

SKRIPSI
MODEL HYBRID BERBASIS RESIDUAL LEARNING
MENGGUNAKAN OKUMURA-HATTA, ECC-33, DAN
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI PATH
LOSS PADA LINGKUNGAN SUNGAI PERKOTAAN



Diajukan Sebagai Syarat Untuk Mendapatkan Gelar Sarjana Program Strata-1
Pada Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik
Universitas Muhammadiyah Palembang

Dipersiapkan dan Disusun Oleh

ARYO SUSENO

132022044

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH PALEMBANG

2026

SKRIPSI

**MODEL HYBRID BERBASIS RESIDUAL LEARNING
MENGUNAKAN OKUMURA-HATTA, ECC-33, DAN
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI PATH
LOSS PADA LINGKUNGAN SUNGAI PERKOTAAN**



Diajukan sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar sarjana Teknik di
Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik
Universitas Muhammadiyah Palembang

Dipersiapkan dan Disusun Oleh
ARYO SUSENO
132022044

**PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH PALEMBANG**

2026

SKRIPSI
MODEL HYBRID BERBASIS RESIDUAL LEARNING MENGGUNAKAN
OKUMURA-HATTA, ECC-33, DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
UNTUK PREDIKSI PATH LOSS PADA LINGKUNGAN SUNGAI
PERKOTAAN

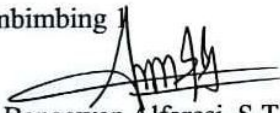


Merupakan syarat untuk memperoleh gelar sarjana
Telah dipertahankan di depan dewan penguji
21 Agustus 2026

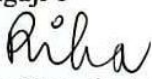
Dipersiapkan dan Disusun Oleh
ARYO SUSENO

Susunan Dewan Penguji

Pembimbing 1


Dr. Bengawan Alfaresi, S.T., M.T
NIDN. 0205118504

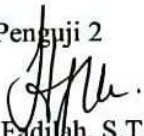
Penguji 1


Rika Noverianty, S.T., M.T
NIDN. 0214117504

Pembimbing 2


Dr. Wiwin A. Oktaviani, S.T., M.Sc
NIDN. 0002107302

Penguji 2


Fadilah, S.T., M.T
NIDN. 0215089003


Mengetahui
Dekan Fakultas Teknik

Dr. A. S. Maidei, M.T
NIDN. 0202026502


Menyetujui
Ketua Program Studi Teknik Elektro

Dr. Feby Ardianto, S.T., M.Cs
NIDN. 0207038101

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan Tinggi, sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis atau diterbitkan oleh orang lain ini disebutkan di dalam daftar pustaka

Palembang, 29 Agustus 2026

Yang membuat pernyataan



Aryo Suseno

ABSTRAK

Perkembangan sistem komunikasi nirkabel membutuhkan prediksi *path loss* yang akurat, khususnya pada lingkungan dengan karakteristik propagasi kompleks seperti wilayah perairan perkotaan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan membandingkan model *Hybrid* berbasis *Residual Learning* menggunakan model Okumura-Hatta, ECC-33, dan *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memprediksi *path loss* di Sungai Musi, Palembang. Data diperoleh melalui pengukuran *drive test* dan digunakan untuk menghitung *path loss* menggunakan model Okumura-Hatta dan ECC-33. Selisih hasil prediksi terhadap pengukuran digunakan sebagai residual yang menjadi target pembelajaran ANN. Selanjutnya, dibentuk model *Hybrid* Okumura-Hatta + ANN dan ECC-33 + ANN. Kinerja model dievaluasi menggunakan MAE, MSE, RMSE, dan R^2 . Hasil menunjukkan bahwa *Residual Learning* meningkatkan performa model empiris. Model *Hybrid* Okumura-Hatta + ANN memberikan kinerja terbaik dengan MAE 3,7890 dB, MSE 23,9232, RMSE 4,8911 dB, dan R^2 0,7031, sedangkan *Hybrid* ECC-33 + ANN memperoleh MAE 4,6184 dB, MSE 33,9376, RMSE 5,8256 dB, dan R^2 0,5788. Dengan demikian, *Hybrid* Okumura-Hatta + ANN merupakan model terbaik untuk prediksi *path loss* pada kondisi pengukuran penelitian.

Kata kunci: *Path Loss*, Okumura-Hatta, ECC-33, *Residual Learning*, ANN, Sungai Musi.

