

OPTIMISASI CERDAS BERBASIS KECERDASAN BUATAN UNTUK SISTEM KOMUNIKASI NIRKABEL MASA DEPAN: TINJAUAN PUSTAKA SISTEMATIS TERSINGKAT

¹Satria Yudha Prayogi, ²Muhammad Iqbal Panjaitan, ³Denni M. Rajagukguk, ⁴Alex Handani Sinaga, ⁵Yeyi Gusla Nengsih

¹Postgraduate Doctoral Student of Computer Science, Faculty of Computer Science and Information Technology, Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia

^{1,2}Program Studi D-III Manajemen Informatika, STMIK Mulia Darma, Rantauprapat, Labuhanbatu, Indonesia

⁴Universitas Imelda Medan, Medan, Indonesia

⁵Sekolah Tinggi Teknologi Industri Padang, Padang, Sumatera Barat, Indonesia

Corresponding author: syp1486@gmail.com

Abstrak

Sistem komunikasi nirkabel masa depan sedang berkembang menuju infrastruktur 6G yang sangat heterogen dengan mengintegrasikan lingkungan terestrial, udara, komputasi tepi (edge), dan radio cerdas. Tinjauan pustaka sistematis ringkas ini mensintesis gagasan-gagasan utama optimisasi berbasis kecerdasan buatan (artificial intelligence/AI) untuk jaringan nirkabel masa depan. Tinjauan ini berfokus pada tujuh dimensi dominan: alokasi sumber daya berbasis AI, pembelajaran terfederasi dan terdistribusi, kecerdasan tepi (edge intelligence), permukaan cerdas yang dapat dikonfigurasi ulang (reconfigurable intelligent surfaces), pemotongan jaringan (network slicing) dan O-RAN, kembaran digital (digital twins) dan komunikasi semantik, serta penginderaan dan komunikasi terintegrasi berbasis UAV. Hasil analisis menunjukkan bahwa deep reinforcement learning telah diadopsi secara luas untuk kontrol sumber daya radio yang dinamis, sementara pembelajaran terfederasi menjadi elemen sentral dalam kecerdasan terdistribusi yang menjaga privasi. Studi-studi terbaru juga mengindikasikan adanya konvergensi antara AI generatif, komunikasi semantik, dan pengelolaan jaringan otonom. Kendati demikian, masih terdapat tantangan yang belum terpecahkan terkait standarisasi tolok ukur (benchmark), generalisasi model, beban komputasi (computational overhead), privasi, dan kesiapan implementasi. Artikel ini menyajikan taksonomi ringkas serta arah penelitian masa depan untuk optimisasi jaringan nirkabel cerdas.

Kata Kunci: kecerdasan buatan; jaringan nirkabel; 6G; deep reinforcement learning; pembelajaran terfederasi; kecerdasan tepi; O-RAN; permukaan cerdas yang dapat dikonfigurasi ulang

I. Pendahuluan

Perkembangan teknologi komunikasi nirkabel saat ini bergerak dari implementasi jaringan generasi kelima (5G) menuju jaringan generasi keenam (6G) yang dirancang untuk mendukung ultra-reliable low-latency communication (URLLC), massive machine-type communication (mMTC), layanan broadband berkapasitas tinggi, digital twin, layanan imersif, serta sistem otonom. Transformasi tersebut menuntut infrastruktur jaringan yang mampu menyediakan kapasitas komunikasi yang lebih besar, latensi yang sangat rendah, keandalan tinggi, serta kemampuan mengakomodasi beragam layanan cerdas secara bersamaan (Tataria et al., 2021). Konsekuensinya, lingkungan jaringan menjadi semakin kompleks karena memiliki karakteristik yang padat, heterogen, dinamis, dan memiliki tingkat mobilitas yang tinggi. Kondisi ini menyebabkan proses optimasi jaringan tidak lagi dapat diselesaikan secara efektif hanya dengan menggunakan pendekatan matematis konvensional. Sebagian besar metode optimasi klasik dibangun berdasarkan asumsi bahwa informasi kondisi kanal (channel state information), topologi jaringan, dan pola lalu lintas bersifat relatif stabil. Namun, pada jaringan komunikasi masa depan, asumsi tersebut sering kali tidak lagi berlaku karena interaksi antara pengguna, stasiun basis (base station), node udara

(aerial nodes), serta service slices berlangsung secara dinamis pada berbagai lapisan jaringan.

Seiring dengan meningkatnya kompleksitas tersebut, Artificial Intelligence (AI) berkembang menjadi salah satu teknologi utama yang memungkinkan optimalisasi jaringan komunikasi nirkabel generasi berikutnya. Berbagai pendekatan berbasis machine learning dan deep learning memungkinkan sistem komunikasi mempelajari pola dan karakteristik jaringan secara otomatis berdasarkan data yang tersedia. Di antara berbagai metode tersebut, Deep Reinforcement Learning (DRL) banyak dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan secara berurutan (sequential decision-making) dalam optimasi alokasi daya, akses kanal, pengelolaan beamforming, serta pengendalian interferensi (Alwarafy et al., 2021; Du et al., 2020). Selain itu, Federated Learning (FL) memungkinkan proses pelatihan model dilakukan secara terdistribusi pada perangkat pengguna (user equipment), perangkat edge, maupun stasiun basis tanpa harus mentransmisikan data mentah ke pusat pelatihan. Pendekatan ini menjadi solusi yang menjanjikan dalam lingkungan komunikasi nirkabel yang menuntut perlindungan privasi sekaligus efisiensi komunikasi (Lim et al., 2020). Di sisi lain, perkembangan arsitektur Open Radio Access Network (O-RAN) dan penerapan

konsep network slicing menyediakan antarmuka jaringan yang bersifat terbuka dan dapat diprogram (programmable interfaces), sehingga memungkinkan model-model AI diintegrasikan secara langsung ke dalam fungsi pengendalian (control plane) maupun manajemen jaringan (management plane) (Niknam et al., 2022).

Meskipun berbagai penelitian menunjukkan bahwa penerapan AI mampu meningkatkan efisiensi pengelolaan sumber daya jaringan dan mendukung otomatisasi pengambilan keputusan, implementasi optimasi jaringan nirkabel berbasis AI masih menghadapi berbagai tantangan. Sebagian besar model yang dikembangkan masih diuji pada lingkungan simulasi dengan asumsi yang terbatas, menggunakan himpunan data (dataset) yang belum terstandarisasi, serta belum dievaluasi melalui perbandingan yang komprehensif menggunakan benchmark yang seragam. Selain itu, model AI umumnya memerlukan sumber daya komputasi yang tinggi, data pelatihan dalam jumlah besar, serta mekanisme pelatihan ulang (retraining) secara berkala untuk menyesuaikan perubahan kondisi jaringan yang bersifat dinamis. Kesenjangan antara hasil penelitian berbasis simulasi dan implementasi pada lingkungan operasional nyata masih menjadi salah satu tantangan utama dalam pengembangan jaringan komunikasi nirkabel berbasis AI.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan menyajikan systematic literature review yang diringkas ke dalam format artikel IEEE enam halaman dengan menyusun taksonomi yang komprehensif mengenai penerapan AI pada sistem komunikasi nirkabel masa depan. Selain itu, penelitian ini mengidentifikasi temuan-temuan utama, menganalisis kesenjangan penelitian (research gaps), serta merumuskan arah penelitian di masa mendatang terkait pengembangan metode optimasi cerdas berbasis AI untuk mendukung implementasi jaringan komunikasi nirkabel menuju era 6G.

