

**LAPORAN ANALISIS PERFORMA SINYAL WIFI ACCESS POINT MENGGUNAKAN
METODE FINGERPRINTING DAN MACHINE LEARNING UNTUK INDOOR
POSITIONING SYSTEM DENGAN ALGORITMA RANDOM FOREST DI GEDUNG
FEB LANTAI 1 & 2 UNTIRTA**

Disusun untuk Memenuhi Tugas Mata Kuliah Pembelajaran Mesin

Dosen Pengampu:

Royan Habibie Sukarna, S.Kom., M.Kom



Disusun Oleh:

Annisa Mardhatillah	(3337220029)
Aulia Hoirunnisa	(3337220065)
Widi Tri Nurhasanah	(3337220073)
Mulki Bintang Hendratama Putra	(3337220084)
Virida Putri Nurhaliza	(3337220098)
Raja Rafi Rabbani	(3337220112)

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS SULTAN AGENG TIRTAYASA
2025**

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, karena atas Rahmat dan karunia-Nya, laporan yang berjudul “Laporan Analisis Performa Sinyal Wifi Access Point Menggunakan Metode Fingerprinting Dan Machine Learning Untuk Indoor Positioning System Dengan Algoritma Random Forest Di Gedung Feb Lantai 1 & 2 Untirta” ini dapat diselesaikan dengan baik.

Laporan ini disusun sebagai salah satu bentuk pemenuhan tugas akhir pada mata kuliah *Machine Learning* yang diampu oleh Bapak Royan Habibie Sukarna. Dalam laporan ini, penulis mencoba mengeksplorasi bagaimana teknologi machine learning, khususnya algoritma Random Forest, dapat digunakan untuk memetakan dan menganalisis kekuatan sinyal WiFi sebagai bagian dari sistem penentuan posisi di dalam ruangan (Indoor Positioning System) di lingkungan kampus Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Sultan Ageng Tirtayasa.

Selama proses penyusunan, penulis banyak belajar tidak hanya dari sisi teknis, tapi juga dari tantangan lapangan yang muncul saat pengumpulan dan pengolahan data. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Royan Habibie Sukarna S.Kom., M.Kom selaku dosen pengampu mata kuliah Machine Learning yang telah memberikan bimbingan dan arahannya.
2. Teman-teman kelompok yang telah banyak membantu dalam mengerjakan project dan dukungan selama pengerjaan laporan ini.
3. Pihak Fakultas Ekonomi dan Bisnis UNTIRTA yang telah memberikan izin untuk melakukan pengambilan data di lingkungan kampus.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari sempurna. Kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan ke depannya. Semoga laporan ini dapat bermanfaat, baik sebagai referensi maupun sebagai dasar pengembangan studi lanjutan di bidang teknologi lokasi dalam ruangan berbasis machine learning.

Cilegon, 25 Juni 2025

Kelompok 16

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	ii
PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Kegiatan	2
1.4 Ruang Lingkup.....	2
BAB II	4
TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Metode Fingerprinting.....	4
2.2 Indoor Positioning System (IPS).....	4
2.3 Sinyal WiFi sebagai Dasar Penentuan Posisi	5
2.4 Algoritma Random Forest.....	6
BAB III.....	8
METODOLOGI.....	8
3.1 Proses Pengumpulan Data.....	8
3.1.1 Survei Lokasi	8
3.1.2 Mapping Access Point (AP).....	8
3.1.3 FingerPrinting	9
3.2 Proses Pengolahan Data	9
3.2.1 Preprocessing	9
3.2.2 Training Model	9
3.2.3 Evaluasi Model	11
3.2.4 Prototipe.....	11
HASIL DAN PEMBAHASAN	13
4.1 Hasil Pelatihan Model	13
4.1.1 Import dan Persiapan Data.....	13
4.1.2 Pelatihan Model	13

4.1.4	Penyimpanan Model	16
4.2	Hasil Pengembangan Aplikasi.....	16
BAB V	19
PENUTUP	19
5.1	Kesimpulan.....	19
5.2	Saran.....	19

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemajuan teknologi dan informasi yang pesat telah mendorong lahirnya berbagai solusi berbasis digital dalam kehidupan sehari-hari. Salah satu teknologi yang semakin banyak dikembangkan adalah system penentuan posisi di ruangan atau indoor Positioning System (IPS). Berbeda dengan system navigasi berbasis GPS yang efektif di luar ruangan, IPS dirancang untuk membantu pelacakan lokasi secara akurat di lingkungan tertutup seperti Gedung, kampus, rumah sakit, atau pusat perbelanjaan. Dalam konteks kampus, terutama di lingkungan Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Sultan Ageng Tirtayasa (FEB UNTRITA), kebutuhan akan system navigasi dalam ruangan menjadi relevan. Hal ini didorong oleh aktivitas akademik yang padat, banyaknya ruang kelas, serta pengunjung yang terkadang kesulitan menemukan lokasi tertentu di dalam Gedung. Pemanfaatan infrastruktur jaringan yang sudah tersedia, seperti WiFi access point, menjadi salah satu pendekatan yang efisien untuk membangun system IPS tanpa harus memasang perangkat tambahan.

Salah satu metode yang dapat kami gunakan untuk mengolah data sinyal WiFi adalah fingerprinting, yakni dengan memetakan kekuatan sinyal (RSSI) dari berbagai titik di dalam ruangan untuk kemudian dibandingkan dengan data pengamatan secara real-time. Namun, agar system ini dapat berjalan secara cerdas dan efisien, diperlukan pendekatan berbasis machine learning. Dalam hal ini, algoritma Random Forest dipilih karena kemampuannya dalam menangani data yang kompleks dan memberikan hasil prediksi yang cukup akurat.