ABSTRACT

The development of wireless communication systems requires accurate path loss prediction, particularly in complex propagation environments such as urban water areas. This study aims to develop and compare a Hybrid model based on Residual Learning using Okumura-Hata, ECC-33, and Artificial Neural Network (ANN) for path loss prediction in the Musi River, Palembang. Measurement data were collected through drive tests and used to calculate path loss using the Okumura-Hata and ECC-33 models. The differences between predicted and measured path loss were used as residuals and subsequently as ANN learning targets. The predicted residuals were then used to develop Hybrid Okumura-Hata + ANN and Hybrid ECC-33 + ANN models. Model performance was evaluated using MAE, MSE, RMSE, and R^2 . The results show that Residual Learning improves the performance of empirical models. The Hybrid Okumura-Hata + ANN model achieved the best performance with an MAE of 3.7890 dB, MSE of 23.9232, RMSE of 4.8911 dB, and R^2 of 0.7031, while Hybrid ECC-33 + ANN achieved an MAE of 4.6184 dB, MSE of 33.9376, RMSE of 5.8256 dB, and R^2 of 0.5788. Therefore, Hybrid Okumura-Hata + ANN provides the best path loss prediction performance under the measurement conditions of the Musi River, Palembang.

Keywords: *Path Loss, Okumura-Hata, ECC-33, Residual Learning, Artificial Neural Network, Musi River.*

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

Motto:

“Tidak ada usaha yang sia-sia selama kita tidak berhenti mencoba”

Dengan penuh rasa syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, skripsi ini saya persembahkan kepada:

1. Ayah saya Rasito selalu menuntun, dan memberikan segala yang terbaik untuk saya. Terima kasih atas segala perjuangan dalam membiayai pendidikan saya, mulai dari sekolah hingga saya dapat menyelesaikan pendidikan di perguruan tinggi.
2. Ibu saya Karsiyah atas doa yang tidak pernah berhenti, dukungan, perhatian, dan kasih sayang yang selalu diberikan kepada saya. Serta selalu mendengarkan setiap keluh kesah, serta memberikan semangat ketika saya merasa Lelah.
3. Kakak saya Tiwi Kartika dan lutfi Terima kasih atas segala dukungan, perhatian, dan bantuan yang telah diberikan selama proses pendidikan dan penyelesaian skripsi ini.
4. Dosen Pembimbing Dr. Bengawan Alfaresi, S.T., M.T, dan Dosen Pembimbing II, Ibu Dr. Wiwin A.Oktaviani, S.T,M.Sc telah menjadi bagian penting dalam menyelesaikan skripsi ini. Terima kasih atas setiap waktu, ilmu, arahan, kesabaran, dan perhatian yang Bapak dan Ibu berikan. Meskipun di tengah kesibukan, Bapak dan Ibu tetap meluangkan waktu untuk membimbing dan membantu saya setiap kali mengalami kesulitan.
5. Diri saya sendiri karena tetap berusaha meskipun tidak selalu mudah, tetap belajar ketika belum memahami, dan tetap melangkah ketika sempat merasa ingin menyerah.
6. Terima kasih juga untuk Titi atas dukungan, bantuan, perhatian, dan semangat yang selalu diberikan selama proses penyelesaian skripsi ini.

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT, atas rahmat dan karunia-Nya jualah penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul “MODEL HYBRID BERBASIS RESIDUAL LEARNING MENGGUNAKAN OKUMURA-HATTA, ECC-33, DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI PATH LOSS PADA LINGKUNGAN SUNGAI PERKOTAAN” yang disusun guna untuk syarat mendapatkan gelar sarjana pada Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Palembang.

Pada kesempatan ini penulis secara khusus mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada,

- Bapak Dr. Bengawan Alfaresi, S.T., M.T, selaku Pembimbing I
- Ibu Dr. Wiwin A.Oktaviani, S.T.,M.Sc, selaku Pembimbing II

dan tak lupa pula penulis mengucapkan terima kasih kepada,

1. Bapak Prof. Dr. Abid Djazuli, S.E., M.M, selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Palembang
2. Bapak Ir. A. Junaidi, M.T, Selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Palembang
3. Bapak Dr. Feby Ardianto, S.T., M.Cs, Selaku Ketua Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Palembang
4. Bapak Muhammad Hurairah, S.T., M.T, selaku Sekretaris Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Palembang
5. Bapak dan Ibu Staf Dosen pada Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Palembang
6. Bapak dan Ibu Staf Tata Usaha Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Palembang
7. Rekan-rekan Mahasiswa Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Palembang

Yang telah banyak membantu penulis baik secara moril maupun material dalam menyelesaikan skripsi ini, semoga amal baik yang diberikan kepada penulis

mendapatkan imbalan yang sesuai dari Allah SWT. Penulis menyadari penulisan skripsi ini jauh dari sempurna, oleh karena itu kritik dan saran dari pembaca akan penulis terima sangat senang hati. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat khususnya bagi penulis sendiri dan umumnya bagi rekan-rekan pembaca di Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Palembang.

