

SIMULASI KEPUTUSAN HANDOVER CERDAS BERBASIS SUPPORT VECTOR MACHINE PADA JARINGAN NIRKABEL MENGUNAKAN MATLAB

Andicho Haryus Wirasapta¹, Tiara Deta Pamungkas²

¹Jurusan Teknik Elektro dan Informatika, Universitas Jambi

²Jurusan Keperawatan, Poltekkes Kemenkes Jambi

Email: andicho@unja.ac.id¹, tiaradetapamungkas@gmail.com²

Corresponding Author: Andicho Haryus Wirasapta

Jurusan Teknik Elektro dan Informatika, Universitas Jambi

Email: andicho@unja.ac.id

Abstrak – Manajemen mobilitas merupakan tantangan utama dalam jaringan seluler nirkabel akibat dinamika kanal dan mobilitas pengguna, di mana skema handover konvensional berbasis ambang RSS atau SINR sering memicu *handover* tidak perlu dan efek ping-pong. Penelitian ini mengusulkan mekanisme keputusan *handover* cerdas berbasis kecerdasan buatan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan integrasi fitur RSS, SINR, kecepatan pengguna, dan beban *base station*. Evaluasi melalui simulasi MATLAB pada kondisi kanal dan mobilitas yang realistis menunjukkan bahwa pendekatan yang diusulkan mampu mengurangi jumlah *handover* dan kejadian ping-pong lebih dari 50%, menurunkan probabilitas *packet loss* sekitar 6%, serta meningkatkan *effective throughput* sekitar 6% dibandingkan dengan skema berbasis *threshold* konvensional. Hasil ini menegaskan kontribusi ilmiah utama penelitian dalam merumuskan dan mengevaluasi mekanisme keputusan *handover* berbasis SVM yang mengintegrasikan parameter kanal dan mobilitas secara simultan, serta secara kuantitatif menunjukkan peningkatan kinerja jaringan dibandingkan dengan skema *handover* berbasis *threshold* konvensional.

Kata-kata kunci: *handover Cerdas, Manajemen Mobilitas, Support Vector Machine, Jaringan Seluler Nirkabel, Effective Throughput*

Abstract – Mobility management is a major challenge in wireless cellular networks due to dynamic channel conditions and user mobility, where conventional handover schemes based on fixed RSS or SINR thresholds often trigger unnecessary handovers and ping-pong effects. This study proposes an AI-based intelligent handover decision mechanism using a Support Vector Machine (SVM) that integrates RSS, SINR, user speed, and base station load. Evaluation through MATLAB-based simulations under realistic channel and mobility conditions demonstrates that the proposed approach reduces the number of handovers and ping-pong events by more than 50%, decreases packet loss probability by approximately 6%, and improves effective throughput by about 6% compared with conventional threshold-based schemes. These results highlight the main scientific contribution of this work in formulating and evaluating an SVM-based handover decision mechanism that simultaneously integrates channel and mobility parameters, and quantitatively demonstrates improved network performance over conventional threshold-based handover schemes.

Keywords: *Intelligent handover, Mobility Management, Support Vector Machine, Wireless Cellular Networks, Effective Throughput*

I. PENDAHULUAN

Meningkatnya kebutuhan akan konektivitas yang mulus dan layanan yang tidak terputus telah menempatkan manajemen mobilitas sebagai aspek yang sangat penting dalam sistem komunikasi seluler. Pada jaringan seluler nirkabel, mobilitas pengguna menyebabkan variasi kekuatan sinyal seiring pergerakan pengguna melintasi batas sel [1], [2]. Untuk menjaga

kontinuitas layanan, diperlukan prosedur *handover* yang mentransfer koneksi yang sedang berlangsung dari satu *base station* (BS) ke *base station* lainnya [3]. Namun, keputusan *handover* yang tidak tepat dapat menurunkan kinerja jaringan, yang ditandai dengan seringnya pemutusan koneksi, peningkatan latensi, dan *packet loss* [4], [5], [6].

Strategi *handover* konvensional pada jaringan nirkabel umumnya bergantung pada ambang tetap

received signal strength (RSS) atau *signal-to-interference-plus-noise ratio* (SINR). Metode ini relatif sederhana untuk diimplementasikan, tetapi sering kali gagal mempertimbangkan sifat dinamis jaringan bergerak, seperti *fading* cepat dan interferensi. Akibatnya, pendekatan ini dapat memicu *handover* yang tidak perlu, efek ping-pong, serta penggunaan sumber daya jaringan yang tidak efisien [7], [8]. Pada lingkungan dengan *fading*, di mana RSS dan SINR berfluktuasi secara cepat, *handover* berbasis ambang tetap sangat rentan terhadap kesalahan dan sering menyebabkan perpindahan *base station* yang berulang [9].

Seiring berkembangnya teknologi nirkabel dan meningkatnya kompleksitas lingkungan jaringan, penerapan kecerdasan buatan (AI) untuk mengoptimalkan manajemen mobilitas semakin banyak mendapat perhatian [10]. Algoritma *machine learning* (ML) mampu melakukan pengambilan keputusan yang adaptif dan berbasis data sesuai dengan kondisi jaringan secara *real-time*. Berbeda dengan metode berbasis *threshold*, mekanisme *handover* berbasis ML mempertimbangkan berbagai parameter, seperti RSS, SINR, kecepatan pengguna, dan beban jaringan, sehingga dapat menghasilkan keputusan *handover* yang lebih akurat dan andal [11], [12], [13]. Meskipun metode *deep learning* telah banyak dieksplorasi, kebutuhan komputasi yang tinggi serta *dataset* yang besar menjadikannya kurang praktis untuk aplikasi *real-time* pada sistem berskala kecil [14].

