

EVALUASI SPASIAL DAN KLASIFIKASI KUALITAS SINYAL LORA DI LINGKUNGAN INDOOR BERTINGKAT DENGAN ALGORITMA K-MEANS

Dini Aditama¹, Acep Taryana^{*1}, Hari Siswantoro¹

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Jenderal Soedirman
Purbalingga, Indonesia

*e-mail: acep@unsoed.ac.id

Abstrak

Implementasi jaringan LoRa di gedung bertingkat menghadapi tantangan redaman sinyal akibat struktur fisik bangunan yang kompleks. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi distribusi spasial kualitas sinyal LoRa dan mengidentifikasi pola persebarannya di sebuah gedung perkantoran 18 lantai. Pengambilan data dilakukan pada 119 titik ukur yang tersebar di 16 lantai, dengan parameter utama *Received Signal Strength Indicator* (RSSI) dan *Signal-to-Noise Ratio* (SNR). Algoritma K-Means Clustering diterapkan untuk mengklasifikasikan titik-titik pengukuran tersebut ke dalam kelompok-kelompok berdasarkan karakteristik kualitas sinyal yang serupa. Hasil *clustering* membentuk enam kluster yang merepresentasikan tingkat kualitas sinyal dari ‘sangat buruk’ hingga ‘sangat baik’. Analisis menunjukkan bahwa distribusi kualitas sinyal sangat tidak merata; lantai seperti 5, 9, dan 13 didominasi oleh kluster sinyal ‘sangat baik’, sedangkan lantai dasar, *mezzanine*, 1, 14, dan 15 justru menunjukkan kualitas sinyal yang rendah. Temuan kunci dari penelitian ini adalah bahwa jarak ke *gateway* bukan merupakan satu-satunya penentu kualitas sinyal. Banyak titik dengan kualitas buruk justru berada dekat dengan *gateway*, yang mengonfirmasi bahwa halangan fisik dalam ruangan memiliki pengaruh dominan terhadap atenuasi sinyal LoRa.

Kata Kunci: LoRa, *K-Means clustering*, kualitas sinyal, lingkungan *indoor*, RSSI

Abstract

The implementation of LoRa networks in multi-story buildings faces challenges from signal attenuation caused by complex physical building structures. This research aims to evaluate the spatial distribution of LoRa signal quality and identify its propagation patterns within an 18-story office building. Data was collected from 119 measurement points distributed across 16 floors, with the key parameters being the Received Signal Strength Indicator (RSSI) and Signal-to-Noise Ratio (SNR). The K-Means Clustering algorithm was applied to classify these measurement points into groups based on similar signal quality characteristics. The clustering results formed six clusters representing signal quality levels from ‘very poor’ to ‘very good’. The analysis shows that the signal quality distribution is highly non-uniform; floors such as 5, 9, and 13 are dominated by the ‘very good’ signal cluster, whereas the ground, mezzanine, 1st, 14th, and 15th floors exhibit poor signal quality. A key finding of this study is that distance to the gateway is not the sole determinant of signal quality. Many points with poor quality were found to be close to the gateway, which confirms that indoor physical obstructions have a dominant influence on LoRa signal attenuation.

Keywords: LoRa, K-Means clustering, signal quality, indoor environment, RSSI

1. PENDAHULUAN

Pesatnya kemajuan *Internet of Things* (IoT) telah merevolusi berbagai sektor [1], [2], dengan proyeksi jumlah perangkat terhubung akan mencapai 40 miliar pada tahun 2030 [3]. Di antara berbagai teknologi konektivitas, *Long Range* (LoRa) menjadi populer untuk aplikasi di gedung pintar (*smart building*) karena kemampuannya menyediakan koneksi jarak jauh dengan konsumsi daya rendah [4]. Meskipun demikian, implementasinya di lingkungan dalam ruangan yang kompleks seperti gedung perkantoran bertingkat menghadapi tantangan signifikan. Hambatan fisik seperti dinding dan lantai dapat menyebabkan redaman sinyal yang substansial, bahkan performa komunikasi antar lantai dapat menurun drastis [5], sehingga menuntut adanya evaluasi empiris yang sistematis terhadap kualitas sinyal aktual di lapangan. Sejumlah penelitian telah memanfaatkan algoritma *machine learning*, di mana klasterisasi diakui sebagai alat yang ampuh untuk analisis kinerja IoT [6]. K-Means, secara khusus, telah diterapkan dalam berbagai skenario jaringan nirkabel. Sebagai contoh, beberapa studi menggunakannya untuk sistem pelokalan berbasis RSSI [7] dan meningkatkan akurasi sistem pemosisian dalam ruangan [8]. Namun, tujuan dari penelitian-penelitian tersebut adalah untuk menentukan lokasi perangkat, bukan untuk menganalisis dan memetakan zona kualitas sinyal spasial seperti yang dilakukan dalam studi ini. Penelitian lain menerapkan K-Means untuk mengevaluasi jaringan WiFi di lingkungan kampus terbuka [9], [10]. Perbedaannya yang mendasar terletak