Palembang, 29 Agustus 2026

Penulis,

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Aryo Suseno', with a stylized, cursive script.

Aryo Suseno

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN.....	iii
ABSTRAK	iv
<i>ABSTRACT</i>.....	v
MOTTO DAN PERSEMBAHAN.....	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR ISTILAH.....	xiv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Sistematika Penulisan	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Sistem komunikasi Nirkabel	6
2.2 Konsep Dasar Propagasi Gelombang Radio	7
2.3 Path Loss pada Sistem Komunikasi Nirkabel	9
2.4 Model Empiris Okumura-Hata.....	12
2.5 Model ECC-33	14
2.6 Residual Learning	16
2.7 Artificial Neural Network (ANN) dalam Pemodelan Propagasi.....	18
2.8 Model Hybrid Empiris–Machine Learning.....	20
2.9 Evaluasi Model.....	22
2.9.1 Mean Absolute Error (MAE)	22
2.9.2 Mean Squared Error (MSE)	22

2.9.3 Root Mean Squared Error (RMSE).....	23
2.9.4 Koefisien Determinasi (R^2)	23
2.10 Penelitian Terdahulu.....	23
BAB 3 METODE PENELITIAN	26
3.1 Lokasi dan Objek Penelitian	26
3.2 Teknik Pengumpulan Data	27
3.3 Jenis dan Variabel Penelitian.....	27
3.3.1 Jenis Penelitian.....	28
3.3.2 Variabel Penelitian	28
3.4 Pembentukan Model Hybrid Berbasis Residual Learning	29
3.4.1 Pembentukan Dataset Pembelajaran	29
3.4.2 <i>Preprocessing</i> Data	29
3.4.3 Pembagian Data Pelatihan dan Data Pengujian	30
3.4.4 Implementasi <i>Artificial Neural Network</i>	32
3.5 Diagram Alir Penelitian.....	36
BAB 4 DATA, PERHITUNGAN, PEMBAHASAN DAN ANALISA	38
4.1 Hasil Pengumpulan dan Karakteristik Data	38
4.2 Perhitungan Model Propagasi	39
4.2.1 Perhitungan Model Okumura-Hatta.....	40
4.2.2 Perhitungan Model ECC-33	41
4.2.3 Perhitungan Residual	42
4.3 Hasil Prediksi Model Hybrid	44
4.4.1 Hasil Prediksi Model Okumura–Hatta	44
4.4.2 Hasil Prediksi Model ECC-33.....	45
4.4.3 Hasil Prediksi Model Hybrid Okumura–Hatta + ANN	45
4.4.4 Hasil Prediksi Model Hybrid ECC-33 + ANN.....	46
4.5 Evaluasi Performa Model.....	46
4.5.1 Evaluasi Menggunakan Mean Absolute Error (MAE).....	46
4.5.2 Evaluasi Menggunakan Mean Squared Error (MSE).....	47
4.5.3 Evaluasi Menggunakan Root Mean Square Error (RMSE)	47
4.5.4 Evaluasi Menggunakan Coefficient of Determination (R^2)	48

4.5.5 Perbandingan Performa Seluruh Model	49
4.6 Analisis dan Pembahasan	49
4.6.1 Analisis Model Okumura–Hatta.....	50
4.6.2 Analisis Model ECC-33	50
4.6.3 Analisis Pengaruh <i>Residual Learning</i>	51
4.6.4 Analisis Model Terbaik	52
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	54
5.1 Kesimpulan	54
5.2 Saran.....	55
DAFTAR PUSTAKA.....	56
LAMPIRAN.....	59

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Mekanisme Propagasi Gelombang Radio	8
Gambar 2. 2 Lingkungan Sungai Musi	11
Gambar 2. 3 Arsitektur Artificial Neural Network.....	19
Gambar 2. 4 Hybrid Machine Learning	21
Gambar 3. 1 Lokasi dan lintasan pengukuran di Sungai Musi, Palembang.....	26
Gambar 3. 2 Diagram Alir Ann	32
Gambar 3. 3 Diagram Alir Penelitian.....	37
Gambar 4. 1 Perbandingan Path Loss Hasil Pengukuran, Multi-Slope Model, dan Free-Space Path Loss terhadap Jarak	39
Gambar 4. 2 Perbandingan Path Loss Hasil Pengukuran, Model Okumura-Hatta, dan Model ECC-33	40
Gambar 4. 3 grafik Hasil Residual Model Okumura-Hatta dan ECC-33	43
Gambar 4. 4 Perbandingan Path Loss Hasil Pengukuran dengan Model Hybrid Okumura-Hatta + ANN	52