Penelitian ini mengusulkan mekanisme keputusan *handover* cerdas menggunakan *classifier Support Vector Machine* (SVM) sebagai solusi praktis terhadap keterbatasan skema *handover* konvensional. Berbeda dengan metode konvensional yang hanya mengandalkan ambang statis, pendekatan berbasis SVM mengintegrasikan fitur-fitur seperti RSS, SINR, kecepatan pengguna, dan beban *base station* untuk menghasilkan keputusan *handover* yang adaptif secara *real-time* [15]. Dengan melatih *classifier SVM* menggunakan data historis, metode yang diusulkan mampu memprediksi waktu *handover* yang tepat, sehingga meningkatkan keandalan jaringan dan kualitas pengalaman pengguna.

Tujuan utama penelitian ini adalah mengevaluasi kinerja pendekatan *handover* berbasis AI melalui simulasi pada lingkungan MATLAB, serta membandingkannya dengan metode *handover* berbasis *threshold* konvensional. Sistem yang diusulkan diarahkan untuk mengurangi *handover* yang tidak perlu, memitigasi efek ping-pong, dan meningkatkan *effective throughput* jaringan secara keseluruhan. Selain itu, penelitian ini juga mengkaji dampak penerapan ML dalam menurunkan probabilitas *packet loss* dan meningkatkan stabilitas jaringan pada berbagai kondisi kanal, seperti *Rayleigh fading* dan interferensi.

Dengan menawarkan proses pengambilan keputusan *handover* yang lebih adaptif dan efisien, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan jaringan nirkabel generasi berikutnya, di mana konektivitas yang mulus menjadi kebutuhan utama. Karya ini juga

menunjukkan potensi besar *machine learning* dalam mengoptimalkan aspek-aspek penting manajemen mobilitas, serta membuka peluang untuk implementasi lebih lanjut pada jaringan 5G dan seterusnya.

II. METODOLOGI

A. Model Sistem

Model sistem yang digunakan dalam penelitian ini merepresentasikan jaringan seluler nirkabel yang terdiri dari beberapa *base station* (BS) yang melayani seorang pengguna bergerak. Ketika pengguna bergerak di dalam area cakupan jaringan, koneksi dapat dialihkan dari satu *base station* ke *base station* lainnya sesuai dengan mekanisme keputusan *handover* yang diterapkan. Simulasi dilakukan pada area dua dimensi (2D) berukuran $1000 \text{ m} \times 1000 \text{ m}$, yang umum digunakan dalam studi manajemen mobilitas untuk mengevaluasi kinerja *handover* pada kondisi spasial yang realistis.

Pada penelitian ini, beban *base station* didefinisikan secara kuantitatif sebagai tingkat utilisasi sumber daya *base station* yang dinyatakan dalam bentuk persentase. Utilisasi dihitung berdasarkan rasio antara jumlah pengguna aktif yang dilayani oleh suatu *base station* terhadap kapasitas maksimum pengguna yang dapat dilayani. Nilai beban *base station* kemudian dinormalisasi pada rentang 0–1 dan digunakan sebagai salah satu fitur masukan pada mekanisme keputusan *handover* berbasis kecerdasan buatan. Dengan definisi ini, kondisi *base station* dengan beban rendah dan beban tinggi dapat direpresentasikan secara konsisten dalam proses pengambilan keputusan *handover*. Pengguna bergerak mengikuti model mobilitas *random waypoint*, di mana pergerakan dilakukan menuju lokasi-lokasi yang dipilih secara acak di dalam area simulasi. Kecepatan pengguna divariasikan secara acak antara 3 km/jam hingga 60 km/jam, yang merepresentasikan skenario mobilitas pejalan kaki hingga kendaraan.

Kanal komunikasi nirkabel antara pengguna dan *base station* dimodelkan dengan mempertimbangkan *path loss*, *log-normal shadowing*, dan *Rayleigh fading*, yang merepresentasikan efek propagasi skala besar dan skala kecil. Gangguan kanal ini menyebabkan kondisi sinyal yang berubah terhadap waktu, yang secara langsung memengaruhi proses pengambilan keputusan *handover*.

Keputusan *handover* dilakukan dengan mengevaluasi kualitas sinyal yang diterima dari *base station serving* dan *base station tetangga*. Pada pendekatan konvensional berbasis *threshold*, keputusan terutama didasarkan pada perbandingan langsung *received signal strength* (RSS) atau *signal-to-interference-plus-noise ratio* (SINR) [16]. Sebaliknya, mekanisme *handover* berbasis AI mengintegrasikan berbagai fitur kontekstual, termasuk RSS, SINR, kecepatan pengguna, dan beban *base station serving*, sehingga memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih adaptif dan informatif [17]. Pendekatan berbasis multi-fitur ini memungkinkan sistem untuk membedakan

dengan lebih baik antara fluktuasi sinyal sementara dan kebutuhan *handover* yang benar-benar disebabkan oleh mobilitas pengguna.