pada lingkungan dan teknologi, di mana studi ini secara spesifik mengatasi tantangan propagasi sinyal LoRa yang unik di dalam struktur gedung vertikal yang padat. Dalam konteks LoRa sendiri, K-Means telah dieksplorasi untuk optimisasi alokasi *Spreading Factor* (SF) [11], sementara dalam lingkup *Wireless Sensor Networks* (WSN) yang lebih luas, algoritma ini juga populer untuk menyeimbangkan konsumsi energi [12], [13]. Justifikasi perbedaannya adalah, aplikasi-aplikasi tersebut berfokus pada optimisasi level MAC dan efisiensi energi, sementara penelitian ini berfokus pada pemetaan kualitas sinyal di level fisik sebagai dasar untuk perencanaan cakupan jaringan. Berbagai studi lain juga telah mengonfirmasi bahwa metrik RSSI dan SNR sangat dipengaruhi oleh posisi dan halangan fisik [14], [15]. Temuan spesifik lebih lanjut menunjukkan kompleksitas sinyal ini, di mana data LoRa terkadang masih dapat dibaca pada SNR rendah [16], namun dapat terjadi kehilangan paket saat RSSI melampaui ambang batas kritis seperti -120 dBm [17].

Berdasarkan tinjauan tersebut, celah penelitian yang diisi oleh studi ini menjadi jelas. Meskipun K-Means adalah algoritma yang matang, penerapannya untuk analisis spasial dan pemetaan zona kualitas sinyal LoRa di lingkungan gedung bertingkat yang kompleks berdasarkan data empiris RSSI dan SNR masih belum banyak dieksplorasi. Penelitian yang ada cenderung berfokus pada konteks yang berbeda (lokasi, WiFi, optimisasi parameter) atau menggunakan metode pemodelan teoretis yang kompleks seperti *ray tracing* [18] dan pemodelan *link budget* [19]. Dengan demikian, paper ini memberikan kontribusi utama dengan mengaplikasikan algoritma K-Means Clustering sebagai sebuah kerangka kerja praktis untuk mengevaluasi jaringan LoRa dalam ruangan. Secara spesifik, kontribusi pertama adalah penggunaan K-Means untuk mengklasifikasikan data sinyal (RSSI dan SNR) ke dalam enam klaster berbeda, yang secara efektif memetakan distribusi kualitas sinyal dari level "Sangat Baik" hingga "Sangat Buruk" di seluruh Gedung Kantor X. Selanjutnya, sebagai kontribusi kedua, paper ini menyajikan analisis evaluatif terhadap hubungan antara klaster kualitas sinyal dengan jarak fisik ke *gateway*. Analisis ini membuktikan bahwa meskipun jarak berkorelasi dengan kualitas sinyal, faktor penghalang fisik dalam ruangan memiliki pengaruh yang signifikan dan tidak dapat diabaikan. Kerangka kerja analisis ini menyajikan sebuah metode berbasis data yang dapat direplikasi untuk perencanaan dan optimalisasi jaringan LoRa di lingkungan vertikal serupa.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan secara sistematis melalui beberapa tahapan yang terstruktur, mulai dari persiapan dan studi literatur, pengumpulan data, pembangunan model klasterisasi, pengujian, hingga analisis dan evaluasi akhir.

2.1. Lokasi dan Objek Penelitian

Penelitian dilakukan di lingkungan dalam Gedung Kantor X, sebuah gedung perkantoran 18 lantai untuk menganalisis distribusi kualitas sinyal LoRa [1], [5]. Pengumpulan data dilakukan di 16 lantai, dengan pengecualian pada lantai *basement* dan lantai 2. Objek penelitian adalah sinyal LoRa yang dipancarkan dari perangkat IoT dan diterima oleh *gateway* yang tersebar di dalam gedung.