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	24
Tabel 3. 1 Variabel Independen (Input) dan Variabel Dependen (Output).....	28
Tabel 3. 2 Variabel Input dan Output ANN	29
Tabel 3. 3 Parameter Pembagian Dataset	30
Tabel 3. 4 Hasil Pembagian Dataset.....	31
Tabel 3. 5 Parameter Grid yang Diuji pada GridSearchCV	33
Tabel 3. 6 Parameter Terbaik Model ANN	34
Tabel 4. 1 Data Pengukuran	38
Tabel 4. 2 Parameter Perhitungan Model Okumura–Hatta	40
Tabel 4. 3 Parameter Perhitungan Model ECC-33	41
Tabel 4. 4 Hasil Prediksi Model Okumura–Hatta	44
Tabel 4. 5 Hasil Prediksi Model ECC-33	45
Tabel 4. 6 Hasil Prediksi Model Hybrid Okumura–Hatta + ANN	45
Tabel 4. 7 Hasil Prediksi Model Hybrid ECC-33 + ANN.....	46
Tabel 4. 8 Hasil Evaluasi MAE.....	47
Tabel 4. 9 Hasil Evaluasi MSE	47
Tabel 4. 10 Hasil Evaluasi RMSE.....	48
Tabel 4. 11 Hasil Evaluasi R^2	48
Tabel 4. 12 Perbandingan Performa Seluruh Model	49

DAFTAR ISTILAH

Istilah	Pengertian
ANN (Artificial Neural Network)	Metode <i>machine learning</i> yang digunakan dalam penelitian untuk mempelajari pola residual dari model propagasi empiris.
BTS (Base Transceiver Station)	Perangkat jaringan seluler yang berfungsi sebagai pemancar dan penerima sinyal radio.
Drive Test	Metode pengukuran langsung di lapangan untuk memperoleh data dan parameter jaringan seluler.
ECC-33	Model propagasi empiris yang digunakan untuk menghitung atau memprediksi nilai <i>Path Loss</i> .
Frequency	Frekuensi operasi sinyal yang digunakan sebagai salah satu variabel input dalam model ANN.
Ground Truth	Nilai acuan berupa <i>Path Loss</i> hasil pengukuran lapangan yang digunakan untuk membandingkan hasil prediksi model.
Hybrid Model	Model gabungan antara model propagasi empiris dan ANN untuk meningkatkan hasil prediksi <i>Path Loss</i> .
MAE (Mean Absolute Error)	Metrik evaluasi yang menunjukkan rata-rata besar kesalahan absolut antara hasil prediksi dan hasil pengukuran.
MSE (Mean Squared Error)	Metrik evaluasi yang menunjukkan rata-rata kuadrat kesalahan antara hasil prediksi dan hasil pengukuran.
Okumura-Hatta	Model propagasi empiris yang digunakan untuk memprediksi nilai <i>Path Loss</i> berdasarkan parameter propagasi tertentu.
Path Loss	Besarnya kehilangan daya sinyal selama propagasi dari pemancar menuju penerima.
PathLoss_Measured	Nilai <i>Path Loss</i> yang diperoleh dari hasil pengukuran lapangan dan digunakan sebagai nilai acuan (<i>ground truth</i>).
Preprocessing	Tahap pengolahan data sebelum digunakan dalam proses pemodelan ANN, termasuk pemeriksaan, pemilihan variabel, dan normalisasi data.
Residual	Selisih antara nilai <i>Path Loss</i> hasil pengukuran dengan nilai <i>Path Loss</i> hasil prediksi model empiris.

Residual Learning	Pendekatan pembelajaran ANN yang mempelajari nilai residual atau kesalahan prediksi model empiris, bukan memprediksi <i>Path Loss</i> secara langsung.
Receiver	Perangkat penerima yang digunakan untuk menerima sinyal dari BTS selama proses pengukuran.
RMSE (Root Mean Square Error)	Metrik evaluasi yang menunjukkan besar kesalahan prediksi berdasarkan akar dari rata-rata kuadrat kesalahan.
R ² (Coefficient of Determination)	Metrik yang menunjukkan tingkat kemampuan model dalam menjelaskan variasi nilai hasil pengukuran.
RSSI (Received Signal Strength Indicator)	Indikator kekuatan sinyal yang diterima oleh perangkat pada saat pengukuran. Dalam penelitian, nilai RSSI digunakan sebagai dasar untuk memperoleh <i>Path Loss</i> .
Training Data	Data yang digunakan untuk melatih ANN agar dapat mempelajari pola hubungan antara variabel input dan residual.
Testing Data	Data yang digunakan untuk menguji kemampuan model setelah proses pelatihan.
GridSearchCV	Metode yang digunakan untuk mencari kombinasi parameter ANN terbaik melalui proses <i>cross-validation</i> .
StandardScaler	Metode normalisasi yang digunakan untuk menyamakan skala variabel input sebelum digunakan dalam ANN.
MLP (Multilayer Perceptron)	Arsitektur jaringan saraf yang digunakan dalam penelitian sebagai metode ANN.
Jarak BTS–Receiver	Jarak antara BTS sebagai pemancar dan receiver sebagai penerima sinyal.
Jarak BTS–Sungai	Jarak antara posisi BTS dengan lingkungan atau badan Sungai Musi.
Jarak Sungai–Receiver	Jarak antara lingkungan sungai dengan posisi receiver pada saat pengukuran.
Tinggi BTS	Ketinggian antena BTS yang digunakan sebagai salah satu parameter propagasi dan input ANN.
Tinggi Receiver	Ketinggian posisi antena/perangkat penerima dari permukaan acuan pada saat pengukuran.