B. Model Kanal dan Mobilitas

Untuk merepresentasikan propagasi sinyal nirkabel secara realistis pada lingkungan bergerak, baik karakteristik kanal maupun perilaku mobilitas pengguna dimodelkan secara cermat dalam simulasi. Kanal komunikasi antara pengguna bergerak dan setiap *base station* dipengaruhi oleh efek propagasi skala besar dan skala kecil, yang menghasilkan kondisi sinyal yang berubah terhadap waktu dan secara langsung memengaruhi keputusan *handover*.

Path loss skala besar dimodelkan menggunakan *log-distance path loss model*, yang menggambarkan pelemahan daya sinyal sebagai fungsi dari jarak antara pemancar dan penerima. Model ini menangkap penurunan rata-rata daya sinyal terhadap jarak dan umum digunakan dalam simulasi jaringan seluler. Selain *path loss*, *log-normal shadowing* ditambahkan untuk merepresentasikan variasi sinyal yang disebabkan oleh hambatan seperti bangunan atau ketidakteraturan medan. *Shadowing* dimodelkan sebagai variabel acak dengan simpangan baku tertentu, sehingga mencerminkan fluktuasi realistis pada kekuatan sinyal yang diterima.

Efek *fading* skala kecil dimodelkan menggunakan *Rayleigh fading*, yang merepresentasikan variasi amplitudo sinyal yang cepat akibat propagasi multipath pada lingkungan tanpa garis pandang langsung (*non-line-of-sight*). Kombinasi antara *path loss*, *shadowing*, dan *Rayleigh fading* menghasilkan dinamika kanal yang realistis, di mana kekuatan sinyal yang diterima berubah secara kontinu seiring pergerakan pengguna di dalam area cakupan jaringan [18], [19].

Daya sinyal yang diterima oleh pengguna dari suatu *base station* dinyatakan sebagai fungsi dari daya pancar, *path loss*, *shadowing*, dan efek *fading* [2]. Gangguan kanal tersebut secara bersama-sama menentukan nilai sesaat *received signal strength* (RSS) dan *signal-to-interference-plus-noise ratio* (SINR), yang digunakan sebagai masukan utama baik pada mekanisme keputusan *handover* berbasis *threshold* maupun berbasis AI [20].

Mobilitas pengguna dimodelkan menggunakan *random waypoint mobility* model, yang banyak digunakan dalam simulasi jaringan bergerak karena kesederhanaannya serta kemampuannya menghasilkan pola pergerakan yang beragam. Dalam model ini, pengguna bergerak memilih tujuan secara acak di dalam area simulasi dan bergerak menuju tujuan tersebut dengan kecepatan yang dipilih secara acak. Setelah mencapai tujuan, titik tujuan baru dipilih dan proses pergerakan berlanjut. Kecepatan pengguna divariasikan antara 3 km/jam hingga 60 km/jam, yang merepresentasikan skenario mobilitas pejalan kaki hingga kendaraan.

Kombinasi pemodelan kanal yang realistis dan mobilitas pengguna yang dinamis memastikan bahwa lingkungan simulasi mencerminkan kondisi nirkabel praktis, di mana kualitas sinyal dan topologi jaringan

terus berubah seiring waktu. Perilaku dinamis ini memberikan dasar yang tepat untuk mengevaluasi efektivitas mekanisme keputusan *handover* berbasis AI yang diusulkan dibandingkan dengan pendekatan *handover* berbasis *threshold* konvensional.

C. Keputusan *handover* Berbasis AI

Pada penelitian ini, *classifier Support Vector Machine* (SVM) dikonfigurasi menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) karena kemampuannya dalam memodelkan hubungan nonlinier antar fitur jaringan. Parameter regularisasi C dan parameter kernel ditentukan melalui proses pencarian *grid* (*grid search*) dengan validasi silang (*k-fold cross-validation*) pada data pelatihan. Proses *tuning* parameter dilakukan untuk memaksimalkan akurasi klasifikasi keputusan *handover* sekaligus menghindari *overfitting*. Seluruh fitur masukan terlebih dahulu dinormalisasi ke dalam rentang yang sama sebelum proses pelatihan untuk memastikan stabilitas dan kinerja model SVM. Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian dengan proporsi 70% dan 30%. Setelah proses pelatihan dan *tuning* parameter selesai, model SVM digunakan dalam simulasi untuk melakukan keputusan *handover* secara *real-time* berdasarkan kondisi jaringan sesaat [21].

Pada tahap pelatihan, *classifier Support Vector Machine* (SVM) dilatih menggunakan data berlabel yang dihasilkan dari lingkungan simulasi. Setiap sampel data merepresentasikan suatu kondisi jaringan dan diberi label *handover* atau *non-handover* berdasarkan aturan referensi yang mengombinasikan kualitas sinyal dan keberlanjutan kondisi kanal. Secara khusus, label *handover* diberikan ketika kualitas *link serving*, yang direpresentasikan oleh RSS dan SINR, berada di bawah ambang tertentu secara persisten selama beberapa interval waktu berturut-turut dan kualitas *link* kandidat menunjukkan kondisi yang lebih baik. Sebaliknya, label *non-handover* diberikan ketika degradasi sinyal bersifat sementara atau kualitas *link serving* masih berada pada tingkat yang dapat diterima.

Pendekatan pelabelan ini digunakan sebagai *supervised reference* untuk proses pembelajaran dan tidak secara langsung menentukan keputusan *handover* pada tahap pengujian. Setelah proses pelatihan, keputusan *handover* sepenuhnya dihasilkan oleh model SVM berdasarkan integrasi multi-fitur, sehingga memungkinkan mekanisme *handover* yang lebih adaptif dibandingkan pendekatan berbasis *threshold* konvensional.