2.2. Alat dan Bahan

Perangkat keras yang digunakan meliputi:

- **Laptop:** Lenovo 330 14-AST AMD A9 dengan OS Windows 11, RAM 8GB, dan SSD 1026 GB.
- **Gateway LoRaWAN:** 4 unit *gateway* Wirnet iStation 923 MHz Kerlink (outdoor) yang dipasang di dalam ruangan pada lantai 1, 5, 9, dan 13.
- **Perangkat IoT:** 119 unit Milesight Temperature & Humidity Sensor yang ditempatkan pada titik-titik pengukuran.

Perangkat lunak yang digunakan adalah:

- **Jupyter Notebook:** Untuk analisis data dan implementasi algoritma K-Means.
- **Telkom IoT Platform:** Untuk merekam dan mengunduh data parameter sinyal dari perangkat IoT.
- **Microsoft Office Professional 2019:** Untuk pengolahan data awal.

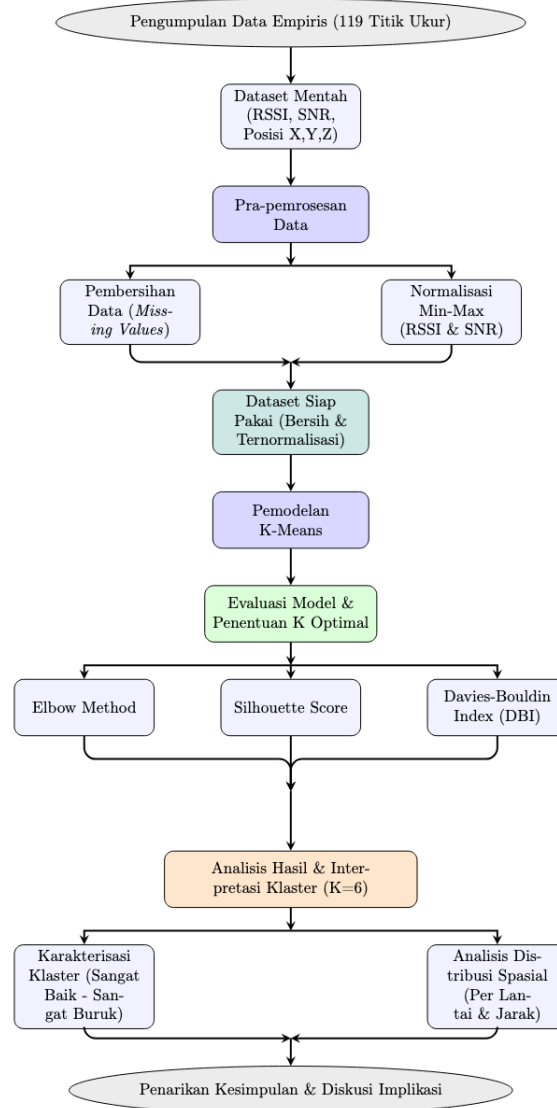
2.3. Prosedur Penelitian

Investigasi kualitas sinyal LoRa dilakukan melalui alur analisis yang terstruktur, dimulai dengan pengumpulan data empiris. Fase awal ini dirancang untuk mengumpulkan dua metrik penting untuk kualitas sinyal—yaitu Received Signal Strength Indicator (RSSI) dan Signal-to-Noise Ratio (SNR)—dari berbagai lokasi. Pengukuran-pengukuran ini, digabungkan dengan data pemosisian tiga dimensi yang presisi, membentuk kumpulan data mentah untuk analisis klasterisasi K-Means yang bertujuan mengidentifikasi

zona-zona kualitas sinyal yang berbeda dan memahami hubungannya dengan faktor-faktor fisik seperti jarak dan hambatan. Uraian prosedur penelitian dijelaskan dalam Gambar 1. Setiap tahapan gambar tersebut dijelaskan sebagai berikut:

Diagram Alir Metodologi Penelitian

1. **Pengumpulan Data:** Perangkat IoT ditempatkan pada 119 titik yang tersebar di seluruh lantai yang ditentukan. Parameter sinyal, yaitu RSSI dan SNR, direkam melalui Telkom IoT Platform dan diunduh dalam format .csv. Selain itu, posisi tiga dimensi (X, Y, Z) dari setiap perangkat IoT dipetakan berdasarkan denah lantai untuk menghitung jarak Euclidean ke setiap *gateway*.