Laporan ini dibuat untuk menganalisis performa sinyal WiFi access point di Gedung FEB UNTIRTA sebagai dasar untuk membangun system IPS berbasis metode fingerprinting dan algoritma Random Forest. Harapannya, penelitian ini dapat memberikan gambaran mengenai potensi penerapan machine learning dalam meningkatkan akurasi system navigasi dalam ruangan serta membuka peluang pemanfaatan jaringan kampus secara optimal.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan isi laporan, rumusan masalah yang diangkat dalam kegiatan ini adalah sebagai berikut:

- 1) Bagaimana memanfaatkan metode fingerprinting terhadap sinyal WiFi access point untuk membangun sistem penentuan lokasi dalam ruangan (Indoor Positioning System) di lingkungan Gedung FEB UNTIRTA?
- 2) Bagaimana penerapan algoritma machine learning Random Forest dapat digunakan untuk mengklasifikasikan lokasi berdasarkan data RSSI yang dikumpulkan?
- 3) Sejauh mana tingkat akurasi dan efektivitas model Random Forest dalam memprediksi lokasi pengguna berdasarkan data sinyal WiFi?

1.3 Tujuan Kegiatan

Tujuan dari kegiatan yang dilakukan dalam laporan ini antara lain:

- 1) Membangun sistem Indoor Positioning System (IPS) berbasis metode fingerprinting menggunakan sinyal WiFi yang tersedia di lingkungan Gedung FEB UNTIRTA.
- 2) Mengimplementasikan algoritma Random Forest untuk melakukan klasifikasi posisi pengguna berdasarkan kekuatan sinyal (RSSI) dari beberapa access point.
- 3) Mengevaluasi performa model Random Forest dengan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score.
- 4) Mengembangkan prototipe aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit yang dapat digunakan untuk memprediksi lokasi secara interaktif melalui input data RSSI.

1.4 Ruang Lingkup

Ruang lingkup dalam kegiatan ini dibatasi pada:

- 1) Lokasi pengambilan data hanya mencakup lantai 1 dan lantai 2 Gedung Fakultas Ekonomi dan Bisnis UNTIRTA.
- 2) Data yang digunakan dalam penelitian adalah nilai RSSI dari 78 access point yang telah dipetakan dalam lingkungan gedung.
- 3) Algoritma machine learning yang digunakan terbatas pada Random Forest Classifier tanpa membandingkannya secara mendalam dengan algoritma lain.

- 4) Sistem dibangun untuk skala prototipe dengan antarmuka berbasis web, tanpa integrasi dengan perangkat keras atau sinyal real-time secara langsung.
- 5) Hasil evaluasi model terbatas pada pengujian akurasi menggunakan dataset uji yang telah disiapkan (bukan real deployment).

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Metode Fingerprinting

Fingerprinting adalah salah satu metode yang sering digunakan dalam sistem penentuan posisi di dalam ruangan atau *Indoor Positioning System* (IPS). Cara kerjanya cukup sederhana, yaitu dengan mencatat pola kekuatan sinyal WiFi yang ada di berbagai titik dalam ruangan, lalu membandingkannya dengan data yang diterima saat pengguna berada di lokasi tertentu. Setiap titik di ruangan biasanya memiliki karakteristik sinyal yang unik, sehingga pola-pola ini bisa digunakan sebagai “sidik jari” lokasi. Itulah sebabnya metode ini disebut fingerprinting, karena prinsipnya mirip seperti membedakan seseorang lewat sidik jari.

Dalam penerapannya, fingerprinting dilakukan melalui dua tahap utama, yaitu tahap offline dan tahap online. Pada tahap offline, dilakukan pengumpulan data sinyal dari berbagai access point di titik-titik yang telah ditentukan. Data tersebut disimpan sebagai referensi. Setelah itu, pada tahap online, perangkat akan menangkap sinyal yang ada saat itu dan mencocokkannya dengan data yang sudah direkam sebelumnya. Dari hasil pencocokan inilah posisi pengguna diperkirakan.

Metode ini punya beberapa kelebihan. Salah satunya, tidak perlu alat tambahan karena cukup memanfaatkan jaringan WiFi yang sudah tersedia. Selain itu, jika data yang dikumpulkan cukup banyak dan rapi, hasil prediksinya bisa cukup akurat. Tapi tentu saja, fingerprinting juga memiliki tantangan. Misalnya, sinyal bisa berubah karena kondisi lingkungan, seperti banyaknya orang di ruangan atau adanya benda logam yang menghalangi sinyal. Selain itu, proses pengumpulan data awal memerlukan waktu dan tenaga ekstra, terutama jika area yang dipetakan cukup luas. Maka dari itu, diperlukan bantuan model pemrosesan data seperti machine learning agar hasilnya bisa lebih andal dan akurat.

2.2 Indoor Positioning System (IPS)

Indoor Positioning System (IPS) merupakan sistem yang dirancang untuk menentukan posisi atau lokasi seseorang maupun objek di dalam ruangan. Sistem ini

muncul sebagai solusi atas keterbatasan GPS yang tidak mampu memberikan akurasi yang baik ketika digunakan di dalam bangunan, seperti gedung perkantoran, pusat perbelanjaan, rumah sakit, atau kampus. Di tempat-tempat tersebut, sinyal satelit yang digunakan oleh GPS seringkali terhalang oleh struktur bangunan, sehingga perangkat tidak bisa mengenali lokasi pengguna secara tepat.