Setelah proses pelatihan selesai, model SVM diintegrasikan ke dalam kerangka simulasi untuk melakukan keputusan *handover* secara *real-time*. Pada setiap langkah waktu simulasi, fitur jaringan terkini diekstraksi dan dimasukkan ke dalam *classifier*, yang kemudian menghasilkan keputusan biner apakah pengguna tetap terhubung pada *base station serving* atau memulai *handover* ke *base station* kandidat. Mekanisme ini memungkinkan sistem beradaptasi secara dinamis

terhadap perubahan kondisi kanal dan mobilitas pengguna.

Dibandingkan dengan pendekatan berbasis *threshold* konvensional yang terutama bergantung pada nilai sesaat RSS atau SINR, mekanisme *handover* berbasis AI menawarkan ketahanan yang lebih baik terhadap variasi kanal yang cepat. Dengan mengintegrasikan informasi mobilitas dan beban jaringan, metode yang diusulkan mampu mengurangi *handover* yang tidak perlu serta memitigasi efek ping-pong, sehingga menghasilkan koneksi yang lebih stabil dan peningkatan kinerja jaringan secara keseluruhan.

D. Pengaturan Simulasi

Kinerja mekanisme keputusan *handover* berbasis AI yang diusulkan dievaluasi melalui simulasi yang dilakukan pada lingkungan MATLAB/Simulink. Pengaturan simulasi dirancang untuk merepresentasikan kondisi jaringan nirkabel dan skenario mobilitas pengguna yang realistis, sehingga memungkinkan perbandingan yang adil antara skema *handover* berbasis AI dan skema *handover* berbasis *threshold* konvensional.

Jaringan yang disimulasikan beroperasi pada area dua dimensi berukuran $1000 \text{ m} \times 1000 \text{ m}$, yang merepresentasikan wilayah cakupan tipikal untuk evaluasi manajemen mobilitas pada jaringan seluler. Di dalam area tersebut, lima *base station* (BS) ditempatkan dan diasumsikan memancarkan sinyal dengan daya tetap. Distribusi spasial *base station* dirancang sedemikian rupa sehingga terdapat tumpang tindih yang memadai antar sel yang berdekatan, sehingga memungkinkan terjadinya peristiwa *handover* secara berkala ketika pengguna bergerak melintasi area cakupan.

Mobilitas pengguna dimodelkan menggunakan *random waypoint mobility model*, di mana pengguna bergerak secara kontinu menuju tujuan-tujuan yang dipilih secara acak di dalam area simulasi. Kecepatan pengguna divariasikan secara acak antara 3 km/jam hingga 60 km/jam, yang merepresentasikan pola mobilitas pejalan kaki hingga kendaraan. Rentang kecepatan ini memungkinkan evaluasi kinerja *handover* pada berbagai kondisi mobilitas, mulai dari pengguna dengan pergerakan lambat hingga skenario berkecepatan tinggi.

Simulasi dijalankan selama total 200 detik dengan interval waktu 1 detik. Resolusi temporal ini memberikan keseimbangan yang memadai antara efisiensi komputasi dan kemampuan untuk menangkap perubahan cepat pada kondisi kanal serta keputusan *handover*. Pada setiap langkah waktu simulasi, parameter sinyal yang diterima, termasuk *received signal strength* (RSS) dan *signal-to-interference-plus-noise ratio* (SINR), diperbarui berdasarkan model kanal dan mobilitas, kemudian keputusan *handover* dilakukan sesuai mekanisme yang diterapkan.

Kanal nirkabel dimodelkan dengan mengombinasikan *log-distance path loss*, *log-normal shadowing*, dan *Rayleigh fading*, yang secara bersama-sama merepresentasikan efek propagasi skala besar dan

skala kecil. Model-model ini menghasilkan fluktuasi sinyal yang realistis, sehingga mekanisme *handover* dievaluasi pada kondisi kanal yang dinamis dan berubah terhadap waktu.

Untuk pendekatan berbasis AI, *classifier Support Vector Machine* (SVM) dilatih menggunakan 70% dataset yang dihasilkan dari simulasi, sedangkan 30% sisanya digunakan untuk proses pengujian. Dataset pelatihan mencakup berbagai kondisi jaringan yang dihasilkan dari variasi posisi pengguna, kecepatan mobilitas, dan kualitas kanal. Setelah proses pelatihan selesai, model SVM diterapkan selama simulasi untuk melakukan keputusan *handover* secara *real-time*.

Kinerja skema *handover* berbasis AI dan skema *handover* berbasis *threshold* dievaluasi menggunakan beberapa metrik kinerja utama, yaitu jumlah *handover*, kejadian ping-pong, probabilitas *packet loss*, dan *effective throughput*. Metrik-metrik ini memberikan penilaian yang komprehensif terhadap efisiensi *handover*, keandalan koneksi, serta kinerja jaringan secara keseluruhan pada kondisi mobilitas.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Simulasi

Simulasi dilakukan selama total 200 detik dengan interval waktu 1 detik, sehingga memungkinkan evaluasi perilaku *handover* dan kinerja jaringan pada kondisi mobilitas dan kanal yang dinamis.