Gambar 1. Diagram Alir Metodologi Penelitian

2. **Pra-pemrosesan Data (Tahap Persiapan Analisis):** Sebelum data mentah dapat dianalisis oleh model, data tersebut harus melalui tahap persiapan terlebih dahulu. Proses ini sangat penting untuk memastikan kualitas dan keakuratan hasil akhir. Tahap persiapan ini terdiri dari dua langkah utama:
 - o **Pembersihan Data dari Catatan Kosong:** Terkadang, ada formulir yang tidak terisi lengkap —misalnya, nilai kekuatan sinyal (RSSI) berhasil tercatat, namun nilai kualitas sinyal terhadap derau (SNR) ternyata kosong karena adanya gangguan sesaat saat transmisi. Formulir yang tidak lengkap ini, atau yang dalam analisis data disebut *missing values*, dapat mengganggu proses kalkulasi dan menghasilkan kesimpulan yang keliru. Untuk mengatasi hal ini, sebuah proses otomatis dijalankan untuk menyisir seluruh data dan membuang setiap baris (catatan sensor) yang datanya tidak lengkap. Secara sederhana, ini adalah

perintah untuk "mengabaikan semua formulir yang cacat". Langkah ini memastikan bahwa hanya data yang utuh dan andal yang akan digunakan dalam analisis.

- **Penyetaraan Skala Nilai (Normalisasi):** Setelah data dipastikan lengkap, tantangan berikutnya adalah perbedaan skala pengukuran. Parameter RSSI diukur dalam rentang nilai yang besar (misalnya, dari -120 dBm hingga -60 dBm), sementara SNR diukur dalam rentang yang jauh lebih kecil (misalnya, -10 dB hingga 10 dB). Jika langsung diolah, algoritma akan keliru menganggap bahwa RSSI jauh lebih penting daripada SNR hanya karena angkanya lebih besar—mirip seperti menganggap "jarak 2.000 meter" lebih signifikan daripada "jarak 2 kilometer" padahal nilainya sama. Untuk mencegah bias ini, dilakukan proses normalisasi data. Semua nilai RSSI dan SNR "diterjemahkan" ke dalam satu skala yang seragam dan mudah dibandingkan, yaitu rentang 1 hingga 10. Dengan skala yang setara ini, nilai RSSI yang "baik" dan nilai SNR yang "baik" akan memiliki bobot yang seimbang di mata algoritma. Dengan demikian, model dapat menilai kedua parameter secara adil tanpa ada satu pun yang mendominasi, sehingga hasil pengelompokan kualitas sinyal menjadi jauh lebih akurat dan bermakna.
3. **Pembangunan Model Klasterisasi:**
- **Algoritma:** Penelitian ini menggunakan algoritma K-Means, sebuah metode partisi yang mengelompokkan data berdasarkan kedekatan jarak ke pusat kluster (*centroid*) [13].
 - **Variabel:** Parameter yang digunakan untuk proses klasterisasi adalah nilai RSSI dan SNR yang telah dinormalisasi.
 - **Proses:** Proses K-Means dilakukan secara iteratif: (1) Menentukan jumlah kluster K; (2) Inisialisasi *centroid* secara acak; (3) Menghitung jarak Euclidean setiap titik data ke setiap *centroid*; (4) Mengelompokkan data ke *centroid* terdekat; (5) Memperbarui posisi *centroid* dengan menghitung rata-rata dari semua titik dalam kluster; (6) Mengulangi langkah 3-5 hingga posisi *centroid* tidak lagi berubah (konvergen) [6], [20].
4. **Pengujian dan Evaluasi Model:** Untuk menentukan jumlah kluster (K) yang paling optimal, tiga metode evaluasi digunakan [21]:
- **Elbow Method:** Mengidentifikasi titik "siku" pada grafik *Sum of Squared Errors* (SSE) terhadap jumlah kluster K. Titik siku menunjukkan jumlah kluster di mana penambahan kluster selanjutnya tidak memberikan penurunan SSE yang signifikan [21].
 - **Silhouette Score:** Mengukur seberapa mirip sebuah objek dengan klasternya sendiri dibandingkan dengan kluster lain. Nilai berkisar dari -1 hingga 1, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan klasterisasi yang lebih baik [21].
 - **Davies-Bouldin Index (DBI):** Mengukur rasio antara jarak intra-kluster dan jarak antar-kluster. Nilai DBI yang lebih rendah menunjukkan klasterisasi yang lebih baik karena kluster lebih padat dan terpisah dengan baik [21].
5. **Analisis Data:** Hasil klasterisasi dianalisis untuk memahami karakteristik setiap kluster (kualitas sinyal) dan distribusinya di setiap lantai. Hubungan antara kualitas sinyal (kluster) dan jarak fisik ke *gateway* terdekat dievaluasi menggunakan visualisasi *boxplot* untuk menguji hipotesis bahwa jarak mempengaruhi kualitas sinyal.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil dari pengumpulan data, implementasi klasterisasi, dan analisis terhadap distribusi kualitas sinyal LoRa di Gedung Kantor X.