Berbeda dengan GPS yang mengandalkan sinyal dari satelit, IPS biasanya memanfaatkan sumber sinyal lain yang tersedia di dalam ruangan, seperti WiFi, Bluetooth, atau sensor-sensor yang tertanam di perangkat. Oleh karena itu, kebutuhan akan IPS menjadi semakin penting, apalagi dalam lingkungan yang kompleks dan padat aktivitas seperti kampus atau rumah sakit. Sistem ini dapat membantu orang untuk menemukan ruangan, lokasi layanan, atau bahkan melacak pergerakan suatu objek secara real-time. Di sisi lain, IPS juga banyak dimanfaatkan dalam bidang logistik, periklanan berbasis lokasi, dan manajemen aset dalam ruangan.

Perbandingan antara IPS dan GPS terletak pada ruang lingkup penggunaannya. GPS sangat cocok digunakan di luar ruangan karena memiliki cakupan yang luas dan mampu melacak pergerakan secara global. Namun, begitu masuk ke dalam ruangan, akurasi GPS menurun drastis. Di sinilah IPS mengambil peran. Dengan memanfaatkan sinyal lokal yang ada di dalam gedung, IPS dapat memberikan estimasi posisi yang jauh lebih akurat dalam skala ruang tertutup. Karena itu, IPS bukanlah pengganti GPS, melainkan pelengkap yang sangat penting ketika lokasi pengguna tidak bisa dijangkau oleh sinyal satelit.

2.3 Sinyal WiFi sebagai Dasar Penentuan Posisi

Dalam sistem penentuan posisi di dalam ruangan, sinyal WiFi menjadi salah satu sumber data yang paling umum digunakan. Hal ini karena jaringan WiFi sudah tersebar luas di banyak bangunan, baik itu kampus, pusat perbelanjaan, perkantoran, maupun rumah sakit. Salah satu informasi penting yang dimanfaatkan dari sinyal WiFi adalah nilai RSSI (*Received Signal Strength Indicator*), yaitu indikator yang menunjukkan seberapa kuat sinyal yang diterima oleh perangkat dari access point yang ada di sekitarnya. Semakin dekat posisi perangkat dengan access point, biasanya nilai RSSI yang diterima akan semakin besar (dalam satuan negatif, artinya mendekati nol).

Namun, kekuatan dan stabilitas sinyal WiFi tidak selalu konsisten. Ada banyak faktor yang dapat memengaruhi kualitas sinyal, seperti jarak antara perangkat dan access point, ketebalan dinding, keberadaan perabot atau benda logam, jumlah orang di ruangan, hingga interferensi dari perangkat lain yang juga menggunakan frekuensi serupa. Oleh karena itu, meskipun sinyal WiFi dapat dimanfaatkan untuk memperkirakan posisi pengguna, perlu dilakukan pengolahan data secara cermat agar hasilnya tetap akurat dan stabil.

Access point yang tersebar di dalam gedung bisa dimanfaatkan sebagai penanda lokasi. Dengan mencatat nilai RSSI dari beberapa access point secara bersamaan, sistem dapat memperkirakan posisi pengguna dengan membandingkan pola sinyal tersebut dengan data yang sudah tersimpan sebelumnya. Teknik ini menjadi dasar bagi metode fingerprinting yang banyak digunakan dalam pengembangan *Indoor Positioning System*. Karena access point biasanya tidak berpindah-pindah dan sinyalnya bisa terdeteksi oleh berbagai perangkat, maka pemanfaatannya untuk pelacakan lokasi menjadi solusi yang efisien tanpa harus menambahkan perangkat keras baru.

2.4 Algoritma Random Forest

Random Forest merupakan salah satu algoritma machine learning yang cukup populer, khususnya dalam tugas-tugas klasifikasi dan regresi. Secara sederhana, algoritma ini bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan (decision tree) pada data pelatihan, lalu menggabungkan hasil dari masing-masing pohon untuk menghasilkan prediksi akhir. Nama “random” merujuk pada proses pemilihan fitur dan data latih yang dilakukan secara acak pada tiap pohon, sehingga setiap pohon memiliki struktur yang berbeda. Proses ini membantu meningkatkan akurasi dan mengurangi risiko overfitting yang sering terjadi pada model pohon tunggal.

Dalam konteks klasifikasi data, Random Forest memiliki sejumlah keunggulan. Salah satu keunggulannya adalah kemampuannya dalam menangani data dengan jumlah fitur yang besar dan beragam. Selain itu, algoritma ini cukup tangguh terhadap data yang tidak seimbang, serta tidak terlalu sensitif terhadap nilai-nilai yang hilang (missing values). Kombinasi beberapa pohon keputusan juga membuat model ini lebih stabil dan akurat, karena kesalahan dari satu pohon dapat dikoreksi oleh pohon-pohon lainnya dalam satu

“hutan” model. Oleh karena itu, Random Forest sering menjadi pilihan pertama ketika dibutuhkan model yang cepat, andal, dan mudah diterapkan.