Untuk menilai efektivitas pendekatan yang diusulkan, beberapa metrik kinerja utama digunakan, yaitu jumlah *handover*, *ping-pong events*, probabilitas *packet loss*, dan *effective throughput*. Metrik-metrik ini memberikan evaluasi yang komprehensif terhadap efisiensi *handover*, stabilitas koneksi, serta kinerja jaringan secara keseluruhan.

Mekanisme keputusan *handover* berbasis AI menggunakan *classifier Support Vector Machine* (SVM) yang dilatih dengan berbagai fitur kontekstual, meliputi *received signal strength* (RSS), *signal-to-interference-plus-noise ratio* (SINR), kecepatan mobilitas pengguna, dan beban *base station*, untuk menentukan apakah *handover* perlu dilakukan. Sebaliknya, skema *handover* berbasis *threshold* hanya bergantung pada nilai ambang RSS atau SINR yang telah ditentukan sebelumnya, tanpa mempertimbangkan informasi tambahan terkait kondisi jaringan atau mobilitas pengguna.

B. Jumlah *handover*

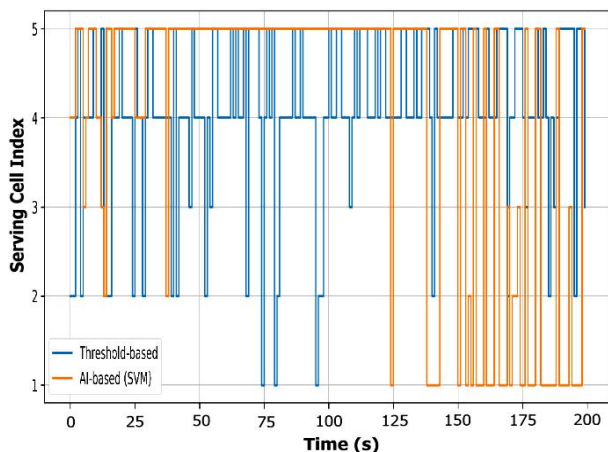
Jumlah *handover* merupakan metrik yang sangat penting untuk mengevaluasi efisiensi suatu mekanisme keputusan *handover*, karena *handover* yang berlebihan dapat meningkatkan *overhead* pensinyalan dan menurunkan efisiensi jaringan secara keseluruhan.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa mekanisme keputusan *handover* berbasis AI secara signifikan mampu mengurangi jumlah *handover* dibandingkan dengan metode berbasis *threshold*. Dengan mengintegrasikan fitur kontekstual tambahan seperti

mobilitas pengguna dan beban *base station*, model AI dapat menghindari *handover* yang dipicu semata-mata oleh fluktuasi sinyal jangka pendek.

Secara rata-rata, jumlah total *handover* berkurang dari 76,89 menjadi 34,10 pada setiap kali simulasi, yang setara dengan penurunan sebesar 55,7%. Penurunan yang signifikan ini menegaskan efektivitas pendekatan berbasis AI dalam menekan terjadinya *handover* yang tidak diperlukan.

Perilaku ini ditunjukkan secara jelas pada Gambar 1, di mana skema berbasis *threshold* memperlihatkan perubahan indeks sel *serving* yang sering dan *abrupt*, sedangkan metode berbasis AI mampu mempertahankan durasi *serving* yang lebih lama dengan jumlah perpindahan antar *base station* yang lebih sedikit.



Gbr. 1 Serving Cell Index vs Time

C. Ping-Pong Events

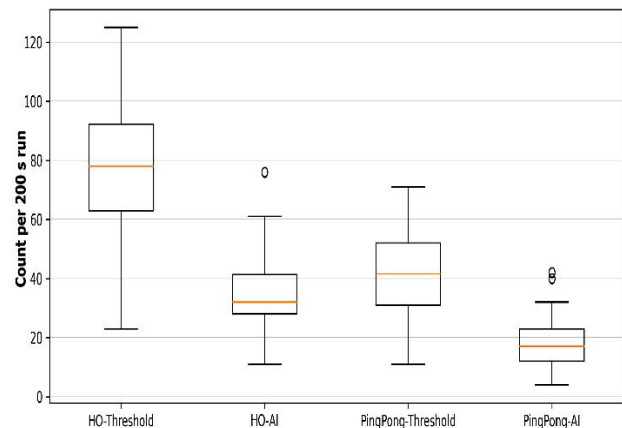
Ping-pong *handover* terjadi ketika pengguna bergerak berpindah secara berulang antara *base station* yang berdekatan dalam interval waktu yang singkat, yang umumnya disebabkan oleh fluktuasi sinyal yang cepat akibat fading dan interferensi. Kejadian ini tidak diinginkan karena meningkatkan beban jaringan tanpa memberikan peningkatan kualitas komunikasi yang signifikan.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa mekanisme keputusan *handover* berbasis AI mampu memitigasi efek ping-pong secara signifikan dibandingkan dengan skema berbasis *threshold*. Dengan mempertimbangkan kecepatan pengguna dan beban *base station*, model AI dapat menghindari perpindahan bolak-balik yang tidak perlu antar *base station*.

Secara rata-rata, jumlah kejadian ping-pong menurun dari 41,16 menjadi 17,56 pada setiap kali simulasi, yang setara dengan penurunan sebesar 57,3%. Peningkatan ini menunjukkan ketahanan pendekatan berbasis AI dalam mempertahankan koneksi *serving* yang lebih stabil.