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi komunikasi nirkabel telah mendorong peningkatan kebutuhan akan jaringan seluler yang memiliki cakupan luas, kapasitas tinggi, dan kualitas layanan yang baik. Pada implementasi jaringan 4G LTE maupun 5G, keberhasilan proses perencanaan jaringan (*radio network planning*) sangat dipengaruhi oleh kemampuan dalam memprediksi propagasi gelombang radio secara akurat. Salah satu parameter utama dalam propagasi gelombang radio adalah *path loss*, yaitu besarnya pelemahan daya sinyal yang terjadi selama proses perambatan dari antena pemancar menuju antena penerima. Nilai *path loss* menjadi dasar dalam menentukan cakupan sel (*cell coverage*), lokasi penempatan *Base Transceiver Station* (BTS), perencanaan kapasitas jaringan, hingga optimasi kualitas layanan (*Quality of Service/QoS*). Kesalahan dalam memprediksi *path loss* dapat menyebabkan ketidaksesuaian antara cakupan jaringan hasil perencanaan dengan kondisi sebenarnya di lapangan sehingga berdampak pada meningkatnya biaya pembangunan maupun penurunan kualitas layanan (Shaibu *et al.*, 2023).

Dalam praktiknya, prediksi *path loss* umumnya menggunakan model propagasi empiris karena sederhana dan mudah diterapkan. Salah satunya adalah Okumura-Hatta, yang dikembangkan berdasarkan pengukuran di wilayah urban Jepang pada frekuensi 150–1500 MHz. Model ini mempertimbangkan frekuensi, jarak, serta tinggi antena pemancar dan penerima. Namun, akurasi dapat menurun ketika diterapkan pada lingkungan dengan karakteristik yang berbeda atau lebih kompleks (Bouzidi *et al.*, 2022).

Lingkungan sungai perkotaan merupakan salah satu contoh wilayah yang memiliki karakteristik propagasi sangat kompleks. Keberadaan permukaan air yang bersifat reflektif, bangunan bertingkat di sepanjang bantaran sungai, vegetasi, jembatan, kendaraan, serta aktivitas manusia menyebabkan propagasi gelombang radio mengalami fenomena refleksi (*reflection*), difraksi (*diffraction*), hamburan

(*scattering*), dan *multipath* secara bersamaan. Kombinasi fenomena tersebut menyebabkan karakteristik propagasi pada lingkungan sungai berbeda dibandingkan kawasan urban biasa maupun kawasan terbuka. Penelitian pengukuran propagasi di kawasan sungai menunjukkan bahwa model propagasi konvensional belum mampu merepresentasikan kondisi sebenarnya secara optimal karena belum mempertimbangkan karakteristik lintasan propagasi yang terdiri atas kombinasi jalur daratan dan permukaan air (Shaibu *et al.*, 2023).

Keterbatasan model empiris mendorong penggunaan pendekatan *Machine Learning*, khususnya *Artificial Neural Network* (ANN). ANN mampu mempelajari hubungan nonlinier antara parameter propagasi dan *path loss* sehingga lebih adaptif terhadap lingkungan yang kompleks. Namun, ANN membutuhkan data pelatihan yang cukup besar, waktu pelatihan lebih lama, dan berisiko mengalami *overfitting* jika data terbatas. (Alan *et al.*, 2026). Sebagai alternatif, dikembangkan pendekatan *Hybrid* yang menggabungkan model propagasi empiris dengan *Machine Learning*. Dalam pendekatan *Residual Learning*, model empiris menghasilkan prediksi awal, sedangkan *Machine Learning* mempelajari *residual* atau selisih antara prediksi dan hasil pengukuran untuk memberikan koreksi. Pendekatan ini dapat meningkatkan akurasi prediksi karena *residual* memiliki pola yang dapat dipelajari oleh model. (Wang *et al.*, 2020)