II. Metodologi Tinjauan Literatur

Penelitian ini mengadopsi prosedur Systematic Literature Review (SLR) yang terstruktur dengan mengacu pada pedoman Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) 2020 (Page et al., 2021). Proses identifikasi, penelusuran, penyaringan, dan seleksi literatur difokuskan pada artikel-artikel ilmiah yang telah melalui proses peer review dan membahas penerapan Artificial Intelligence (AI), machine learning, deep learning, serta berbagai pendekatan optimasi cerdas pada sistem komunikasi nirkabel 5G, 6G, dan teknologi komunikasi generasi berikutnya (beyond 6G). Literatur yang memenuhi kriteria inklusi kemudian dikelompokkan ke dalam tujuh dimensi penelitian utama, yaitu alokasi sumber daya dan optimasi spektrum, Federated Learning (FL), edge intelligence, Reconfigurable Intelligent Surface (RIS), network slicing dan Open Radio Access Network (O-RAN), digital twin dan semantic communication, serta

jaringan berbasis Unmanned Aerial Vehicle (UAV) yang terintegrasi dengan kemampuan integrated sensing and communication.

Sintesis literatur dalam penelitian ini menggunakan pendekatan sintesis tematik (thematic synthesis) dibandingkan meta-analisis kuantitatif, mengingat penelitian-penelitian yang dianalisis memiliki keragaman yang tinggi dalam hal jenis algoritma, model sistem, fungsi objektif, maupun lingkungan evaluasi. Pendekatan sintesis tematik dipilih karena lebih sesuai untuk memetakan perkembangan bidang penelitian yang masih berkembang pesat dan belum memiliki standar evaluasi maupun testbed yang seragam. Melalui pendekatan tersebut, penelitian ini mengidentifikasi pola-pola yang secara konsisten muncul dalam berbagai publikasi, khususnya dominasi penerapan Deep Reinforcement Learning (DRL) dalam pengendalian jaringan secara dinamis serta meningkatnya pemanfaatan Federated Learning (FL) sebagai pendekatan pembelajaran terdistribusi yang mampu menjaga privasi data sekaligus mengatasi keterbatasan komunikasi.

Sebagai versi ringkas (condensed review), penelitian ini memiliki keterbatasan metodologis karena tidak menyajikan secara lengkap tabel hasil penyaringan (screening table) maupun keseluruhan artikel yang dianalisis pada naskah asli. Sebaliknya, penelitian ini hanya mempertahankan temuan-temuan yang paling representatif dengan memilih 25 referensi utama yang dianggap mampu menggambarkan arah perkembangan teknologi komunikasi nirkabel berbasis AI secara komprehensif. Pendekatan tersebut dilakukan untuk menghasilkan artikel yang lebih ringkas dan sesuai dengan format publikasi konferensi, tanpa mengurangi substansi ilmiah maupun struktur konseptual dari tinjauan literatur yang lebih lengkap.

Proses tinjauan literatur dimulai dengan penelusuran awal terhadap berbagai basis data ilmiah yang menghasilkan sejumlah publikasi yang relevan. Selanjutnya dilakukan proses penghapusan artikel duplikat, penyaringan berdasarkan judul dan abstrak, serta evaluasi kelayakan berdasarkan naskah lengkap (full-text eligibility assessment). Berdasarkan hasil proses seleksi tersebut, diperoleh 88 artikel yang memenuhi kriteria untuk dianalisis lebih lanjut. Jumlah tersebut menunjukkan bahwa penelitian mengenai penerapan AI pada sistem komunikasi nirkabel telah berkembang secara luas, namun masih tersebar pada berbagai bidang aplikasi sehingga diperlukan sintesis yang mampu menyatukan berbagai temuan tersebut ke dalam suatu kerangka konseptual yang lebih sistematis. Oleh karena itu, literatur yang dipilih tidak diperlakukan sebagai kumpulan penelitian yang homogen, melainkan diklasifikasikan ke dalam tema-tema utama sesuai dengan kontribusi AI terhadap optimasi jaringan komunikasi nirkabel.

Selanjutnya, tiga jenis informasi utama diekstraksi dari setiap artikel yang dianalisis. Pertama, penelitian mengidentifikasi permasalahan jaringan (network problem) yang menjadi fokus kajian, seperti

alokasi sumber daya (resource allocation), pemodelan kanal (channel modeling), network slicing, maupun pembelajaran terdistribusi (distributed learning). Kedua, penelitian mengidentifikasi metode AI dominan yang digunakan pada masing-masing studi, meliputi Reinforcement Learning, Federated Learning, Graph Neural Network (GNN), model generatif (generative models), serta pendekatan optimasi hibrida (hybrid optimization). Ketiga, penelitian mengevaluasi berbagai keterbatasan yang dilaporkan oleh setiap studi, terutama terkait kesiapan implementasi pada lingkungan nyata, seperti kendala latensi, communication overhead, privasi data, dan efisiensi energi. Strategi ekstraksi informasi tersebut memungkinkan penyusunan sintesis literatur yang lebih sistematis, ringkas, dan berorientasi pada kebutuhan publikasi ilmiah, dibandingkan sekadar menyusun katalog deskriptif dari setiap penelitian yang ditinjau.

Taksonomi yang dihasilkan dalam penelitian ini tidak hanya berfungsi sebagai klasifikasi topik penelitian, tetapi juga menggambarkan bagaimana peran AI berkembang pada setiap lapisan arsitektur jaringan komunikasi nirkabel (wireless communication stack). Pada lapisan fisik (physical layer), AI dimanfaatkan untuk mempelajari karakteristik kanal, optimasi beamforming, dan pengendalian propagasi sinyal. Pada lapisan akses media dan pengelolaan sumber daya radio (medium access and radio resource layer), AI berperan dalam menentukan alokasi spektrum, pengendalian daya transmisi, serta kebijakan penjadwalan (scheduling). Selanjutnya, pada lapisan jaringan (network layer), AI mendukung pengelolaan network slicing, aplikasi berbasis O-RAN, serta orkestrasi layanan (service orchestration). Sementara itu, pada lapisan edge dan aplikasi, AI dimanfaatkan untuk mendukung semantic communication, digital twin, serta layanan cerdas yang mampu beroperasi secara otonom.

III. Hasil Dan Pembahasan

3.1. Alokasi Sumber Daya dan Optimasi Spektrum

Alokasi sumber daya (resource allocation) merupakan salah satu bidang penerapan Artificial Intelligence (AI) yang paling penting dalam sistem komunikasi nirkabel. Jaringan komunikasi generasi mendatang dituntut untuk mampu mengalokasikan spektrum frekuensi, daya transmisi, vektor beamforming, sumber daya komputasi, serta kapasitas network slicing secara optimal di tengah kondisi lalu lintas dan karakteristik kanal yang berubah secara dinamis. Dalam konteks ini, Deep Reinforcement Learning (DRL) menjadi salah satu pendekatan yang paling banyak digunakan karena pengendali jaringan (network controller) dapat dimodelkan sebagai agen yang mengamati kondisi jaringan (network states) dan menentukan tindakan yang mampu memaksimalkan throughput jangka panjang, efisiensi energi, maupun kualitas layanan (Quality of Service/QoS) (Alwarafy et al., 2021; Du et al., 2020). Perkembangan penelitian terkini juga menunjukkan integrasi DRL dengan Graph

Neural Network (GNN) dan Generative Diffusion Models untuk meningkatkan skalabilitas model serta efisiensi proses pembelajaran (Du et al., 2024; Shen et al., 2020).

Keunggulan utama pendekatan AI dalam alokasi sumber daya terletak pada kemampuannya mempelajari hubungan nonlinier yang sulit direpresentasikan melalui model matematis konvensional. Sebagai contoh, Graph Neural Network (GNN) mampu memodelkan hubungan interferensi antar pengguna dan stasiun basis secara lebih representatif, sedangkan Reinforcement Learning (RL) mampu menyesuaikan kebijakan pengambilan keputusan secara adaptif mengikuti perubahan kondisi lingkungan radio. Meskipun demikian, implementasi praktis metode tersebut masih menghadapi berbagai tantangan, terutama kebutuhan akan data pelatihan dalam jumlah besar serta risiko eksplorasi yang tidak aman (unsafe exploration) ketika diterapkan pada jaringan operasional. Oleh karena itu, penelitian di masa mendatang perlu mengintegrasikan algoritma pembelajaran dengan berbagai mekanisme pembatas (constraints), prosedur keamanan (safety mechanisms), serta kerangka simulasi yang lebih realistis sehingga mampu menjembatani kesenjangan antara hasil simulasi dan implementasi pada lingkungan nyata.