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2, metode berbasis *threshold* memperlihatkan nilai median yang lebih tinggi serta sebaran *ping-pong events* yang lebih luas, sedangkan skema berbasis AI menunjukkan median yang lebih rendah dengan sebaran yang lebih sempit,

yang mengindikasikan penurunan baik pada frekuensi maupun variabilitas *ping-pong events*.



Gbr. 2 Handover dan Ping-Pong Events (Monte Carlo Runs)

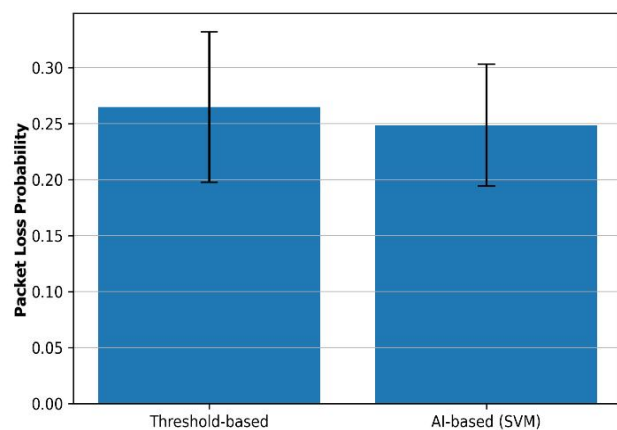
D. Probabilitas Packet Loss

Probabilitas *packet loss* merupakan indikator utama keandalan jaringan, yang mencerminkan kemampuan sistem dalam mempertahankan transmisi data yang berhasil pada berbagai kondisi kanal. Pada jaringan bergerak, *packet loss* umumnya terjadi akibat kestabilan link yang rendah atau penentuan waktu *handover* yang kurang optimal.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa skema *handover* berbasis AI menghasilkan probabilitas *packet loss* yang lebih rendah dibandingkan dengan metode berbasis *threshold*. Dengan memilih momen *handover* yang lebih tepat serta memastikan kualitas link target yang lebih baik, pendekatan berbasis AI mampu mengurangi kegagalan transmisi selama peristiwa mobilitas.

Secara rata-rata, probabilitas *packet loss* menurun dari 0,2648 menjadi 0,2486, yang setara dengan penurunan absolut sebesar 0,0162 (1,62 poin persentase) atau penurunan relatif sebesar 6,1%.

Peningkatan kinerja ini ditunjukkan pada Gambar 3, di mana metode berbasis AI memperlihatkan nilai rata-rata probabilitas *packet loss* yang lebih rendah dengan variabilitas yang lebih kecil dibandingkan dengan skema berbasis *threshold*.



Gbr. 3 Probabilitas Packet Loss

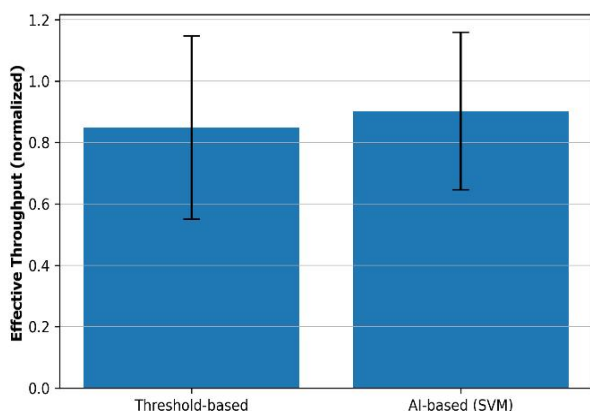
E. Effective Throughput

Effective throughput merepresentasikan laju transmisi data yang efektif setelah memperhitungkan kehilangan paket dan gangguan transmisi. Oleh karena itu, mekanisme *handover* yang efisien harus mampu meminimalkan gangguan koneksi sekaligus mempertahankan stabilitas komunikasi.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa mekanisme keputusan *handover* berbasis AI menghasilkan *effective throughput* yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode berbasis *threshold*. Dengan mengurangi *handover* yang tidak perlu serta menekan terjadinya *packet loss*, skema berbasis AI mampu mempertahankan link yang stabil dalam durasi yang lebih panjang.

Secara rata-rata, nilai *effective throughput* meningkat dari 0,8486 menjadi 0,9022, yang setara dengan peningkatan absolut sebesar 0,0536 atau peningkatan relatif sebesar 6,3%.

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4, pendekatan berbasis AI memperlihatkan nilai rata-rata *effective throughput* yang lebih tinggi dengan tingkat variabilitas yang sebanding, sehingga menegaskan kemampuannya dalam menyediakan transmisi data yang lebih andal pada kondisi mobilitas.



Gbr. 4 Average Effective Throughput

F. Diskusi

Hasil penelitian secara konsisten menunjukkan bahwa mekanisme keputusan *handover* berbasis AI mengungguli skema *handover* berbasis *threshold* konvensional pada seluruh metrik kinerja yang dievaluasi. Dengan mengintegrasikan informasi kontekstual yang melampaui pengukuran sinyal sesaat, pendekatan berbasis AI mampu menghasilkan manajemen mobilitas yang lebih stabil dan efisien.

Peningkatan kinerja yang paling signifikan terlihat pada penurunan frekuensi *handover*, di mana metode berbasis AI mampu mengurangi jumlah *handover* lebih dari setengah dibandingkan dengan pendekatan berbasis *threshold*. Penurunan ini secara langsung menurunkan overhead pensinyalan dan meningkatkan efisiensi jaringan secara keseluruhan. Selain itu, mitigasi *ping-pong events* dengan tingkat penurunan lebih dari 50% semakin menegaskan kemampuan model AI dalam

menekan *handover* yang tidak diperlukan akibat fluktuasi kanal jangka pendek.