Sejumlah penelitian terdahulu telah menunjukkan bahwa Random Forest dapat diterapkan secara efektif dalam pengembangan Indoor Positioning System (IPS), khususnya yang berbasis metode fingerprinting. Dalam studi-studi tersebut, Random Forest mampu memproses pola sinyal WiFi yang kompleks dan menghasilkan estimasi lokasi yang cukup akurat, bahkan di lingkungan dalam ruangan yang dinamis. Keunggulan dalam menangani banyak variabel serta sifatnya yang fleksibel membuat algoritma ini cocok digunakan untuk memetakan hubungan antara kekuatan sinyal (RSSI) dengan posisi pengguna. Hal ini membuktikan bahwa Random Forest bukan hanya cocok secara teori, tetapi juga telah teruji secara praktis dalam berbagai skenario nyata.

BAB III

METODOLOGI

3.1 Proses Pengumpulan Data

3.1.1 Survei Lokasi

Tahap awal dalam pengembangan sistem Indoor Positioning System (IPS) berbasis WiFi adalah melakukan survei lokasi untuk menentukan titik-titik pengambilan data. Lokasi pengujian dipilih di lingkungan Gedung Fakultas Ekonomi dan Bisnis (FEB) Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, yang merupakan area indoor dengan banyak aktivitas. Titik-titik pengambilan data meliputi ruang kelas, lorong, ruang tunggu, dan ruang dosen di lantai 1 dan lantai 2. Pemilihan lokasi dilakukan dengan mempertimbangkan keragaman kondisi ruang, distribusi sinyal WiFi, serta potensi penggunaan sistem oleh civitas akademika.

Tiap titik lokasi ditandai dan dicatat secara sistematis. Survei dilakukan menggunakan denah ruangan yang disesuaikan dengan kondisi nyata di lapangan. Hal ini bertujuan agar setiap pengambilan data memiliki koordinat lokasi yang jelas dan dapat digunakan kembali jika diperlukan proses kalibrasi atau pengujian lanjutan.

3.1.2 Mapping Access Point (AP)

Setelah menentukan titik lokasi, langkah selanjutnya adalah melakukan pemetaan access point (AP) yang tersedia di gedung tersebut. Access point berfungsi sebagai pemancar sinyal WiFi, dan kekuatan sinyal dari setiap AP menjadi komponen utama dalam pembentukan dataset. Pemetaan dilakukan dengan mengidentifikasi jumlah AP, nama AP (SSID), dan kekuatan sinyal rata-rata yang dapat diterima di setiap titik lokasi. Data ini penting agar sistem hanya menggunakan AP yang benar-benar aktif dan memberikan kontribusi dalam proses klasifikasi. Sebanyak 78 AP terdeteksi selama proses pengambilan data. Setiap AP diberikan nama kolom unik (misalnya AP1, AP2, hingga AP78) yang digunakan sebagai fitur dalam model machine learning.

3.1.3 FingerPrinting

Proses fingerprinting merupakan inti dari metode penentuan posisi yang digunakan dalam sistem ini. Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan data RSSI (Received Signal Strength Indicator) dari seluruh AP yang terdeteksi di tiap titik lokasi yang telah ditentukan sebelumnya. Pengukuran dilakukan menggunakan laptop dengan perangkat lunak pemindai sinyal WiFi. Setiap pengukuran disimpan dalam format file .xlsx dengan penamaan sesuai lokasi dan waktu, misalnya snapshot_lobby lantai 1_untirta (1).xlsx. Pengambilan data dilakukan berulang kali di setiap titik untuk memperoleh data yang bervariasi. Setiap titik diukur minimal 2 hingga 4 kali dalam waktu berbeda (misalnya pagi dan siang hari) untuk menangkap dinamika sinyal akibat pergerakan orang, perbedaan suhu, atau gangguan lain. Setelah semua file terkumpul, data dikompilasi menjadi satu dataset utama (dataset_model.csv) yang akan digunakan dalam pelatihan model klasifikasi.

3.2 Proses Pengolahan Data

3.2.1 Preprocessing

Sebelum digunakan dalam proses pelatihan, dataset yang telah dikompilasi perlu diproses agar sesuai dengan kebutuhan algoritma. Tahap ini dikenal dengan preprocessing. Pertama, data dipisahkan antara fitur (nilai RSSI dari AP1–AP78) dan label (kolom spot sebagai lokasi aktual). Selanjutnya, dilakukan pengecekan dan penanganan nilai yang hilang atau tidak terbaca, yang diwakili dengan nilai default -100 dBm sebagai standar untuk sinyal yang tidak terdeteksi.

Data juga dinormalisasi dalam format yang konsisten, dan jika terdapat noise atau anomali pada nilai RSSI, maka dilakukan pembersihan terbatas agar tidak mengganggu proses pelatihan model. Tahap preprocessing bertujuan untuk memastikan bahwa dataset yang diberikan ke model sudah bersih, seragam, dan siap digunakan dalam proses klasifikasi.

3.2.2 Training Model

Setelah seluruh data berhasil dikumpulkan dan diproses melalui tahapan preprocessing, langkah selanjutnya adalah melakukan pelatihan model machine

learning. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah Random Forest Classifier, yang merupakan salah satu algoritma klasifikasi berbasis ensemble learning. Random Forest bekerja dengan membangun sejumlah pohon keputusan (decision trees) dari subset acak data dan fitur, kemudian menggabungkan hasil prediksi masing-masing pohon melalui proses voting untuk menentukan output akhir. Algoritma ini dikenal efektif dalam menangani data numerik berdimensi tinggi, seperti RSSI dari puluhan access point, serta mampu menghindari overfitting dibandingkan model pohon tunggal.

Proses pelatihan dilakukan di lingkungan pengembangan Jupyter Notebook, dengan file kerja bernama `random_forest.ipynb`. Beberapa pustaka Python yang digunakan antara lain: `pandas` untuk pengolahan data, `numpy` untuk manipulasi numerik, dan `scikit-learn` sebagai pustaka utama untuk implementasi algoritma Random Forest.