3.2. Federated Learning dan Kecerdasan Terdistribusi

Federated Learning (FL) telah berkembang menjadi paradigma utama dalam pengembangan kecerdasan terdistribusi pada sistem komunikasi nirkabel. Berbeda dengan pendekatan pembelajaran terpusat (centralized learning) yang mengumpulkan seluruh data pada pusat komputasi (cloud), FL memungkinkan setiap perangkat melatih model secara lokal dan hanya mengirimkan parameter atau pembaruan model kepada server pusat maupun edge aggregator (Lim et al., 2020). Arsitektur ini sangat relevan untuk berbagai aplikasi, seperti jaringan mobile edge computing, jaringan kendaraan (vehicular networks), smart grid, maupun Industrial Internet of Things (IIoT) yang memiliki kebutuhan tinggi terhadap perlindungan privasi data dan efisiensi penggunaan bandwidth uplink.

Dalam implementasinya, FL pada sistem komunikasi nirkabel harus mempertimbangkan berbagai aspek secara bersamaan, antara lain konvergensi model, pemilihan klien (client selection), keandalan komunikasi, konsumsi energi, serta distribusi data lokal yang bersifat heterogen (non-independent and identically distributed/non-IID) (Chen et al., 2020a, 2020b).

Selain itu, teknik Over-the-Air Computation (AirComp) mampu meningkatkan efisiensi komunikasi melalui pemanfaatan sifat superposisi sinyal pada kanal nirkabel sehingga pembaruan model dari berbagai perangkat dapat diagregasi secara simultan (Yang et al., 2020). Walaupun demikian, penerapan FL masih menghadapi berbagai tantangan, seperti heterogenitas kemampuan komputasi

perangkat, variasi kualitas kanal komunikasi, serta distribusi data lokal yang tidak seimbang. Di samping itu, sistem FL juga harus mampu mengatasi berbagai ancaman keamanan, termasuk model poisoning, data poisoning, maupun keberadaan klien yang tidak dapat dipercaya. Oleh karena itu, pengembangan kecerdasan terdistribusi tidak hanya memerlukan algoritma pembelajaran yang lebih baik, tetapi juga desain protokol komunikasi yang adaptif serta strategi agregasi model yang lebih robust.

3.3. Edge Intelligence dan Arsitektur Komputasi

Konsep Edge Intelligence memindahkan proses inferensi dan pengambilan keputusan berbasis AI dari pusat komputasi (cloud) menuju base station, access point, edge server, maupun perangkat pengguna. Pendekatan ini menjadi sangat penting karena sebagian besar layanan pada jaringan 6G menuntut latensi yang sangat rendah serta kemampuan pengambilan keputusan yang mempertimbangkan konteks secara real-time (Letaief et al., 2021). Implementasi Edge AI memungkinkan pengendalian lokal pada berbagai aplikasi, seperti kendaraan otonom, otomatisasi industri, Integrated Sensing and Communication (ISAC), maupun layanan digital yang dipersonalisasi. Selain itu, pendekatan ini juga mampu mengurangi beban komunikasi pada jaringan backhaul karena data mentah tidak selalu perlu dikirimkan ke pusat komputasi (Zhu et al., 2023).

Efisiensi komunikasi merupakan salah satu aspek yang sangat penting dalam implementasi Edge AI, mengingat proses pembaruan model, transmisi data sensor, maupun permintaan inferensi mengonsumsi sumber daya komunikasi nirkabel yang terbatas (Shi et al., 2020). Berbagai teknik, seperti model compression, gradient quantization, split learning, serta kolaborasi antara edge dan cloud telah dikembangkan untuk mengurangi beban komunikasi tersebut. Namun demikian, tantangan utama masih terletak pada upaya menjaga keseimbangan antara tingkat akurasi model, konsumsi energi, dan latensi sistem. Model AI berukuran besar memang memiliki kemampuan representasi dan penalaran yang lebih baik, tetapi implementasinya pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya memerlukan teknik tambahan, seperti model distillation, compression, maupun dukungan perangkat keras khusus (specialized hardware).

Ringkasan Taksonomi: Berdasarkan hasil sintesis literatur, optimasi komunikasi nirkabel berbasis AI dapat dikelompokkan ke dalam tujuh peran utama, yaitu: (1) Deep Reinforcement Learning (DRL), Graph Neural Network (GNN), dan Diffusion Models untuk optimasi alokasi sumber daya; (2) Federated Learning dan Over-the-Air Aggregation untuk mendukung kecerdasan terdistribusi; (3) Edge AI untuk inferensi berlatensi rendah; (4) pengendalian Reconfigurable Intelligent Surface (RIS) berbasis AI; (5) penerapan xApps dan rApps pada arsitektur Open Radio Access Network (O-RAN) untuk pengelolaan jaringan secara closed-loop; (6) pemanfaatan Digital Twin, Semantic Communication, dan Generative AI

untuk simulasi yang aman dan komunikasi berbasis makna; serta (7) pembelajaran berbasis UAV dan Integrated Sensing and Communication (ISAC) untuk mengoptimalkan cakupan, penginderaan, dan komunikasi secara terpadu.

3.4. Reconfigurable Intelligent Surface (RIS), Open Radio Access Network (O-RAN), dan Network Slicing

Reconfigurable Intelligent Surface (RIS) merupakan salah satu inovasi penting yang mengubah lingkungan propagasi sinyal dari media pasif menjadi bagian aktif yang dapat diprogram dalam sistem komunikasi nirkabel. Melalui pengaturan respons fase maupun amplitudo dari sejumlah besar elemen reflektif, RIS mampu meningkatkan cakupan jaringan, memperkuat kualitas sinyal yang diinginkan, serta mengurangi tingkat interferensi (Di Renzo et al., 2022; Guo et al., 2020). Dalam implementasinya, AI berperan penting dalam mendukung konfigurasi RIS, estimasi kanal, serta optimasi active-passive beamforming, terutama ketika jumlah elemen RIS menghasilkan ruang optimasi berdimensi tinggi. Meskipun demikian, implementasi RIS pada jaringan nyata masih memerlukan model kanal yang lebih akurat, mekanisme pensinyalan (control signaling) yang efisien, serta validasi performa pada kondisi mobilitas tinggi dan keterbatasan perangkat keras.

Di sisi lain, Network Slicing dan Open Radio Access Network (O-RAN) merepresentasikan transformasi arsitektur jaringan menuju sistem komunikasi yang lebih cerdas dan fleksibel. Konsep AI-native Network Slicing memungkinkan alokasi sumber daya infrastruktur secara dinamis sesuai dengan kebutuhan berbagai jenis layanan, seperti layanan broadband berkapasitas tinggi, Ultra-Reliable Low-Latency Communication (URLLC), maupun Massive Internet of Things (mIoT) (Wu et al., 2022). Sementara itu, arsitektur O-RAN menyediakan antarmuka terbuka serta Radio Access Network Intelligent Controller (RIC) yang mampu menjalankan aplikasi berbasis AI, seperti xApps dan rApps, untuk mendukung pengaturan lalu lintas (*traffic steering*), pengelolaan interferensi, serta optimasi jaringan secara *closed-loop* (Abdalla et al., 2022; Niknam et al., 2022). Walaupun menawarkan fleksibilitas yang tinggi, penerapan AI pada O-RAN tetap menghadapi berbagai tantangan, terutama terkait aspek keandalan (*trustworthiness*), kemampuan interpretasi (*explainability*), keamanan sistem, serta interoperabilitas antarperangkat dari berbagai vendor (*multi-vendor interoperability*).