3.1. Deskripsi Data

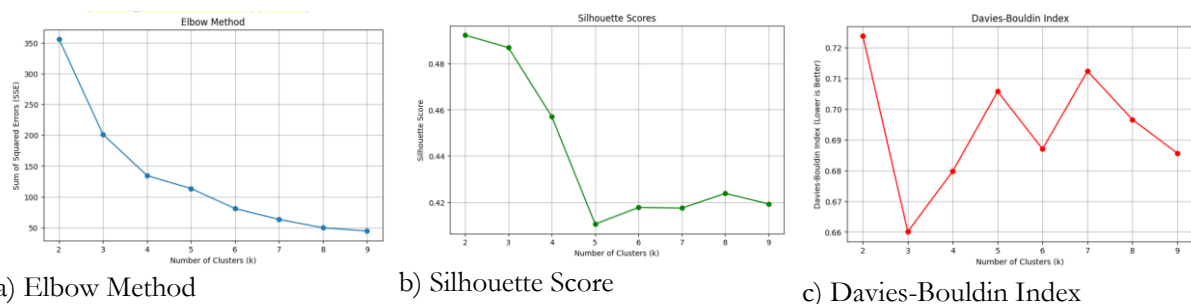
Data dikumpulkan dari 119 titik pengukuran yang tersebar di 16 lantai. Empat *gateway* LoRa ditempatkan di lantai 1, 5, 9, dan 13. Variabel utama yang dianalisis adalah RSSI (dBm) dan SNR (dB) sebagai indikator kualitas sinyal, serta koordinat spasial (X, Y, Z) untuk perhitungan jarak. Distribusi frekuensi data mentah menunjukkan bahwa nilai RSSI berkisar dari -120.9 dBm hingga -61.16 dBm, dengan rata-rata -103.19 dBm. Sebagian besar data RSSI terkonsentrasi pada rentang -108.8 dBm hingga -102.7 dBm. Untuk SNR, nilai berkisar dari -10 dB hingga 9.5 dB, dengan rata-rata 3.7 dB. Populasi data SNR terbanyak berada pada rentang 5.5 dB hingga 7.5 dB.

3.2. Penentuan Jumlah Kluster Optimal (K)

Untuk menentukan jumlah kluster yang paling representatif, tiga metode evaluasi diterapkan pada rentang K dari 2 hingga 9.

- **Elbow Method:** Grafik pada Gambar 2.a menunjukkan penurunan SSE yang tajam dari K=2 ke K=3, kemudian melambat secara signifikan setelah K=6. Titik ini diidentifikasi sebagai "siku" (*elbow point*), yang mengindikasikan bahwa K=6 adalah jumlah kluster yang baik.
- **Silhouette Score pada Gambar 2.b:** Metode ini menghasilkan skor tertinggi (0.492) pada K=2, yang menunjukkan pemisahan yang sangat baik untuk dua kluster. Namun, skor untuk K=6 (0.417) masih berada dalam rentang yang dapat diterima dan menunjukkan struktur kluster yang valid.
- **Davies-Bouldin Index (DBI) pada Gambar 2.c:** Nilai DBI terendah (paling baik) tercatat pada K=3 (0.660). Nilai DBI untuk K=6 (0.687) juga relatif rendah dibandingkan dengan nilai K lainnya, yang mendukung bahwa kluster yang terbentuk cukup padat dan terpisah dengan baik.