Langkah-langkah pelatihan model dilakukan sebagai berikut:

1) Pemisahan Dataset

Dataset `dataset_model.csv` dibaca dan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Umumnya, proporsi yang digunakan adalah 80% data latih dan 20% data uji. Data latih digunakan untuk membangun model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa awal model.

2) Pelatihan Model Random Forest

Model Random Forest dilatih menggunakan data latih yang terdiri dari 78 fitur (RSSI dari AP1 hingga AP78) sebagai input, dan kolom `spot` sebagai label lokasi. Model ini belajar untuk mengenali pola kombinasi nilai RSSI yang khas dari setiap lokasi di dalam gedung.

3) Evaluasi Performa Awal

Setelah model selesai dilatih, dilakukan pengujian terhadap data uji untuk mengevaluasi performa awal. Evaluasi dilakukan dengan menghitung metrik klasifikasi seperti akurasi, serta dapat dilanjutkan dengan metrik lainnya seperti `precision`, `recall`, dan `F1-score` untuk menilai kualitas prediksi.

4) Penyimpanan Model

Model yang telah dilatih kemudian disimpan dalam format .pkl menggunakan pustaka pickle, dengan nama file rf_model.pkl. Penyimpanan model ini memungkinkan sistem untuk menggunakan model terlatih kembali tanpa harus melatih ulang setiap kali aplikasi dijalankan.

3.2.3 Evaluasi Model

Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan evaluasi terhadap performa model menggunakan data uji yang sebelumnya telah dipisahkan dari data latih. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur seberapa baik model dalam memprediksi lokasi berdasarkan pola nilai RSSI yang belum pernah dilihat sebelumnya oleh model. Dengan kata lain, proses ini menguji kemampuan generalisasi model terhadap data baru.

Beberapa metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini antara lain:

- 1) Accuracy, rasio antara jumlah prediksi yang benar dengan total jumlah data uji. Metrik ini memberikan gambaran umum mengenai tingkat keberhasilan model secara keseluruhan.
- 2) Precision, yang mengukur seberapa akurat model saat memprediksi suatu kelas tertentu. Nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa prediksi model tidak banyak menghasilkan kesalahan positif.
- 3) Recall, yang menunjukkan seberapa baik model dalam menemukan semua data yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas. Nilai recall yang tinggi berarti model mampu menjangkau sebagian besar data relevan.
- 4) F1-Score, yang merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall. Metrik ini berguna untuk menilai keseimbangan antara kemampuan model dalam menghindari

3.2.4 Prototipe

Tahap akhir dari proyek ini adalah membangun prototipe sistem prediksi lokasi dalam bentuk aplikasi berbasis web. Tujuan dari pengembangan prototipe ini adalah agar pengguna dapat dengan mudah mengakses dan memanfaatkan sistem Indoor Positioning System (IPS) tanpa perlu memahami proses teknis di baliknya.

Aplikasi ini dikembangkan menggunakan Streamlit, sebuah framework Python yang ringan dan efisien untuk membuat antarmuka pengguna interaktif berbasis web.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pelatihan Model

4.1.1 Import dan Persiapan Data

Langkah awal dalam notebook adalah memuat dataset `dataset_model.csv` menggunakan pustaka `pandas`. Dataset ini berisi data hasil fingerprinting, dengan 78 kolom yang merepresentasikan nilai RSSI dari access point (AP1 hingga AP78) dan satu kolom label lokasi (`spot`).

Setelah data dimuat, dilakukan pemisahan antara fitur (`X`) dan label (`y`). Kolom `X` berisi semua nilai RSSI, sedangkan `y` berisi nama lokasi dari masing-masing baris. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan `train_test_split` dari `scikit-learn` dengan rasio 80:20, di mana 80% data digunakan untuk melatih model dan 20% sisanya digunakan untuk evaluasi.

4.1.2 Pelatihan Model

Model `Random Forest Classifier` dilatih menggunakan parameter default dengan `n_estimators=100` (jumlah pohon). Proses pelatihan dilakukan dengan memanggil fungsi `.fit(X_train, y_train)`.

```
rf_model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
rf_model.fit(X_train, y_train)

# Prediksi
y_pred = rf_model.predict(X_test)

# Kembalikan label ke teks
y_pred_labels = le.inverse_transform(y_pred)
y_test_labels = le.inverse_transform(y_test)
```

Gambar 1. Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan algoritma `Random Forest Classifier` dengan jumlah 100 pohon keputusan dan `random_state=42` untuk konsistensi hasil. Setelah pelatihan, model digunakan untuk memprediksi data uji menggunakan `.predict()`.

Karena label lokasi sebelumnya telah diubah menjadi bentuk numerik saat preprocessing, hasil prediksi dan data uji kemudian dikembalikan ke bentuk teks aslinya menggunakan fungsi `inverse_transform()` dari label encoder, agar dapat dibandingkan dalam bentuk nama lokasi yang sebenarnya.