3.5. Digital Twins, Semantic Communication, Generative AI, dan Jaringan UAV

Konsep Digital Twin Network (DTN) menyediakan representasi virtual dari sistem jaringan fisik sehingga memungkinkan pengujian kebijakan berbasis Artificial Intelligence (AI) secara aman sebelum diterapkan pada lingkungan operasional (Almasan et al., 2022; Lin et al., 2023). Melalui

representasi virtual tersebut, digital twin mampu mensimulasikan berbagai karakteristik jaringan, seperti pola lalu lintas, mobilitas pengguna, propagasi gelombang radio, serta perilaku layanan (service behavior). Kemampuan ini menjadikan digital twin sebagai platform yang efektif untuk melatih (training), memvalidasi, dan mengevaluasi kinerja pengendali jaringan berbasis AI. Pendekatan ini sangat penting karena jaringan komunikasi nirkabel yang beroperasi secara nyata (live network) tidak dapat mentoleransi proses eksplorasi yang tidak terkendali (uncontrolled exploration) sebagaimana yang umumnya dilakukan oleh agen Deep Reinforcement Learning (DRL) selama proses pembelajaran.

Selain itu, paradigma Semantic Communication dan Task-Oriented Communication menggeser fokus komunikasi dari sekadar transmisi bit menuju penyampaian makna (meaning), relevansi informasi, serta keberhasilan penyelesaian suatu tugas (task completion) (Shi et al., 2023). Dalam paradigma ini, Generative AI berperan dalam mendukung proses semantic encoding, komunikasi yang berorientasi pada konten (content-aware communication), serta pengelolaan jaringan secara cerdas melalui pembangkitan representasi data, kebijakan pengendalian, maupun data sintetis (synthetic training data) untuk pelatihan model AI (Bariah et al., 2024; Liang et al., 2024).

Di sisi lain, perkembangan jaringan berbasis Unmanned Aerial Vehicle (UAV) maupun jaringan non-terrestrial (Non-Terrestrial Networks/NTN) menghadirkan node yang memiliki mobilitas tinggi sehingga memerlukan optimasi terpadu terhadap lintasan penerbangan (trajectory optimization), kemampuan penginderaan (sensing), komunikasi, serta konsumsi energi (Meng et al., 2023). Berbagai perkembangan tersebut menunjukkan bahwa sistem komunikasi nirkabel masa depan tidak lagi hanya berfungsi sebagai media transmisi data, tetapi juga mampu memahami konteks (context awareness), menafsirkan maksud komunikasi (intent awareness), serta mendukung proses pengambilan keputusan secara cerdas.

3.6. Optimasi Lintas Lapisan (*Cross-Layer*) dan Multiobjektif

Hasil sintesis berbagai penelitian menunjukkan bahwa optimasi jaringan komunikasi nirkabel pada masa depan tidak dapat dilakukan secara efektif apabila setiap fungsi jaringan diperlakukan secara terpisah. Sebagai contoh, kebijakan pengendalian daya (power control) dapat meningkatkan efisiensi spektrum, tetapi pada saat yang sama meningkatkan konsumsi energi atau interferensi. Demikian pula, keputusan pada network slicing dapat meningkatkan kualitas layanan pada satu jenis layanan (service class), tetapi justru menurunkan performa layanan lainnya. Pada jaringan berbasis UAV, optimasi lintasan penerbangan dapat memperluas cakupan jaringan, tetapi sekaligus mengurangi waktu operasi akibat keterbatasan energi baterai. Oleh karena itu, optimasi jaringan cerdas perlu dirumuskan sebagai

permasalahan optimasi lintas lapisan (cross-layer optimization) dan multiobjektif (multi-objective optimization) yang mampu menyeimbangkan berbagai indikator kinerja, seperti throughput, latensi, keandalan (reliability), keadilan (fairness), efisiensi energi, serta perlindungan privasi.

Dalam konteks tersebut, Deep Reinforcement Learning (DRL) banyak digunakan karena mampu mengoptimalkan fungsi penghargaan (reward function) yang mencakup berbagai tujuan secara bersamaan. Namun demikian, perancangan fungsi penghargaan masih menjadi tantangan utama. Fungsi penghargaan yang terlalu sederhana dapat menyebabkan model mengabaikan aspek penting, seperti keandalan dan keadilan layanan, sedangkan fungsi penghargaan yang terlalu kompleks berpotensi mengakibatkan proses pembelajaran menjadi tidak stabil. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya perlu mengeksplorasi pendekatan seperti Constrained Reinforcement Learning, Safe Reinforcement Learning, Optimasi Pareto Multiobjektif, serta validasi kebijakan berbasis Human-in-the-Loop agar keputusan yang dihasilkan tidak hanya memberikan nilai optimasi yang tinggi pada simulasi, tetapi juga memenuhi berbagai batasan operasional pada implementasi nyata.

Selain itu, pendekatan pembelajaran berbasis graf (Graph-Based Learning) menunjukkan potensi yang besar dalam mendukung optimasi lintas lapisan. Hal ini disebabkan oleh karakteristik alami jaringan komunikasi nirkabel yang dapat direpresentasikan sebagai suatu graf, di mana perangkat pengguna, base station, panel Reconfigurable Intelligent Surface (RIS), UAV, maupun edge server direpresentasikan sebagai simpul (nodes), sedangkan hubungan kanal, interferensi, serta jalur komunikasi direpresentasikan sebagai sisi (edges). Dengan memanfaatkan struktur tersebut, Graph Neural Network (GNN) mampu menghasilkan representasi yang lebih adaptif terhadap perubahan topologi jaringan dibandingkan jaringan saraf konvensional (feed-forward neural networks). Kemampuan ini menjadi semakin penting pada skenario jaringan 6G yang memiliki kepadatan pengguna dan jumlah perangkat yang terus berubah secara dinamis.

3.7. Keamanan, Privasi, dan Trustworthy Artificial Intelligence

Integrasi Artificial Intelligence (AI) ke dalam mekanisme pengendalian jaringan komunikasi nirkabel menghadirkan berbagai tantangan baru di bidang keamanan. Penyerang (attacker) dapat melakukan manipulasi terhadap data pelatihan lokal, melakukan model poisoning pada proses Federated Learning (FL), menghasilkan pengukuran radio yang bersifat adversarial (adversarial radio measurements), maupun mengeksploitasi kelemahan pada antarmuka jaringan terbuka. Ancaman tersebut sangat serius karena keputusan yang dihasilkan oleh model AI dapat secara langsung memengaruhi alokasi spektrum, proses beamforming, maupun orkestrasi network slicing. Oleh sebab itu, konsep Trustworthy AI harus

dipandang sebagai kebutuhan utama dalam pengembangan jaringan komunikasi nirkabel generasi mendatang, bukan sekadar fitur tambahan.

Selain aspek keamanan, perlindungan privasi juga menjadi perhatian penting karena perangkat edge dan pengguna menghasilkan data yang bersifat sensitif. Meskipun Federated Learning mampu mengurangi kebutuhan pengumpulan data mentah secara terpusat, pendekatan ini belum sepenuhnya menjamin keamanan privasi. Informasi sensitif masih berpotensi bocor melalui parameter model yang dipertukarkan apabila tidak dilindungi secara memadai. Berbagai pendekatan, seperti Differential Privacy, Secure Aggregation, verifikasi berbasis Blockchain, serta Anomaly Detection, dapat meningkatkan tingkat keamanan FL, meskipun setiap mekanisme tersebut juga menambah beban komputasi dan komunikasi. Oleh karena itu, implementasi FL yang efektif harus mampu menjaga keseimbangan antara tingkat perlindungan privasi, biaya komunikasi, konsumsi energi, dan akurasi model.