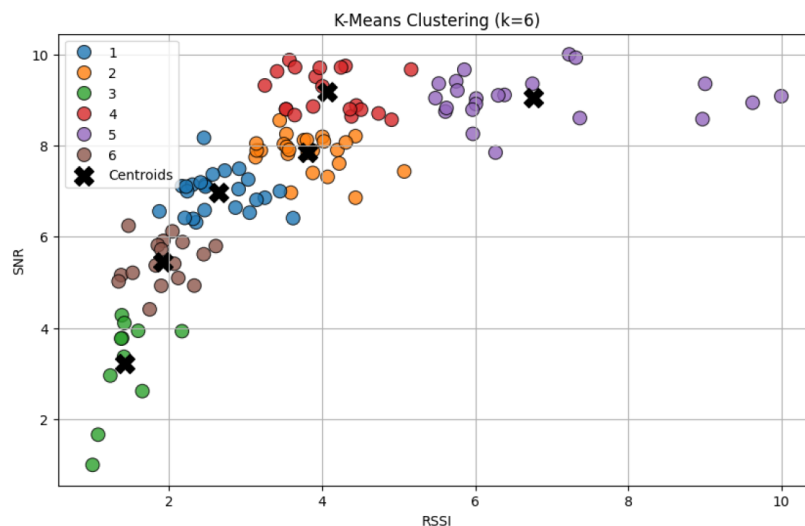
Meskipun setiap metode memberikan hasil optimal yang berbeda (Elbow: K=6, Silhouette: K=2, DBI: K=3), K=6 dipilih sebagai jumlah kluster final. Keputusan ini didasarkan pada argumen bahwa *Elbow Method* menunjukkan titik perubahan variabilitas yang signifikan pada K=6, dan hasil dari dua metode lainnya untuk K=6 masih menunjukkan kualitas kluster yang baik dan dapat diinterpretasikan secara logis dalam konteks kualitas sinyal (misalnya, dari sangat buruk hingga sangat baik).



Gambar 2. Hasil Pengujian untuk Menentukan Jumlah Kluster Optimal

3.3. Karakteristik Setiap Kluster

Dengan K=6, algoritma K-Means mengelompokkan 119 titik data. Visualisasi persebaran kluster ditunjukkan pada Gambar 3, dan karakteristik rata-rata RSSI dan SNR untuk setiap kluster disajikan pada Tabel 1.



Gambar 3. Persebaran Kluster (K=6) Berdasarkan RSSI dan SNR Ternormalisasi

Tabel 1. Nilai Rata-rata dan Kategori Setiap Kluster

Kluster	Rata-rata RSSI (dBm)	Rata-rata SNR (dB)	Kategori	Jumlah Anggota
1	-110.03	2.88	Cukup Lemah	24
2	-102.29	4.80	Cukup Baik	25

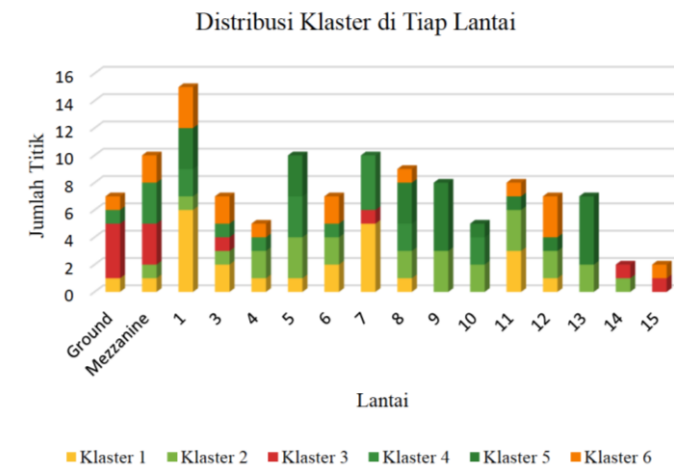
Klaster	Rata-rata RSSI (dBm)	Rata-rata SNR (dB)	Kategori	Jumlah Anggota
3	-118.13	-5.24	Sangat Buruk	11
4	-100.56	7.70	Baik	20
5	-82.67	7.41	Sangat Baik	22
6	-114.84	-0.40	Buruk	17

Analisis karakteristik klaster:

- **Klaster 5 (Sangat Baik):** Memiliki RSSI tertinggi (-82.67 dBm) dan SNR yang sangat baik (7.41 dB), merepresentasikan area dengan konektivitas paling ideal dan hampir tanpa hambatan.
- **Klaster 4 (Baik):** Menunjukkan kualitas sinyal yang kuat dengan RSSI -100.56 dBm dan SNR tertinggi (7.7 dB), menandakan transmisi data yang stabil.
- **Klaster 2 (Cukup Baik):** Memiliki kualitas sinyal yang stabil dan dapat diandalkan, dengan nilai RSSI (-102.29 dBm) dan SNR (4.8 dB) yang baik.
- **Klaster 1 (Cukup Lemah):** Nilai RSSI (-110.03 dBm) berada di ambang batas bawah, namun SNR yang positif (2.88 dB) menunjukkan lingkungan yang relatif bersih dari *noise*, sehingga sinyal masih dapat diproses.
- **Klaster 6 (Buruk):** Dengan RSSI rendah (-114.84 dBm) dan SNR mendekati nol (-0.4 dB), area ini mengalami pelemahan sinyal yang signifikan dan tingkat *noise* yang cukup tinggi.
- **Klaster 3 (Sangat Buruk):** Merupakan klaster dengan kualitas terendah. RSSI sangat rendah (-118.13 dBm) dan SNR negatif (-5.24 dB) mengindikasikan bahwa sinyal berada di ujung jangkauan dan sangat terganggu oleh *noise* dan hambatan fisik.

