priyambodo, T., & Mustofa, M. (2024). Optimizing AODV Routing Protocol to Improve Quality of Service Performance for V2V Communication. *2024 International Conference on Smart Computing, IoT and Machine Learning (SIML)*, 1(1), 180–185. <https://doi.org/10.1109/SIML61815.2024.10578106>
- Darabkh, K. A., Judeh, M. S. A., Bany Salameh, H., & Althunibat, S. (2018). Mobility aware and dual phase AODV protocol with adaptive hello messages over vehicular ad hoc networks. *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, 94(July), 277–292. <https://doi.org/10.1016/j.aeue.2018.07.020>
- Gawas, M. A., & Govekar, S. S. (2019). A novel selective cross layer based routing scheme using ACO method for vehicular networks. *Journal of Network and Computer Applications*, 143(May), 34–46. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2019.05.010>
- Haider, S., Abbas, G., Abbas, Z. H., & Baker,

- T. (2019). DABFS: A robust routing protocol for warning messages dissemination in VANETs. *Computer Communications*, 147(May),n 21–34. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.08.011>
- Hasanzadeh-Mofrad, M., & Rezvanian, A. (2018). Learning Automata Clustering. *Journal of Computational Science*, 24, 379–388. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2017.09.008>
- Homaei, M. H., Band, S. S., Pescape, A., & Mosavi, A. (2021). DDSLA-RPL: Dynamic Decision System Based on Learning Automata in the RPL Protocol for Achieving QoS. *IEEE Access*, 9, 63131–63148. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3075378>
- Hota, L., Nayak, B. P., Kumar, A., Sahoo, B., & Ali, G. G. M. N. (2022). A Performance Analysis of VANETs Propagation Models and Routing Protocols. *Sustainability (Switzerland)*, 14(3), 1–20. <https://doi.org/10.3390/su14031379>
- Khadim, S., Riaz, F., Jabbar, S., Khalid, S., & Aloqaily, M. (2020). A non-cooperative rear-end collision avoidance scheme for non-connected and heterogeneous environment. *Computer Communications*, 150(April 2019), 828–840. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.11.002>
- Maarroof, B. B., Rashid, T. A., Abdulla, J. M., Hassan, B. A., Alsadoon, A., Mohammadi, M., Khishe, M., & Mirjalili, S. (2022). Current Studies and Applications of Shuffled Frog Leaping Algorithm: A Review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(5), 3459–3474. <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09707-2>
- Mezher, A. E., AbdulRazzaq, A. A., & Hassoun, R. K. (2023). A comparison of the performance of the ad hoc on-demand distance vector protocol in the urban and highway environment. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 30(3), 1509–1515. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v30.i3.pp1509-1515>
- Mustikawati, E., Perdana, D., & Negara, R. M. (2017). Network Security Analysis in Vanet Against Black Hole and Jellyfish Attack with. *CommIT (Communication & Information Technology) Journal*, 11(2), 77–83.
- Naskath, J., Paramasivan, B., Mustafa, Z., & Aldabbas, H. (2022). Connectivity analysis of V2V communication with discretionary lane changing approach. *Journal of Supercomputing*, 78(4), 5526–5546. <https://doi.org/10.1007/s11227-021-04086-8>
- Priyambodo, T. K., Wijayanto, D., & Gitakarma, M. S. (2021). Performance optimization of MANET networks through routing protocol analysis. *Computers*, 10(1), 1–13. <https://doi.org/10.3390/computers10010002>
- Saritha, V., Krishna, P. V., Misra, S., & Obaidat, M. S. (2017). Learning automata based optimized multipath routing using leapfrog algorithm for VANETs. *IEEE International Conference on Communications*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICC.2017.7997401>
- Zhang, D., Gong, C., Zhang, T., Zhang, J., & Piao, M. (2021). A new algorithm of clustering AODV based on edge computing strategy in IOV. *Wireless Networks*, 27(4), 2891–2908. <https://doi.org/10.1007/s11276-021-02624-z>