Peningkatan pada *probabilitas packet loss* dan *effective throughput* berkaitan erat dengan stabilitas *handover* yang lebih baik yang dihasilkan oleh skema berbasis AI. Penentuan waktu *handover* yang lebih akurat menghasilkan gangguan transmisi yang lebih sedikit, penurunan kehilangan paket, serta peningkatan efisiensi pengiriman data. Secara keseluruhan, temuan ini menegaskan bahwa mekanisme *handover* berbasis AI menyediakan solusi manajemen mobilitas yang lebih andal, adaptif, dan efisien, sehingga sangat sesuai untuk diterapkan pada lingkungan jaringan nirkabel yang dinamis, termasuk jaringan 5G dan seterusnya.

Meskipun mekanisme *handover* berbasis SVM menunjukkan kinerja yang unggul, beberapa keterbatasan perlu dicatat. Secara komputasi, proses inferensi SVM relatif ringan dan berpotensi diterapkan secara real-time karena jumlah fitur yang terbatas, namun tahap pelatihan dan tuning parameter dapat meningkatkan kompleksitas komputasi pada skenario berskala besar. Selain itu, simulasi dalam penelitian ini masih dibatasi pada satu pengguna aktif dan jumlah base station yang terbatas, sehingga efek kepadatan pengguna dan interaksi antar sel belum sepenuhnya terwakili. Oleh karena itu, evaluasi lebih lanjut pada skenario multi-user dan jaringan berskala besar diperlukan untuk menilai kelayakan implementasi mekanisme yang diusulkan pada sistem jaringan seluler nyata.

Untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif terhadap kinerja mekanisme *handover* yang diusulkan, hasil simulasi tidak hanya disajikan dalam bentuk grafik pada Gambar 1 hingga Gambar 4, tetapi juga dirangkum dalam bentuk tabel numerik seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Penyajian tabel ini bertujuan untuk memudahkan pembaca dalam melakukan perbandingan kuantitatif secara langsung antara skema *handover* berbasis *threshold* konvensional dan mekanisme *handover* berbasis AI (SVM) yang diusulkan.

Ringkasan numerik tersebut mencakup seluruh metrik kinerja utama, yaitu jumlah *handover*, kejadian ping-pong, probabilitas *packet loss*, dan *effective throughput*. Nilai yang disajikan merupakan nilai rata-rata hasil simulasi, sehingga perbedaan kinerja antar kedua pendekatan dapat diamati secara jelas dan objektif. Dengan adanya ringkasan tabel ini, pembaca dapat dengan cepat mengidentifikasi tingkat peningkatan kinerja yang dicapai oleh mekanisme *handover* berbasis AI (SVM) sebagai pelengkap interpretasi visual dari grafik yang telah disajikan sebelumnya.

TABEL I
Perbandingan Kinerja *Handover* Berbasis *Threshold* dan AI

Metrik Kinerja	Threshold-based	AI-based (SVM)	Peningkatan
Jumlah <i>handover</i>	76, 89	34, 10	↓ 55, 7 %
<i>Ping-pong events</i>	41, 16	17, 56	↓ 57, 3 %
<i>Packet loss probability</i>	0, 2648	0, 2486	↓ 6, 1 %
<i>Effective throughput</i>	0, 8486	0, 9022	↑ 6, 3 %

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menyajikan mekanisme keputusan *handover* berbasis AI yang menggunakan *classifier Support Vector Machine* (SVM) untuk mengatasi keterbatasan skema *handover* berbasis *threshold* konvensional pada jaringan seluler nirkabel. Dengan mengintegrasikan berbagai fitur kontekstual, seperti *received signal strength* (RSS), *signal-to-interference-plus-noise ratio* (SINR), mobilitas pengguna, dan beban *base station*, pendekatan yang diusulkan mampu menghasilkan keputusan *handover* yang lebih adaptif dan stabil pada kondisi jaringan yang dinamis.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa mekanisme *handover* berbasis AI mampu mengurangi jumlah *handover* dan kejadian ping-pong lebih dari setengah, sehingga secara signifikan menurunkan *overhead* pensinyalan dan meningkatkan stabilitas jaringan. Selain itu, metode yang diusulkan menurunkan probabilitas *packet loss* sekitar 6% serta meningkatkan *effective throughput* sekitar 6%, yang menunjukkan peningkatan keandalan dan efisiensi transmisi data.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menegaskan bahwa keputusan *handover* berbasis AI memberikan solusi manajemen mobilitas yang lebih andal, efisien, dan adaptif untuk lingkungan jaringan nirkabel yang dinamis. Sebagai arah penelitian lanjutan, mekanisme yang diusulkan dapat dikembangkan lebih lanjut untuk skenario multi-user, penerapan pembelajaran daring (*online learning*), serta integrasi dengan pendekatan *deep reinforcement learning* guna meningkatkan adaptivitas dan skalabilitas keputusan *handover* pada jaringan seluler berskala besar, termasuk jaringan 5G dan seterusnya.