3.4. Distribusi Spasial Klaster

Distribusi klaster di setiap lantai menunjukkan pola yang sangat tidak merata (Gambar 4). Lantai yang dekat dengan lokasi *gateway* (lantai 5, 9, dan 13) didominasi oleh klaster berkualitas tinggi (Sangat Baik, Baik, Cukup Baik). Sebaliknya, lantai yang jauh dari *gateway* atau berada di level bawah (lantai *ground*, *mezzanine*, 1) dan level atas (14, 15) menunjukkan konsentrasi tinggi dari klaster berkualitas rendah (Buruk, Sangat Buruk). Ini mengindikasikan efektivitas vertikal *gateway* namun juga adanya area-area dengan cakupan yang lemah.



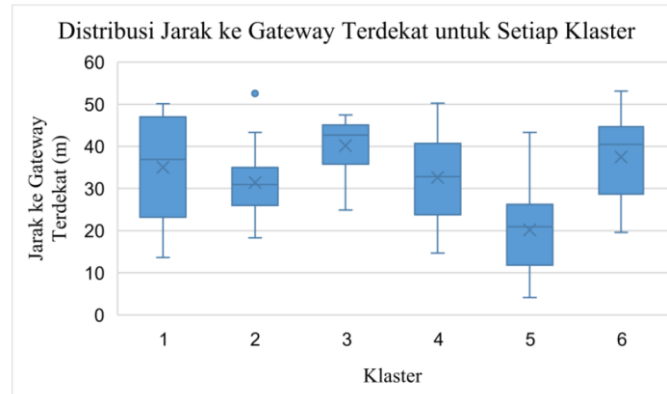
Gambar 4. Distribusi Jumlah Titik per Klaster di Setiap Lantai

3.5. Evaluasi Faktor Jarak dan Hambatan

Analisis hubungan antara klaster kualitas sinyal dengan jarak fisik ke *gateway* terdekat (Gambar 5) memberikan pemahaman yang lebih mendalam. Terdapat kecenderungan yang jelas:

- **Klaster 5 (Sangat Baik)** memiliki jarak median terpendek ke *gateway* (sekitar 20m), menunjukkan bahwa sinyal terbaik umumnya ditemukan di dekat *gateway*.
- **Klaster 3 (Sangat Buruk)** dan **Klaster 6 (Buruk)** memiliki jarak median terjauh (di atas 40m), mengkonfirmasi bahwa sinyal cenderung menurun drastis seiring bertambahnya jarak.

Namun, analisis ini juga mengungkap anomali penting. *Boxplot* pada Gambar 5 menunjukkan adanya tumpang tindih yang signifikan dalam rentang jarak antar klaster. Misalnya, beberapa titik data di **Klaster 1 (Cukup Lemah)** dan **Klaster 4 (Baik)** memiliki jarak yang sama atau bahkan lebih jauh dari titik-titik di **Klaster 6 (Buruk)**. Ditemukan pula kondisi di mana perangkat dengan jarak lebih jauh memiliki kualitas sinyal yang lebih baik daripada perangkat yang lebih dekat, dan sebaliknya. Temuan ini membuktikan bahwa kualitas sinyal LoRa di lingkungan gedung bertingkat tidak semata-mata ditentukan oleh jarak fisik. Faktor-faktor seperti posisi relatif terhadap dinding beton, partisi, dan perabotan memberikan pengaruh besar terhadap redaman dan interferensi, yang pada akhirnya menentukan kualitas sinyal yang diterima.