Selain itu, AI yang dapat dipercaya juga memerlukan kemampuan Explainable Artificial Intelligence (XAI). Operator jaringan harus mampu memahami alasan di balik setiap keputusan yang dihasilkan oleh model AI, seperti perubahan konfigurasi network slicing, penyesuaian daya transmisi, pengalihan lalu lintas jaringan, maupun penolakan pembaruan model dari suatu klien. Kemampuan interpretasi tersebut sangat penting untuk mendukung proses debugging, akuntabilitas, serta kepatuhan terhadap regulasi. Pada implementasi Open Radio Access Network (O-RAN), aspek explainability menjadi semakin penting karena xApps dan rApps dapat dikembangkan oleh berbagai vendor yang berbeda dan dioperasikan pada lingkungan jaringan yang sama. Tanpa adanya mekanisme akuntabilitas yang jelas, penerapan AI secara otonom akan sulit memperoleh kepercayaan dan sertifikasi untuk digunakan pada jaringan operasional.

3.8. Kesiapan Implementasi dan *Simulation-to-Reality Gap*

Sebagian besar penelitian mengenai optimasi jaringan komunikasi nirkabel berbasis AI hingga saat ini masih dievaluasi menggunakan lingkungan simulasi. Meskipun simulasi memungkinkan eksperimen dilakukan secara berulang dan terkendali, pendekatan tersebut umumnya menyederhanakan berbagai karakteristik jaringan nyata, seperti dinamika kanal komunikasi, keterbatasan perangkat keras, mobilitas pengguna, variasi lalu lintas, maupun perilaku pengguna. Akibatnya, model AI yang menunjukkan performa tinggi pada lingkungan simulasi sering kali mengalami penurunan kinerja ketika diterapkan pada jaringan operasional karena kondisi nyata berbeda dengan asumsi yang digunakan selama proses pelatihan. Fenomena ini dikenal sebagai *Simulation-to-Reality Gap* dan menjadi salah satu tantangan terbesar dalam implementasi AI pada sistem komunikasi nirkabel.

Pemanfaatan Digital Twin Network (DTN) menawarkan solusi yang menjanjikan untuk mengurangi kesenjangan tersebut melalui pembangunan representasi virtual jaringan dengan tingkat fidelitas (high-fidelity) yang tinggi terhadap kondisi fisik sebenarnya. Digital twin yang dirancang dengan baik mampu mengintegrasikan hasil pengukuran lapangan, model propagasi radio, pola lalu lintas, serta berbagai batasan operasional sehingga pengendali AI dapat dilatih, divalidasi, dan diuji (stress testing) sebelum diterapkan pada jaringan nyata. Namun demikian, model digital twin juga harus diperbarui secara berkelanjutan agar tetap merepresentasikan kondisi jaringan yang sesungguhnya. Jika tidak, digital twin hanya akan menjadi simulator yang kehilangan akurasi dan tidak lagi mencerminkan kondisi operasional jaringan.

Selain itu, aspek penting lainnya adalah siklus hidup model AI (AI model lifecycle). Lingkungan komunikasi nirkabel terus mengalami perubahan akibat fluktuasi lalu lintas musiman, mobilitas perangkat, pembaruan perangkat keras, kondisi cuaca, maupun munculnya layanan-layanan baru. Oleh karena itu, model AI yang efektif pada suatu waktu dapat mengalami penurunan performa pada periode berikutnya. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, sistem komunikasi nirkabel berbasis AI perlu dilengkapi dengan mekanisme monitoring, drift detection, online adaptation, rollback mechanism, serta prosedur pembaruan model (safe update procedures) yang aman. Meskipun aspek-aspek operasional tersebut sering kali kurang mendapatkan perhatian dibandingkan pengembangan algoritma, keberadaannya sangat menentukan keberhasilan implementasi AI pada jaringan komunikasi 6G di lingkungan nyata.

3.9. Pembahasan

Hasil sintesis literatur menunjukkan bahwa Artificial Intelligence (AI) tidak lagi hanya berperan sebagai teknologi pendukung (supportive tool) dalam sistem komunikasi nirkabel, tetapi telah berkembang menjadi bagian integral dari arsitektur jaringan, control plane, serta mekanisme orkestrasi layanan (service orchestration). Berbagai pendekatan AI menunjukkan keunggulan pada fungsi yang berbeda. Deep Reinforcement Learning (DRL) sangat efektif untuk mendukung pengambilan keputusan secara dinamis pada lingkungan jaringan yang berubah-ubah, Federated Learning (FL) menawarkan solusi pembelajaran terdistribusi yang tetap menjaga privasi data, sedangkan Edge Intelligence memungkinkan proses inferensi dilakukan secara lokal dengan latensi yang sangat rendah. Selain itu, perkembangan teknologi seperti Reconfigurable Intelligent Surface (RIS), Open Radio Access Network (O-RAN), Digital Twin Network (DTN), Semantic Communication, serta jaringan berbasis Unmanned Aerial Vehicle (UAV) semakin memperluas ruang lingkup penerapan AI pada berbagai skenario komunikasi nirkabel yang lebih kompleks.

Meskipun demikian, hasil kajian juga mengidentifikasi bahwa salah satu tantangan utama dalam penelitian AI untuk komunikasi nirkabel adalah belum tersedianya standar evaluasi (benchmark) yang seragam. Sebagian besar penelitian masih menggunakan asumsi sistem, kumpulan data (dataset), model propagasi kanal, maupun indikator performa yang berbeda-beda sehingga perbandingan langsung antarpelelitian menjadi sulit dilakukan. Selain itu, pengembangan testbed O-RAN untuk mendukung optimasi jaringan berbasis AI juga masih berada pada tahap awal sehingga validasi pada lingkungan nyata masih terbatas. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pengembangan dataset terbuka, testbed bersama (open testbeds), serta protokol evaluasi yang terstandarisasi merupakan kebutuhan mendesak agar hasil penelitian dapat direproduksi, dibandingkan secara objektif, serta diimplementasikan pada jaringan operasional.

Tantangan berikutnya berkaitan dengan kompleksitas komputasi dan efisiensi energi. Sebagian besar penelitian masih mengevaluasi model AI berdasarkan indikator seperti throughput atau tingkat akurasi, sementara sistem komunikasi generasi mendatang menuntut model yang mampu beroperasi di bawah keterbatasan latensi, kapasitas memori, konsumsi energi, dan kemampuan komputasi perangkat. Permasalahan ini menjadi semakin penting pada implementasi Edge AI, platform berbasis UAV, maupun perangkat Internet of Things (IoT) yang memiliki sumber daya terbatas. Oleh karena itu, berbagai teknik seperti model compression, knowledge distillation, quantization, serta hardware-aware neural architecture design tidak lagi dipandang sebagai teknik optimasi tambahan, melainkan sebagai komponen fundamental yang menentukan kelayakan implementasi AI pada jaringan komunikasi nirkabel masa depan.

Hasil sintesis juga menunjukkan adanya perubahan paradigma yang signifikan, yaitu dari pendekatan optimasi fungsi tunggal menuju kecerdasan jaringan yang terintegrasi (integrated intelligence). Pada penelitian-penelitian awal, fokus utama umumnya terbatas pada pembuktian bahwa model AI, seperti jaringan saraf tiruan atau Reinforcement Learning, mampu menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan metode heuristik konvensional untuk satu fungsi tertentu. Namun, penelitian terkini telah bergeser ke arah yang lebih komprehensif, yaitu bagaimana AI dapat diintegrasikan secara menyeluruh ke dalam arsitektur jaringan komunikasi itu sendiri. Pergeseran paradigma tersebut tercermin pada perkembangan AI-native Network Slicing, O-RAN Intelligent Controller, Edge Intelligence, serta Digital Twin Network, yang menempatkan AI sebagai komponen inti dalam proses pengelolaan jaringan.

Selain itu, kajian literatur memperlihatkan meningkatnya peran kecerdasan terdistribusi yang berorientasi pada perlindungan privasi (privacy-preserving intelligence). Pendekatan AI yang sepenuhnya terpusat semakin sulit diterapkan karena jaringan komunikasi masa depan akan menghasilkan

data dalam jumlah yang sangat besar pada sisi edge, sementara berbagai organisasi maupun pengguna tidak selalu bersedia membagikan data mentah mereka kepada pusat komputasi. Dalam konteks tersebut, Federated Learning, Split Learning, maupun Over-the-Air Aggregation tidak hanya merepresentasikan inovasi pada tingkat algoritma, tetapi juga merupakan respons terhadap berbagai keterbatasan fisik, regulasi, serta aspek hukum yang mengatur pengelolaan data pada sistem komunikasi modern.