REFERENSI

- [1] Meer, I. A., Ozger, M., Schupke, D. A., & Cavdar, C. (2024). Mobility Management for Cellular-Connected UAVs: Model-based versus Learning-Based Approaches for Service Availability. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 21(2), 2125-2139.
- [2] Saunders, S. R., & Aragón-Zavala, A. A. (2024). *Antennas and Propagation for Wireless Communication Systems*. John Wiley & Sons.
- [3] Gannapathy, V. R., Nordin, R., Abdullah, N. F., & Abu-Samah, A. (2023). A Smart Handover Strategy for 5G mmWave Dual Connectivity Networks. *IEEE Access*, 11, 134739-134759.
- [4] Emran, M., Thayanathan, V., Umair, M., Kotuliak, I., Qureshi, M. S., & Qureshi, M. B. (2022). The Handover and Performance Analysis of LTE Network with Traditional and SDN Approaches. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022(1), 7387737.
- [5] Wirasapta, A. H., Nugroho, P., & Wibowo, S. B. (2022, November). Designing QPSK Modulator using LTspice-Based Discrete Components. In *2022 IEEE International Conference on Communication, Networks and Satellite (COMNETSAT)* (pp. 283-288). IEEE.
- [6] Ullah, Y., Roslee, M. B., Mitani, S. M., Khan, S. A., & Jusoh, M. H. (2023). A Survey on Handover and Mobility Management in 5G HetNets: Current State, Challenges, and Future Directions. *Sensors*, 23(11), 5081. <https://doi.org/10.3390/s23115081>
- [7] Shayea, I., Dushi, P., Banafaa, M., Rashid, R. A., Ali, S., Sarijari, M. A., Daradkeh, Y. I., & Mohamad, H. (2022). Handover Management for Drones in Future Mobile Networks—A Survey. *Sensors*, 22(17), 6424. <https://doi.org/10.3390/s22176424>
- [8] Saoud, B., Shayea, I., Alnakhli, M. A., & Mohamad, H. (2025). Mobility and Handover Management in 5G/6G Networks: Challenges, Innovations, and Sustainable Solutions. *Technologies*, 13(8), 352. <https://doi.org/10.3390/technologies13080352>
- [9] Bensalem, M., & Jukan, A. (2025). Signaling Rate and Performance of RIS Reconfiguration and Handover Management in Next Generation Mobile Networks. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 22(6), 6159–6176.
- [10] Alhammadi, A., Shayea, I., El-Saleh, A. A., Azmi, M. H., Ismail, Z. H., Kouhalvandi, L., & Saad, S. A. (2024). Artificial Intelligence in 6G Wireless networks: Opportunities, Applications, and Challenges. *International Journal of Intelligent Systems*, 2024(1), 8845070.
- [11] Viviana, P. V., Danny, S. G., Felipe, G., & Pablo, L. M. (2025). A Systematic Literature Mapping of Machine Learning for Handover Optimization in Cellular Networks. *IEEE Access*, 13, 144699–144732.
- [12] Ullah, Y., Roslee, M., Mitani, S. M., Sheraz, M., Ali, F., Aurangzeb, K., ... & Ali, F. Z. (2025). A Survey on AI-enabled Mobility and Handover Management in Future Wireless Networks: Key Technologies, Use Cases, and Challenges. *Journal of King Saud University Computer and Information Sciences*, 37(4), 47..
- [13] Wirasapta, A. H., Mishi, S. S., & Malik, Z. H. (2025). Design and Simulation of a QPSK Demodulator using Discrete Components. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, 14(3), 126-134.
- [14] Fetaji, M., & Havolli, A. (2024, March). AI-ML-Based Handover Techniques in Next-Generation Wireless Networks. In *International Symposium on Signal and Image Processing* (pp. 91-106). Singapore: Springer Nature Singapore.
- [15] Abdelghany, H. (2025). SVM-Based Load Balancing for Efficient Edge Computing. *International Journal of Telecommunications*, 05(01), 1-20. doi: 10.21608/ijt.2025.339202.1068.

- [16] Hameed, A., Abdulameer, L., & Fadhil, H. (2026). Selecting Best Path in Multi-cluster VLC-NOMA Systems based on Federated Machine Learning Algorithms. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, 19(1), 721–741.
- [17] Chabira, C., Shayea, I., Nurzhaubayeva, G., Aldasheva, L., Yedilkhan, D., & Amanzholova, S. (2025). AI-Driven Handover Management and Load Balancing Optimization in Ultra-Dense 5G/6G Cellular Networks. *Technologies*, 13(7), 276. <https://doi.org/10.3390/technologies13070276>
- [18] Kolaventi, S. S., Baskar, V. V., Samanta, S., Singh, S., Kalia, A., & Kansal, A. (2025). Multi-Path Fading in Urban Environments: Advanced Channel Modeling Approaches. *National Journal of Antennas and Propagation*, 7(3), 26-34.
- [19] Ni, H., Zhu, Q., Hua, B., Mao, K., Pan, Y., Ali, F., ... & Chen, X. (2024). Path Loss and Shadowing for UAV-to-ground UWB Channels Incorporating The Effects of Built-Up Areas and Airframe. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25(11), 17066–17077.
- [20] Amirabadi, M. A., Nezamalhoseini, S. A., Kahaei, M. H., & Chen, L. R. (2025). A Comprehensive Survey on Machine and Deep Learning for Optical Communications. *IEEE Access*, 13, 88794–88846.
- [21] Zeng, Y., Liao, B., Li, Z., Hua, C., & Li, S. (2024). A Comprehensive Review of Recent Advances on Intelligence Algorithms and Information Engineering Applications. *IEEE Access*, 12, 135886–135912.