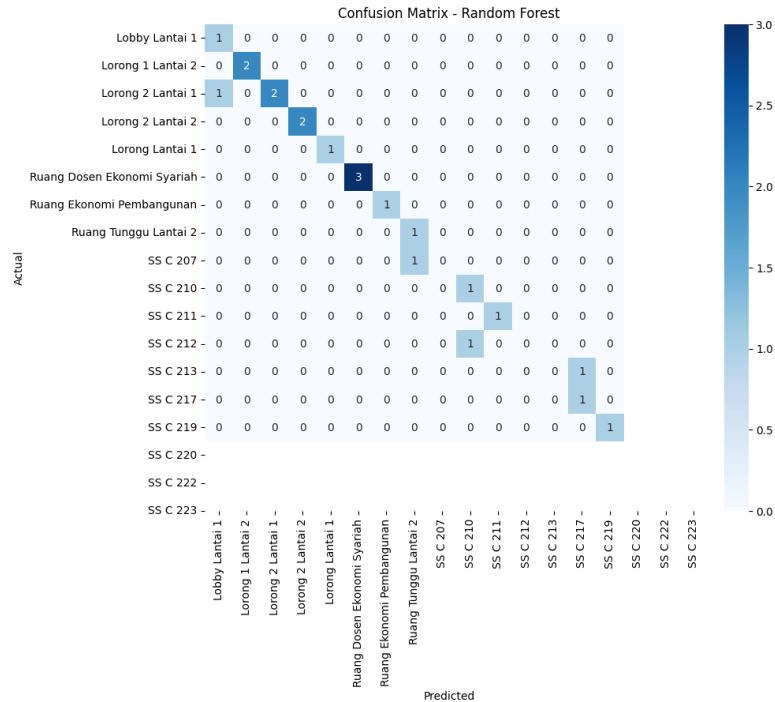
4.1.3 Evaluasi Model

Menghitung performa model menggunakan empat metrik evaluasi utama: accuracy, precision, recall, dan F1-score, semuanya dalam skala weighted average untuk mempertimbangkan distribusi tiap kelas. Hasil evaluasi disimpan dalam bentuk tabel DataFrame dengan nama model dan persentase hasil metrik, lalu ditampilkan sebagai ringkasan performa akhir model Random Forest.

Metrik	Nilai
Accuracy	81.0%
Precision	76.2%
Recall	81.0%
F1-Score	76.5%

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Random Forest memiliki akurasi sebesar 81.0%, yang berarti sebagian besar prediksi lokasi sudah sesuai dengan label aslinya. Precision sebesar 76.2% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi yang

mendeteksi sebagian besar lokasi dengan benar. Sementara itu, F1-Score 76.5% mencerminkan keseimbangan yang cukup baik antara precision dan recall, menandakan performa model yang stabil dan dapat diandalkan.



Gambar 2. Confussion Matrix

Berdasarkan confusion matrix dari model Random Forest yang ditampilkan, dapat dilihat bahwa model ini memiliki kinerja yang bervariasi di berbagai kelas. Angka-angka di sepanjang diagonal utama (dari kiri atas ke kanan bawah) menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas. Sebagai contoh, model berhasil memprediksi kelas "Ruang Dosen Ekonomi Syariah" dengan benar sebanyak 3 kali dan kelas "Lorong 1 Lantai 2", "Lorong 2 Lantai 1", serta "Lorong 2 Lantai 2" masing-masing dengan benar sebanyak 2 kali. Namun, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang signifikan, yang ditunjukkan oleh angka-angka di luar diagonal utama. Kesalahan paling mencolok terjadi pada kelas "SS C 207", di mana ketiga sampelnya salah diklasifikasikan sebagai "Ruang Dosen Ekonomi Syariah". Selain itu, terjadi juga kebingungan antara kelas-kelas lain, seperti satu sampel "SS C 213" dan satu sampel "SS C 217" yang keduanya salah diprediksi sebagai "SS C 219". Secara keseluruhan, meskipun model ini menunjukkan keberhasilan pada beberapa kelas, performanya masih perlu ditingkatkan, terutama dalam membedakan kelas-kelas yang memiliki karakteristik serupa atau yang sering salah diklasifikasikan.

4.1.4 Penyimpanan Model

Setelah evaluasi, model disimpan ke dalam file `rf_model.pkl` menggunakan pustaka `pickle`:

```
with open("rf_model.pkl", "wb") as f:
    pickle.dump(rf_model, f)

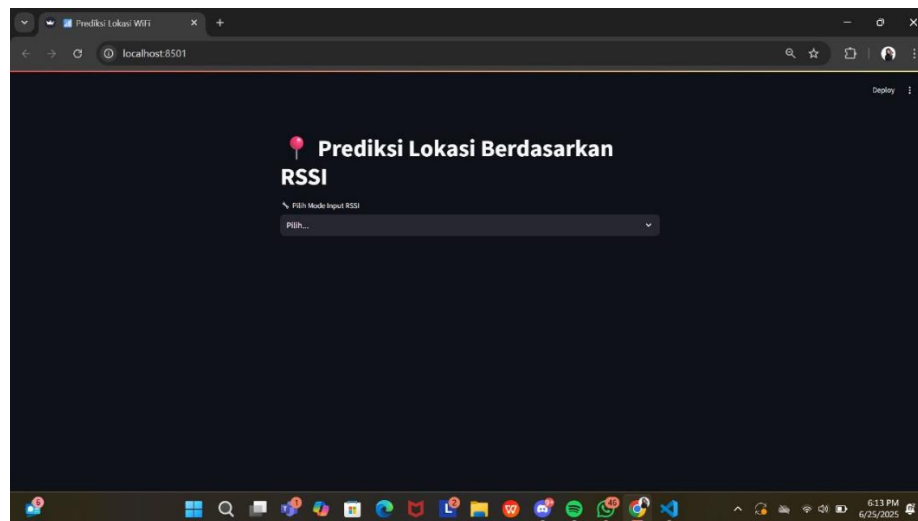
print("✅ Model Random Forest disimpan sebagai 'rf_model.pkl'")

✅ Model Random Forest disimpan sebagai 'rf_model.pkl'
```

Gambar 3. Penyimpanan Model

File ini nantinya digunakan oleh aplikasi Streamlit sebagai model prediksi utama. Penyimpanan ini memungkinkan sistem dijalankan tanpa perlu melakukan pelatihan ulang setiap kali aplikasi dijalankan.