Perkembangan lain yang menarik adalah perubahan tujuan komunikasi itu sendiri. Sistem komunikasi tradisional pada umumnya dioptimalkan berdasarkan keberhasilan transmisi bit, throughput, serta latensi. Namun, munculnya konsep Semantic Communication dan Task-Oriented Communication memperluas paradigma tersebut dengan menekankan bahwa keberhasilan komunikasi tidak hanya ditentukan oleh ketepatan pengiriman bit, tetapi juga oleh kemampuan penerima dalam memperoleh informasi yang relevan untuk menyelesaikan suatu tugas tertentu. Paradigma baru ini membuka peluang besar bagi pemanfaatan Generative Artificial Intelligence (Generative AI) dalam membangun representasi semantik yang lebih ringkas dan efisien. Di sisi lain, pendekatan tersebut juga memunculkan berbagai tantangan baru, seperti jaminan keandalan informasi, potensi bias pada model AI, serta kebutuhan akan mekanisme interpretasi (explainability) yang lebih baik.

Berdasarkan keseluruhan hasil kajian, dapat disimpulkan bahwa pengembangan AI-driven Wireless Optimization pada era 6G memerlukan pendekatan yang bersifat interdisipliner. Bidang penelitian ini merupakan perpaduan antara teori komunikasi, pemrosesan sinyal (signal processing), machine learning, sistem terdistribusi, keamanan siber, serta komputasi yang mempertimbangkan karakteristik perangkat keras (hardware-aware computing). Penelitian yang hanya berfokus pada peningkatan performa algoritma berpotensi mengabaikan berbagai kendala implementasi, seperti keterbatasan perangkat radio, standar protokol komunikasi, maupun kebutuhan operasional jaringan. Sebaliknya, pendekatan yang hanya berorientasi pada aspek sistem dapat kehilangan berbagai keunggulan representasi dan kemampuan adaptasi yang ditawarkan oleh metode AI modern. Oleh karena itu, kemajuan penelitian pada bidang ini memerlukan kerangka evaluasi yang mampu mengintegrasikan pengembangan algoritma, desain protokol komunikasi, serta validasi implementasi pada lingkungan jaringan nyata sehingga solusi yang dihasilkan tidak hanya unggul secara teoritis, tetapi juga layak diterapkan pada sistem komunikasi nirkabel generasi berikutnya.

3.10. Arah Penelitian Masa Depan

Hasil sintesis literatur menunjukkan bahwa masih terdapat berbagai peluang penelitian yang perlu dikembangkan untuk mempercepat implementasi Artificial Intelligence (AI) pada sistem komunikasi nirkabel generasi berikutnya. Pertama, penelitian di

masa mendatang perlu mengembangkan benchmark yang terstandarisasi untuk evaluasi metode optimasi komunikasi nirkabel berbasis AI. Benchmark tersebut sebaiknya mencakup channel traces yang realistis, profil lalu lintas jaringan (traffic profiles), konfigurasi Reconfigurable Intelligent Surface (RIS), data pengendalian Open Radio Access Network (O-RAN), serta berbagai skenario network slicing dengan beragam jenis layanan. Ketersediaan dataset publik dan lingkungan simulasi yang dapat direproduksi akan memungkinkan peneliti membandingkan berbagai algoritma secara lebih objektif sekaligus mengevaluasi kemampuan generalisasi model pada kondisi jaringan yang berbeda.

Kedua, pengembangan AI yang robust dan dapat dipercaya (trustworthy AI) harus menjadi fokus utama penelitian selanjutnya. Kebijakan yang dihasilkan oleh Deep Reinforcement Learning (DRL) perlu diuji pada lingkungan yang bersifat non-stasioner, menghadapi interferensi adversarial, maupun perubahan pola lalu lintas yang tidak terduga. Demikian pula, sistem Federated Learning (FL) harus dilengkapi dengan mekanisme perlindungan terhadap data poisoning, model poisoning, serta klien yang tidak dapat dipercaya. Selain itu, penerapan Explainable Artificial Intelligence (XAI) menjadi semakin penting agar operator jaringan mampu memahami alasan di balik setiap keputusan yang diambil oleh pengendali AI ketika melakukan perubahan parameter jaringan.

Ketiga, penelitian mendatang perlu mengintegrasikan Digital Twin Network (DTN) dengan mekanisme pengendalian AI berbasis closed-loop. Dalam pendekatan ini, digital twin berfungsi sebagai lingkungan virtual yang aman untuk melatih, memvalidasi, serta melakukan stress testing terhadap kebijakan pengendalian jaringan sebelum diterapkan pada sistem nyata. Selain itu, konvergensi antara Generative AI, Semantic Communication, dan Agentic Network Management merupakan topik yang sangat menjanjikan. Model AI berskala besar (Large AI Models) berpotensi mendukung jaringan berbasis tujuan (intent-based networking), pengelolaan jaringan menggunakan bahasa alami (natural language network management), serta pembangkitan kebijakan jaringan secara otomatis. Namun demikian, implementasinya tetap harus mempertimbangkan berbagai keterbatasan, seperti latensi, perlindungan privasi, dan efisiensi energi.

Keempat, penelitian selanjutnya perlu mengembangkan model AI yang ringan (lightweight AI models) untuk perangkat edge maupun platform udara, seperti UAV. Berbagai pendekatan yang menjanjikan meliputi Sparse Neural Networks, Binary Neural Networks, Spiking Neural Networks, Tiny Transformers, serta Hardware-Aware Neural Architecture Search (NAS). Evaluasi terhadap model-model tersebut sebaiknya tidak hanya berfokus pada tingkat akurasi, tetapi juga mempertimbangkan latensi inferensi, kebutuhan memori, konsumsi energi, serta communication overhead. Pada implementasi UAV maupun Internet of Things (IoT), efisiensi energi

bahkan dapat menjadi faktor yang sama pentingnya dengan tujuan optimasi jaringan itu sendiri.

Kelima, penelitian di masa depan perlu mengeksplorasi pendekatan optimasi hibrida yang mengombinasikan metode berbasis model (model-based optimization) dengan pendekatan berbasis data (data-driven optimization). Metode berbasis data memiliki kemampuan mempelajari pola yang kompleks, tetapi sering kali mengabaikan prinsip-prinsip fisika yang telah diketahui. Sebaliknya, pendekatan berbasis model menawarkan interpretabilitas yang lebih baik serta jaminan teoritis, tetapi kurang adaptif terhadap lingkungan jaringan yang sangat dinamis. Integrasi kedua pendekatan tersebut memungkinkan penyisipan model propagasi kanal, batasan teori informasi, maupun struktur optimasi ke dalam algoritma pembelajaran sehingga menghasilkan model yang lebih efisien dalam penggunaan data (sample efficient), lebih robust, serta lebih mudah diinterpretasikan.

Keenam, pengembangan testbed O-RAN perlu diperluas untuk mendukung eksperimen AI pada lingkungan yang lebih realistis. Antarmuka terbuka yang disediakan O-RAN memberikan peluang besar untuk mengevaluasi mekanisme pengendalian jaringan berbasis AI secara langsung, namun masih diperlukan alur eksperimen (experimental pipeline) yang dapat direproduksi. Oleh karena itu, testbed masa depan perlu menyediakan traffic traces yang seragam, Application Programming Interface (API) untuk pemantauan jaringan, mekanisme keselamatan (safety constraints), serta implementasi referensi xApps maupun rApps sebagai benchmark. Dengan demikian, komunitas penelitian dapat mengevaluasi apakah pengendali AI benar-benar mampu memenuhi kebutuhan latensi, stabilitas, serta interoperabilitas pada jaringan komunikasi nyata.