Berdasarkan kajian tersebut, dapat diidentifikasi bahwa sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada evaluasi atau optimasi model propagasi empiris secara terpisah maupun penerapan *machine learning* sebagai model prediksi langsung. Penelitian yang mengombinasikan Okumura-Hatta, ECC-33, dan *Artificial Neural Network* dalam kerangka *Residual Learning*, khususnya pada lingkungan sungai perkotaan, masih sangat terbatas. Padahal lingkungan tersebut memiliki karakteristik propagasi yang unik dan belum dapat direpresentasikan secara optimal oleh model empiris konvensional. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan model *Hybrid* Berbasis *Residual Learning* Menggunakan Okumura-Hatta, ECC-33, dan *Artificial Neural Network* untuk Prediksi *Path Loss* pada Lingkungan Sungai Perkotaan. Model yang diusulkan diharapkan mampu memanfaatkan keunggulan model empiris sebagai representasi dasar fenomena

propagasi sekaligus meningkatkan akurasi prediksi melalui pembelajaran residual menggunakan ANN sehingga menghasilkan model yang lebih adaptif terhadap kondisi propagasi nyata.

1.2 Tujuan Penelitian

Mengetahui performa model hybrid berbasis *Residual Learning* menggunakan model propagasi Okumura-Hatta, ECC-33, dan *Artificial Neural Network* dalam memprediksi *path loss* pada lingkungan sungai perkotaan serta menentukan model yang memiliki tingkat akurasi terbaik berdasarkan data hasil pengukuran.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini ditetapkan sebagai berikut.

1. Penelitian difokuskan pada prediksi *path loss* pada lingkungan sungai perkotaan berdasarkan data hasil pengukuran lapangan.
2. Model propagasi empiris yang digunakan hanya Okumura-Hatta dan ECC-33.
3. Metode pembelajaran mesin yang digunakan adalah *Artificial Neural Network* dengan algoritma *Multilayer Perceptron* (MLP).
4. *Artificial Neural Network* digunakan untuk mempelajari nilai residual (error) dari model propagasi empiris (*Residual Learning*), bukan untuk memprediksi *path loss* secara langsung.
5. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan data hasil pengukuran lapangan dengan metrik evaluasi yang digunakan pada penelitian (misalnya RMSE, MAE, MAPE, atau R² disesuaikan dengan yang Anda gunakan pada Bab IV).
6. Penelitian tidak membahas optimasi penempatan BTS, desain jaringan, maupun analisis kapasitas jaringan komunikasi.

1.4 Sistematika Penulisan

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini membahas dasar dan alasan dilakukannya penelitian. Pembahasan pada bab ini meliputi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan. Latar belakang menjelaskan permasalahan prediksi *path loss* pada lingkungan sungai perkotaan serta alasan

penggunaan model propagasi Okumura-Hatta, ECC-33, *Residual Learning*, dan *Artificial Neural Network*. Rumusan masalah menjelaskan permasalahan utama yang akan diselesaikan dalam penelitian, sedangkan tujuan penelitian menjelaskan hasil yang ingin dicapai. Batasan penelitian digunakan untuk membatasi ruang lingkup penelitian agar pembahasan tetap terarah, sementara manfaat penelitian menjelaskan kontribusi yang diharapkan dari penelitian.

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas teori-teori dan penelitian terdahulu yang menjadi dasar dalam pelaksanaan penelitian. Pembahasan meliputi sistem komunikasi nirkabel, propagasi gelombang radio, path loss, lingkungan sungai perkotaan, model propagasi Okumura-Hatta, model propagasi ECC-33, *Artificial Neural Network*, *Residual Learning*, model *Hybrid*, parameter evaluasi model, serta penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian. Pada bab ini juga dijelaskan persamaan matematis yang digunakan dalam proses perhitungan model propagasi dan evaluasi hasil prediksi.

BAB 3 METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode dan tahapan yang digunakan dalam penelitian. Pembahasan meliputi lokasi dan objek penelitian, teknik pengumpulan data, jenis dan variabel penelitian, sumber dan karakteristik data, serta diagram alur penelitian. Bab ini juga menjelaskan tahapan pengolahan data, perhitungan *path loss* menggunakan model Okumura-Hatta dan ECC-33, pembentukan *residual*, proses *preprocessing*, pembentukan model *Artificial Neural Network*, optimasi parameter menggunakan *GridSearchCV*, serta metode evaluasi yang digunakan untuk membandingkan performa masing-masing model.