4.2 Hasil Pengembangan Aplikasi

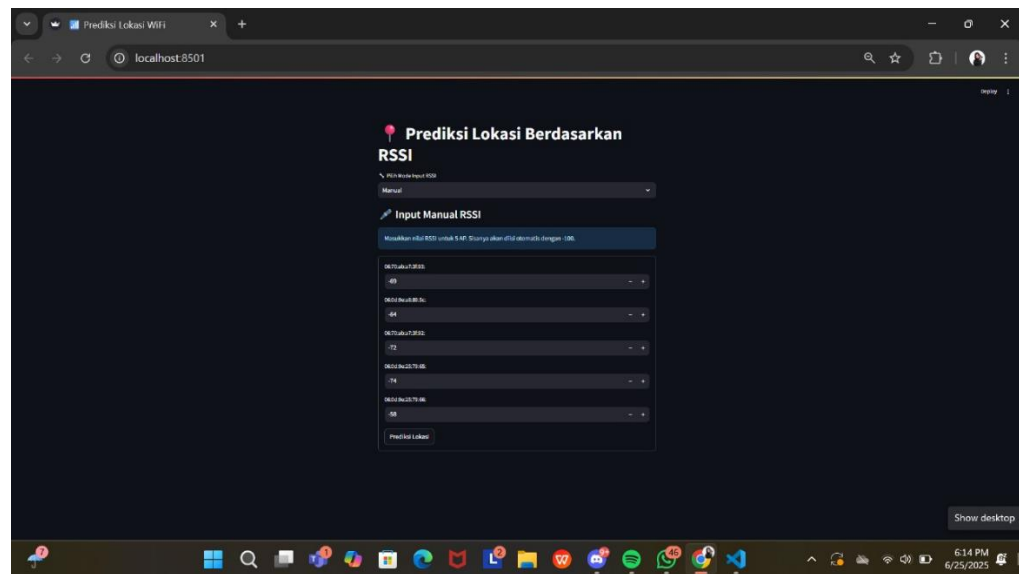


Gambar 4. Aplikasi RSSI

Setelah model berhasil dilatih, langkah selanjutnya adalah mengimplementasikannya ke dalam sebuah aplikasi prediksi lokasi berbasis web. Aplikasi dikembangkan menggunakan framework Streamlit, yang memungkinkan tampilan antarmuka pengguna yang sederhana namun interaktif.

Aplikasi mendukung tiga metode input, yaitu:

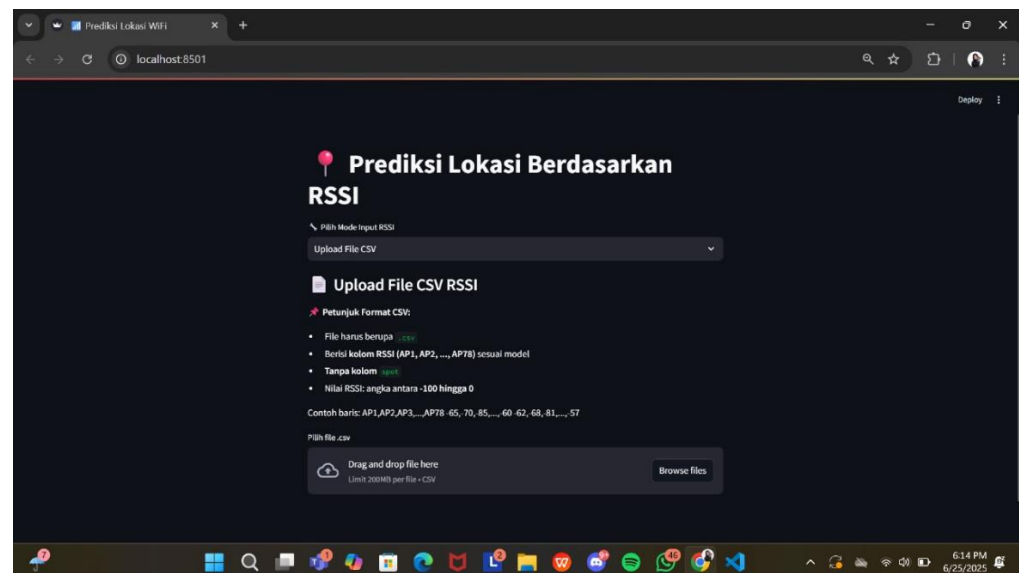
1) Input Manual



Gambar 5. Input Manual

Pengguna dapat memasukkan nilai RSSI dari lima access point utama secara langsung melalui antarmuka. Sisa nilai dari 78 AP akan otomatis diisi dengan -100 dBm. Mode ini berguna untuk uji coba cepat atau simulasi terbatas.