Ketujuh, pemanfaatan Generative AI dan Large Language Models (LLMs) dalam manajemen jaringan perlu dikaji secara lebih hati-hati. Model-model tersebut berpotensi menerjemahkan kebutuhan operator menjadi kebijakan jaringan, merangkum alarm jaringan, menghasilkan rekomendasi konfigurasi, serta mendukung implementasi Semantic Communication. Namun demikian, berbagai risiko seperti hallucination, kebocoran privasi, tingginya kebutuhan komputasi, serta perilaku model yang sulit diprediksi masih menjadi tantangan utama. Oleh karena itu, pendekatan yang lebih realistis adalah memanfaatkan LLM sebagai alat bantu penalaran (advisory reasoning tool), sementara proses pengambilan keputusan operasional tetap dijalankan oleh pengendali AI yang lebih kecil, telah diverifikasi, dan hanya mengeksekusi tindakan yang aman.

3.11. Metrik Evaluasi untuk Optimasi Komunikasi Nirkabel Berbasis AI

Seiring meningkatnya kompleksitas sistem komunikasi nirkabel berbasis AI, pendekatan evaluasi juga perlu berkembang. Indikator tradisional seperti throughput dan efisiensi spektrum masih tetap relevan,

tetapi tidak lagi cukup untuk menilai performa jaringan cerdas secara menyeluruh. Sebuah model AI dapat meningkatkan throughput rata-rata, namun pada saat yang sama menurunkan kualitas layanan bagi pengguna di tepi sel (cell-edge users), meningkatkan konsumsi energi, atau melanggar batasan latensi pada layanan yang bersifat kritis. Oleh karena itu, evaluasi di masa mendatang perlu menggunakan metrik multidimensi yang mencakup distribusi latensi, probabilitas outage, Jain Fairness Index, konsumsi energi per bit, waktu konvergensi model, latensi inferensi, signaling overhead, serta biaya perlindungan privasi.

Pada implementasi Federated Learning maupun Edge Learning, communication overhead perlu dilaporkan bersamaan dengan tingkat akurasi model. Sebuah metode yang hanya meningkatkan akurasi melalui peningkatan jumlah putaran pembaruan model (model update rounds) mungkin tidak layak diterapkan pada jaringan dengan keterbatasan bandwidth. Demikian pula, evaluasi terhadap xApps pada arsitektur O-RAN tidak seharusnya hanya berfokus pada peningkatan performa optimasi, tetapi juga mempertimbangkan latensi control loop, stabilitas sistem, kemampuan pemulihan ketika terjadi kegagalan (failure recovery), serta interoperabilitas dengan aplikasi lain. Pendekatan evaluasi tersebut akan memberikan gambaran yang lebih realistis mengenai performa sistem pada kondisi operasional sebenarnya.

Untuk teknologi seperti RIS, UAV, Semantic Communication, maupun Digital Twin Network, proses benchmarking juga harus mempertimbangkan variasi mobilitas pengguna dan perubahan lingkungan. Model beamforming berbasis RIS perlu diuji pada kondisi estimasi kanal yang tidak sempurna maupun keterbatasan kuantisasi perangkat keras. Optimasi UAV harus mempertimbangkan kapasitas baterai, batasan lintasan penerbangan, serta kualitas proses penginderaan. Semantic Communication sebaiknya dievaluasi berdasarkan keberhasilan penyelesaian tugas (task success) dan kesetiaan makna (semantic fidelity), bukan hanya berdasarkan bit error rate. Sementara itu, Digital Twin perlu dinilai berdasarkan kemampuannya merepresentasikan perilaku jaringan fisik secara akurat sepanjang waktu.

Perspektif evaluasi yang lebih luas tersebut menjadi sangat penting karena sistem optimasi berbasis AI dapat mengalami kegagalan yang tidak langsung terlihat (silent failure). Sebuah pengendali berbasis jaringan saraf mungkin menunjukkan performa rata-rata yang tinggi, tetapi tetap menghasilkan kesalahan yang jarang terjadi namun berdampak sangat besar. Pada layanan 6G yang bersifat kritis, seperti kendaraan otonom, operasi jarak jauh (remote surgery), otomasi industri, maupun komunikasi darurat, performa pada kondisi terburuk (tail performance) serta tingkat keandalan harus memperoleh perhatian yang sama besarnya dengan performa rata-rata. Oleh karena itu, penelitian di masa depan perlu memasukkan stress testing, analisis worst-

case, serta estimasi ketidakpastian (uncertainty estimation) ke dalam kerangka evaluasi.

Selain itu, reproducibility harus menjadi persyaratan formal dalam publikasi ilmiah. Peneliti perlu melaporkan secara rinci dataset, parameter simulasi, hyperparameter, random seed, serta algoritma pembandingan yang digunakan. Apabila memungkinkan, kode program dan model AI yang telah dilatih juga perlu dipublikasikan secara terbuka. Langkah tersebut akan membantu komunitas ilmiah membedakan metode AI yang benar-benar robust dari hasil penelitian yang hanya bergantung pada simulator tertentu, asumsi kanal yang spesifik, maupun konfigurasi hyperparameter tertentu.

3.12. Implikasi Praktis

Bagi peneliti, implikasi utama dari kajian ini adalah bahwa sebuah penelitian mengenai AI untuk komunikasi nirkabel tidak cukup hanya mengusulkan model jaringan saraf baru. Penelitian yang berkualitas juga harus menjelaskan secara komprehensif tujuan optimasi komunikasi (wireless objective), formulasi pembelajaran (learning formulation), berbagai kendala implementasi (deployment constraints), serta metode pembandingan (baseline) yang digunakan. Sebagai contoh, penelitian mengenai alokasi sumber daya berbasis Deep Reinforcement Learning perlu mendefinisikan secara jelas komponen state, action, reward, dan batasan sistem, kemudian membandingkan performanya dengan metode optimasi maupun heuristik konvensional menggunakan asumsi kanal dan lalu lintas yang sama.

Bagi operator jaringan, implementasi optimasi berbasis AI sebaiknya dilakukan secara bertahap melalui mekanisme pemantauan (supervised monitoring), pengujian menggunakan Digital Twin, serta penerapan pengendalian closed-loop dalam ruang lingkup yang terbatas sebelum mencapai tingkat otonomi penuh. Pendekatan bertahap tersebut dapat mengurangi risiko operasional sekaligus memberikan kesempatan kepada operator untuk memvalidasi perilaku model AI pada kondisi lalu lintas jaringan yang realistis. Dalam konteks ini, arsitektur O-RAN menawarkan keunggulan karena memisahkan proses pengumpulan data, pengembangan model AI, dan eksekusi pengendalian jaringan melalui antarmuka yang terbuka dan dapat diprogram.

Bagi lembaga standarisasi serta pengembang testbed, implikasi utama adalah perlunya penyusunan dataset bersama, skenario referensi, dan format pelaporan yang seragam. Benchmark AI untuk jaringan 6G sebaiknya tidak hanya melaporkan performa rata-rata, tetapi juga mencakup kondisi kegagalan, batasan latensi, asumsi privasi, serta konsumsi energi. Standarisasi pelaporan tersebut akan memudahkan perbandingan antarpelelitian, meningkatkan reproduktibilitas hasil, serta mempercepat transisi dari penelitian berbasis simulasi menuju implementasi yang andal pada jaringan komunikasi nirkabel di dunia nyata.