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil pengolahan data, proses perhitungan, hasil implementasi model, serta analisis terhadap hasil penelitian. Pembahasan diawali dengan hasil pengumpulan data penelitian, yang meliputi lokasi pengambilan data dan data hasil *drive test*. Selanjutnya dilakukan perhitungan model propagasi Okumura-Hatta dan ECC-33 menggunakan data penelitian. Tahap berikutnya membahas pembentukan model *Hybrid* berbasis *Residual Learning*, meliputi perhitungan *residual*,

pembagian data pelatihan dan pengujian, *preprocessing*, serta implementasi dan optimasi *Artificial Neural Network*. Hasil prediksi dari model Okumura-Hatta, ECC-33, *Hybrid Okumura-Hatta + ANN*, dan *Hybrid ECC-33 + ANN* kemudian dibandingkan menggunakan parameter MAE, MSE, RMSE, dan R^2 . Pada bagian akhir bab dilakukan analisis dan pembahasan terhadap performa masing-masing model serta identifikasi model terbaik untuk prediksi *path loss* pada lingkungan Sungai Musi.

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini merupakan bagian akhir dari penelitian yang berisi kesimpulan dan saran. Kesimpulan disusun berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan pada bab sebelumnya, khususnya mengenai performa model propagasi empiris dan model *Hybrid* berbasis *Residual Learning*. Kesimpulan juga menjelaskan model yang memberikan hasil terbaik berdasarkan parameter evaluasi yang digunakan. Selanjutnya, bagian saran berisi rekomendasi untuk penelitian selanjutnya, terutama terkait pengembangan lokasi pengukuran, penambahan parameter lingkungan, penggunaan algoritma *machine learning* lainnya, serta pengujian model pada kondisi propagasi dan lokasi yang lebih beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Aamri, N., Nadir, Z., Al-Lawati, H., & M. B. S. (2022). Characterization of Propagation Models in Wireless Communications for 4G Network. *INTL JOURNAL OF ELECTRONICS AND TELECOMMUNICATIONS (JET)*, *E105*(1), 737–747. <https://doi.org/10.24425/ijet.2022.139861>
- Alan, M. B. F., Puspitaningayu, P., Nurhayati, N., Nashrullah, M. 'Aamir, Funabiki, N., Sutanto, E., & Fahmi, F. (2026). *Residual-Based Analysis of the Mismatch Between LoRa Channel Models and Field Measurements in Urban and Rural Environments*. 27(03), 298–315. <https://doi.org/https://doi.org/10.24036/eksakta/vol27-iss03/683>
- Aldossari, S., & Chen, K. (2020). *Predicting the Path Loss of Wireless Channel Models Using Machine Learning Techniques in MmWave Urban Communications*.
- Alfaresi, B., Nawawi, Z., & Suprpto, B. Y. (2022). *Development of Path Loss Prediction Model using Feature Selection-Machine Learning Approach*. *13*(10), 349–358.
- Araújo, J. P. L., Neto, M. C. A., Silva, D. K. N., & Cavalcante, G. P. S. (2020). *Radio Propagation Models Based on Machine Learning Using Geometric Parameters for a Mixed City-River Path*. 146395–146407. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3012661>
- Bian, J., Wang, C., Gao, X., & You, X. (2020). *A General 3D Non-Stationary Wireless Channel Model for 5G and Beyond*. *XX(Xx)*, 1–14.
- Bock, F. E., Keller, S., Huber, N., & Benjamin, K. (2021). Hybrid Modelling by Machine Learning Corrections of Analytical Model Predictions towards High-Fidelity Simulation Solutions. *Materials (MDPI)*, 1–19. <https://doi.org/doi.org/10.3390/ma14081883> Academic
- Bouzidi, M., Mohamed, M., Dalveren, Y., Moldsvor, A., Cheikh, F. A., & Derawi, M. (2022). *Propagation Measurements for IQRF Network in an Urban Environment*. 1–21. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/s22187012>
- Chiroma, H., Nickolas, P., Faruk, N., Alozie, E., Olayinka, I. Y., Adewole, K. S., Abdulkarim, A., Oloyede, A. A., Sowande, O. A., Garba, S., Usman, A. D., Taura, L. S., & Adediran, Y. A. (2023). Large scale survey for radio propagation in developing machine learning model for path losses in communication systems. *Scientific African*, *19*, e01550. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01550>
- Cohen, A., & Alqudah, Y. A. (2022). On the application of generalized linear mixed models for predicting path loss in LTE networks. *J-Stage*, *E105*, 737–747. <https://doi.org/10.1186/s13634-022-00957-1>
- Haneda, K., Rudd, R., Vitucci, E., He, D., Kyösti, P., Tufvesson, F., Salous, S., Miao, Y., Joseph, W., & Tanghe, E. (2021). Chapter 2 - Radio propagation modeling methods and tools. In *Inclusive Radio Communications for 5G and Beyond*. Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820581-5.00008-0>
- Jackson, O. E., Uthman, M., & Abstract, S. U. (2022). Performance Analysis of