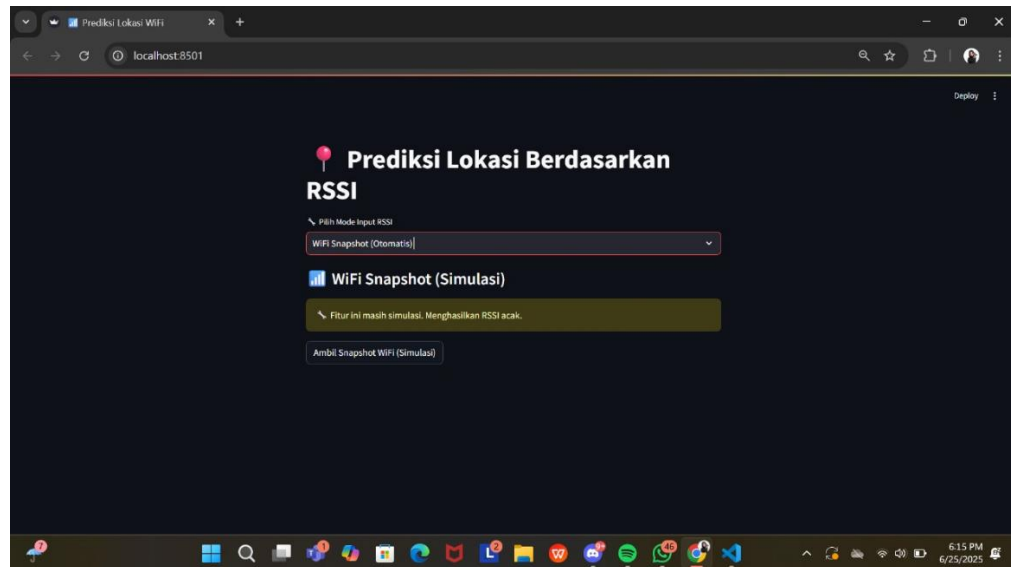
2) Upload File CSV



Gambar 6. Upload File CSV

Aplikasi memungkinkan pengguna untuk mengunggah file .csv berisi nilai RSSI lengkap dari 78 AP. Setelah file diproses, prediksi lokasi akan muncul di layar dan pengguna dapat mengunduh kembali file hasil prediksi dalam format .csv.

3) Snapshot Simulasi



Gambar 7. Snapshot Simulasi

Sistem dapat menghasilkan nilai RSSI secara acak dalam rentang tertentu (-90 hingga -40 dBm) untuk mensimulasikan kondisi sinyal nyata. Prediksi lokasi berdasarkan data simulasi ini ditampilkan langsung kepada pengguna.

Semua metode input menggunakan model `rf_model.pkl` yang telah dilatih sebelumnya untuk melakukan prediksi secara real-time. Proses pemuatan model dilakukan dengan pustaka pickle, dan hasil prediksi akan langsung ditampilkan di tampilan utama aplikasi.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pelatihan model, evaluasi performa, dan pengujian aplikasi, dapat disimpulkan bahwa algoritma Random Forest mampu memprediksi lokasi dalam ruangan berdasarkan pola kekuatan sinyal WiFi (RSSI) dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Dengan memanfaatkan metode fingerprinting dan 78 fitur RSSI sebagai masukan, model yang dibangun menghasilkan akurasi sebesar 81.0%, precision sebesar 76.2%, recall sebesar 81.0%, dan F1-score sebesar 76.5%. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat, tetapi juga seimbang dalam mendeteksi berbagai lokasi secara konsisten.

Selain itu, aplikasi prototipe yang dikembangkan menggunakan framework Streamlit terbukti memberikan kemudahan bagi pengguna dalam melakukan prediksi lokasi. Aplikasi mendukung tiga metode input data (manual, unggah file CSV, dan simulasi snapshot), sehingga fleksibel digunakan dalam berbagai skenario uji coba. Integrasi antara model terlatih dan antarmuka pengguna yang sederhana menjadikan sistem ini cukup siap untuk digunakan sebagai dasar pengembangan sistem Indoor Positioning System (IPS) yang lebih lanjut di lingkungan kampus atau gedung lainnya.

5.2 Saran

Untuk pengembangan dan penyempurnaan sistem di masa mendatang, beberapa saran yang dapat dipertimbangkan antara lain:

1. Menambah Titik Lokasi dan Volume Data

Jumlah titik pengambilan data dapat diperluas, baik secara horizontal (lebih banyak ruangan) maupun vertikal (lantai gedung lain), untuk memperkaya keragaman data pelatihan dan meningkatkan akurasi model secara keseluruhan.

2. Integrasi dengan Sinyal Real-Time

Aplikasi saat ini masih berbasis input manual dan data statis. Pengembangan sistem yang mampu menangkap dan memproses sinyal WiFi secara real-time dari perangkat pengguna akan meningkatkan kepraktisan dan akurasi prediksi dalam situasi nyata.

3. Eksplorasi Model Lain atau Hybrid

Meskipun Random Forest telah menunjukkan performa yang baik, eksplorasi terhadap algoritma lain seperti K-Nearest Neighbors (KNN), Gradient Boosting, atau bahkan pendekatan berbasis Deep Learning dapat dilakukan. Selain itu, penerapan teknik ensemble atau kombinasi beberapa model juga berpotensi meningkatkan performa lebih lanjut.

4. Visualisasi Posisi dalam Denah Gedung

Penambahan fitur visualisasi posisi pengguna pada peta atau denah ruangan secara interaktif dapat meningkatkan pengalaman pengguna serta mempermudah pemahaman terhadap hasil prediksi.

Dengan pengembangan lebih lanjut, sistem ini tidak hanya akan menjadi alat bantu penelitian, tetapi juga berpotensi digunakan sebagai solusi penentuan lokasi di dalam ruangan secara nyata dan praktis.