IV. Kesimpulan

Tinjauan literatur sistematis yang telah diringkas (condensed systematic literature review) ini memberikan gambaran komprehensif mengenai arah perkembangan optimasi cerdas berbasis Artificial Intelligence (AI) pada sistem komunikasi nirkabel generasi mendatang. Hasil sintesis menunjukkan bahwa berbagai teknologi, seperti Deep Reinforcement Learning (DRL), Federated Learning (FL), Edge Intelligence, Reconfigurable Intelligent Surface (RIS), Open Radio Access Network (O-RAN), Digital Twin Network (DTN), Semantic Communication, serta jaringan berbasis Unmanned Aerial Vehicle (UAV), berkembang secara konvergen menuju paradigma jaringan yang semakin otonom, adaptif, dan cerdas. Integrasi AI memungkinkan sistem komunikasi nirkabel tidak hanya memanfaatkan data untuk meningkatkan kualitas pengambilan keputusan, tetapi juga mampu beradaptasi terhadap perubahan lingkungan jaringan serta mengoptimalkan pemanfaatan sumber daya secara lintas lapisan (cross-layer optimization). Hasil kajian ini menegaskan bahwa arah pengembangan optimasi komunikasi nirkabel pada era 6G dan beyond harus bergeser dari pendekatan yang berfokus pada pengembangan algoritma secara terpisah menuju pembangunan ekosistem AI yang terintegrasi, dapat dipercaya (trustworthy AI), serta siap diimplementasikan pada lingkungan nyata (deployment-aware intelligence). Untuk mewujudkan visi tersebut, masih diperlukan berbagai pengembangan, antara lain penyusunan benchmark yang terstandarisasi, penyediaan testbed terbuka (open testbeds), pengembangan model AI yang hemat energi (energy-efficient AI), peningkatan keandalan pembelajaran terdistribusi (robust distributed learning), serta pengembangan mekanisme pengendalian jaringan berbasis closed-loop yang aman dan dapat diverifikasi. Selain itu, kajian ini menunjukkan bahwa keberhasilan implementasi AI pada sistem komunikasi nirkabel tidak hanya ditentukan oleh peningkatan performa algoritma, tetapi juga oleh kemampuan model dalam memenuhi berbagai kebutuhan operasional, seperti efisiensi energi, latensi rendah, keandalan layanan, keamanan, privasi, interoperabilitas, serta kemudahan implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Oleh karena itu, penelitian di masa mendatang perlu mengintegrasikan aspek algoritmik, arsitektur jaringan, perangkat keras, serta mekanisme evaluasi yang komprehensif agar solusi yang dihasilkan tidak hanya unggul pada lingkungan simulasi, tetapi juga mampu diimplementasikan secara efektif pada jaringan komunikasi generasi berikutnya. Secara keseluruhan, perkembangan AI membuka peluang yang sangat besar dalam mewujudkan sistem komunikasi 6G dan beyond yang lebih adaptif, efisien, dan berorientasi pada layanan. Apabila berbagai tantangan yang telah diidentifikasi dalam kajian ini—termasuk standarisasi evaluasi, kesiapan implementasi, keamanan, privasi, dan efisiensi komputasi—dapat diatasi secara sistematis, maka AI-

driven Wireless Networks berpotensi berkembang dari sekadar konsep dan hasil eksperimen laboratorium menjadi fondasi utama bagi infrastruktur komunikasi nirkabel yang andal, cerdas, dan berkelanjutan pada masa depan.

Daftar Pustaka

- [1]. Abdalla, A., Upadhyaya, P., Shah, V., et al. (2022). *Toward next generation open radio access networks: What O-RAN can and cannot do! IEEE Network*.
- [2]. Almasan, P., Ferriol-Galmés, M., Paillisse, J., et al. (2022). *Network digital twin: Context, enabling technologies, and opportunities. IEEE Communications Magazine*.
- [3]. Alwarafy, A., Abdallah, M., Ciftler, B., Al-Fuqaha, A., et al. (2021). *Deep reinforcement learning for radio resource allocation and management in next generation heterogeneous wireless networks: A survey. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.00574>*
- [4]. Bariah, L., Zhao, Q., Zou, H., Tian, Y., et al. (2024). *Large generative AI models for telecom: The next big thing? IEEE Communications Magazine*.
- [5]. Chen, M., Poor, H. V., Saad, W., & Cui, S. (2020). *Convergence time optimization for federated learning over wireless networks. IEEE Transactions on Wireless Communications*.
- [6]. Chen, M., Yang, Z., Saad, W., Yin, C., et al. (2020). *A joint learning and communications framework for federated learning over wireless networks. IEEE Transactions on Wireless Communications*.
- [7]. Di Renzo, M., Danufane, F., et al. (2022). *Communication models for reconfigurable intelligent surfaces: From surface electromagnetics to wireless networks optimization. Proceedings of the IEEE*.
- [8]. Du, H., Zhang, R., Liu, Y., Wang, J., Lin, Y., et al. (2024). *Enhancing deep reinforcement learning: A tutorial on generative diffusion models in network optimization. IEEE Communications Surveys & Tutorials*.
- [9]. Du, Z., Deng, Y., Guo, W., Nallanathan, A., et al. (2020). *Green deep reinforcement learning for radio resource management: Architecture, algorithm compression, and challenges. IEEE Vehicular Technology Magazine*.
- [10]. Guo, H., Liang, Y., Chen, J., et al. (2020). *Weighted sum-rate maximization for reconfigurable intelligent surface aided wireless networks. IEEE Transactions on Wireless Communications*.
- [11]. Letaief, K., Shi, Y., Lu, J., & Lu, J. (2021). *Edge artificial intelligence for 6G: Vision, enabling technologies, and applications. IEEE Journal on Selected Areas in Communications*.
- [12]. Liang, C., Du, H., Sun, Y., Niyato, D., Kang, J., et al. (2024). *Generative AI-driven semantic*

- communication networks: Architecture, technologies, and applications. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking.*
- [13]. Lim, W. Y. B., Luong, N. C., Hoang, D. T., Jiao, Y., Jin, Y., Niyato, D., et al. (2020). *Federated learning in mobile edge networks: A comprehensive survey. IEEE Communications Surveys & Tutorials.*
- [14]. Lin, X., Kundu, L., Dick, C., Obiodu, E., et al. (2023). *6G digital twin networks: From theory to practice. IEEE Communications Magazine.*
- [15]. Liu, A., Huang, Z., Li, M., Wan, Y., Li, W., et al. (2022). *A survey on fundamental limits of integrated sensing and communication. IEEE Communications Surveys & Tutorials.*
- [16]. Meng, K., Wu, Q., Xu, J., Chen, W., Feng, Z., et al. (2023). *UAV-enabled integrated sensing and communication: Opportunities and challenges. IEEE Wireless Communications.*
- [17]. Niknam, S., Roy, A., Dhillon, H. S., Singh, S., et al. (2022). *Intelligent O-RAN for beyond 5G and 6G wireless networks. Dalam Proceedings of the IEEE Global Communications Conference Workshops (GLOBECOM Workshops).*
- [18]. Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., et al. (2021). *The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. The BMJ, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>*
- [19]. Shi, Y., Yang, K., Jiang, T., Zhang, J., et al. (2020). *Communication-efficient edge AI: Algorithms and systems. IEEE Communications Surveys & Tutorials.*
- [20]. Shi, Y., Zhou, Y., Wen, D., Wu, Y., Jiang, C., et al. (2023). *Task-oriented communications for 6G: Vision, principles, and technologies. IEEE Wireless Communications.*
- [21]. Shen, Y., Shi, Y., Zhang, J., et al. (2020). *Graph neural networks for scalable radio resource management: Architecture design and theoretical analysis. IEEE Journal on Selected Areas in Communications.*
- [22]. Tataria, H., Shafi, M., Molisch, A. F., Dohler, M., et al. (2021). *6G wireless systems: Vision, requirements, challenges, insights, and opportunities. Proceedings of the IEEE.*
- [23]. Wu, W., Zhou, C., Li, M., Wu, H., Zhou, H., et al. (2022). *AI-native network slicing for 6G networks. IEEE Wireless Communications.*
- [24]. Yang, K., Jiang, T., Shi, Y., & Ding, Z. (2020). *Federated learning via over-the-air computation. IEEE Transactions on Wireless Communications.*
- [25]. Zhu, G., et al. (2023). *Pushing AI to wireless network edge: An overview on integrated sensing, communication, and computation towards 6G. Science China Information Sciences.*