- Path Loss Prediction Models on Very High Frequency Spectrum. *Corporation of Nigeria (FRCN), F.C.T, Nigeria, E105*, 737–747. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.24018/ejeng.2022.7.2.2783>
- Khalili, H., Frey, H., & Wimmer, M. A. (2025). *Balancing Prediction Accuracy and Explanation Power of Path Loss Modeling in a University Campus Environment via Explainable AI*. 1–19.
- Kumar, J., Gupta, A., Tanwar, S., & Khan, M. K. (2024). A review on 5G and beyond wireless communication channel models: Applications and challenges. *ScienDirect*, 67. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.phycom.2024.102488>
- Kwon, B., & Son, H. (2024). Accurate Path Loss Prediction Using a Neural Network Ensemble Method. *Sensors*, 24(1), 1–20. <https://doi.org/10.3390/s24010304>
- Liu, X., Bauer, S., & Velten, A. (n.d.). Phasor field diffraction based reconstruction for fast non-line-of-sight imaging systems. *Nature Communications*, (2020). <https://doi.org/10.1038/s41467-020-15157-4>
- Nakanishi, T., & Hitomi, K. (2023). *Prediction of indoor radio propagation using deep neural network*. 12(9), 559–563. <https://doi.org/10.1109/tap.1966.1138693>
- Omasheye, O. R., & State, B. (2025). *Development of a Hybrid Machine Learning Path Loss Model for Cellular Networks in Maritime Environments Using Regression-Based Fusion*. 1(1), 34–42.
- Peize ZHANG, WANG, H., & HONG, W. (2021). *Radio propagation measurement and cluster-based analysis for millimeter-wave cellular systems in*. 22(4), 471–487. <https://doi.org/https://doi.org/10.1631/FITEE.2000489>
- Sagir, N. (2024). *applied sciences Machine-Learning-Based Path Loss Prediction for Vehicle-to-Vehicle Communication in Highway Environments*.
- Scheeren, B., & Pahlavan, M. L. K. and L. (2022). *Evaluation of Ultrasonic Stress Wave Transmission in Cylindrical Roller Bearings for Acoustic Emission Condition Monitoring*. <https://doi.org/https://www.mdpi.com/1424-8220/22/4/1500>
- Shaibu, F. E., Onwuka, E. N., Salawu, N., Oyewobi, S. S., Djouani, K., & Abu-Mahfouz, A. M. (2023). Performance of Path Loss Models over Mid-Band and High-Band Channels for 5G Communication Networks : A Review. *Future Internet Review (MDPI)*. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/fi15110362>
- Sung, S., Choi, W., Kim, H., & Jung, J. (2023). Deep Learning-Based Path Loss Prediction for Fifth-Generation New Radio Vehicle Communications. *IEEE Access*, 11(July), 75295–75310. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3297215>
- Unger, T. I. (2026). *Machine Learning Delta Correction for Empirical and Hybrid Radiowave Propagation Models Toward Deterministic Predictions at 3 . 6 GHz*.
- Varshney, N., Sas, S., & Cedex, R. (2021). *Quasi-Deterministic Channel Propagation Model for an Urban Environment at 28 GHz*. 20(7), 1–12. <https://doi.org/10.1109/lawp.2021.3073880> Quasi-Deterministic

- Vasudevan, M., & Yuksel, M. (2024). Machine Learning for Radio Propagation Modeling: A Comprehensive Survey. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, PP, 1. <https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2024.3446457>
- Wang, J., Hao, Y., & Yang, C. (2023). The Current Progress and Future Prospects of Path Loss Model for Terrestrial Radio Propagation. *Electronics (MDPI)*. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/electronics12244959>
- Wang, M., Zhu, C., Wang, F., Li, T., & Zhang, X. (2020). Annals of GIS Multi-factor of path planning based on an ant colony optimization algorithm. *Annals of GIS*, 26(2), 101–112. <https://doi.org/10.1080/19475683.2020.1755725>
- Yu, J., Chen, W., Li, F., Li, C., Yang, K., Liu, Y., & Chang, F. (2020). *Channel Measurement and Modeling of the Small-Scale Fading Characteristics for Urban Inland*. 1276(c), 1–13. <https://doi.org/10.1109/TWC.2020.2972885>
- Yu, J., Chen, W., Yang, K., Li, C., Li, F., & Shui, Y. (2017). *Path Loss Channel Model for Inland River Radio Propagation at 1 . 4 GHz*. 2017. <https://doi.org/10.1155/2017/5853724>