Gambar 5. Distribusi Jarak ke Gateway Terdekat untuk Setiap Klaster

4. DISKUSI

Implikasi Praktis dan Keterbatasan. Secara praktis, peta distribusi kualitas sinyal yang dihasilkan dari metode K-Means ini adalah alat diagnostik yang berharga bagi administrator jaringan. Peta ini secara visual menunjukkan "zona mati" (area Klaster 3 dan 6) dan "zona unggul" (area Klaster 5), memungkinkan pengambilan keputusan yang berbasis data untuk optimalisasi jaringan, seperti reposisi atau penambahan *gateway* di lantai dengan cakupan terlemah (misalnya, lantai dasar dan lantai atas). Kelebihan utama dari pendekatan ini adalah sifatnya yang empiris dan efisien; ia tidak memerlukan model arsitektur gedung yang rumit seperti pada metode *ray tracing*. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan. Pengukuran dilakukan secara statis dan belum memperhitungkan dinamika lingkungan kantor, seperti pergerakan manusia atau perubahan tata letak furnitur yang dapat mempengaruhi propagasi sinyal. Selain itu, evaluasi hanya berfokus pada metrik kualitas sinyal (RSSI dan SNR) dan belum mencakup parameter Kualitas Layanan (QoS) lainnya seperti *packet loss* atau *latency*.

Konteks Lebih Luas dan Arah Penelitian Masa Depan. Temuan ini juga dapat dikaitkan dengan bidang ilmu yang lebih luas. Sebagai contoh, seiring dengan meningkatnya kepadatan perangkat IoT di lingkungan kerja, pemetaan zona dengan kekuatan sinyal sangat tinggi (Klaster 5) dapat menjadi relevan untuk studi bioelektromagnetik mengenai dampak paparan radiasi frekuensi radio (RF) non-ionisasi dalam jangka panjang. Meskipun LoRa beroperasi pada daya sangat rendah (low-power) dan dianggap aman, data mengenai distribusi spasial paparan dapat menjadi dasar untuk studi kesehatan lingkungan di masa depan. Berdasarkan diskusi ini, beberapa arah penelitian lanjutan dapat diidentifikasi. Pertama, pengembangan model klusterisasi dinamis yang dapat memperbarui peta kualitas sinyal secara *real-time* untuk mengakomodasi perubahan lingkungan. Kedua, menggabungkan metrik QoS lain seperti *delay* dan *packet loss* ke dalam variabel klusterisasi untuk mendapatkan gambaran performa jaringan yang lebih komprehensif. Terakhir, eksplorasi algoritma klusterisasi lain seperti DBSCAN, yang tidak memerlukan penentuan jumlah klaster di awal, dapat menjadi alternatif untuk memvalidasi dan membandingkan hasil dari K-Means.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan efektivitas algoritma K-Means Clustering untuk mengevaluasi dan memetakan kualitas sinyal LoRa di lingkungan gedung perkantoran bertingkat. Terdapat tiga temuan utama yang dapat disimpulkan. Pertama, metode klusterisasi mampu mengelompokkan 119 titik pengukuran ke dalam enam kategori kualitas sinyal yang dapat diinterpretasikan secara jelas, mulai dari "Sangat Baik" hingga "Sangat Buruk", berdasarkan parameter RSSI dan SNR. Kedua, distribusi kualitas sinyal terbukti sangat tidak merata secara vertikal; lantai yang berdekatan dengan lokasi *gateway* menunjukkan kualitas sinyal superior, sementara lantai yang paling jauh (atas dan bawah) mengalami degradasi sinyal yang signifikan. Ketiga, dan

yang paling penting, ditemukan bahwa jarak bukanlah satu-satunya faktor penentu kualitas sinyal. Adanya anomali di mana perangkat yang lebih dekat ke *gateway* justru memiliki sinyal lebih buruk menegaskan bahwa halangan fisik seperti dinding dan struktur bangunan memiliki pengaruh yang lebih dominan terhadap atenuasi sinyal LoRa di lingkungan dalam ruangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. A. Ahmed, S. A. Chavez, A. M. Eltamaly, H. O. Garces, A. J. Rojas, and Y.-C. Kim, "Toward an Intelligent Campus: IoT Platform for Remote Monitoring and Control of Smart Buildings," *Sensors*, vol. 22, no. 23, p. 9045, Jan. 2022, doi: 10.3390/s22239045.
- [2] M. S. Farooq *et al.*, "A Survey on the Role of Industrial IoT in Manufacturing for Implementation of Smart Industry," *Sensors*, vol. 23, no. 21, p. 8958, Jan. 2023, doi: 10.3390/s23218958.
- [3] IoT Analytics, "State of IoT 2024: Number of connected IoT devices growing 13% to 18.8 billion globally." [Online], 2024.
- [4] M. A. M. Almuahy, W. A. Jabbar, N. Sulaiman, and S. Abdulmalek, "A Survey on LoRaWAN Technology: Recent Trends, Opportunities, Simulation Tools and Future Directions," *Electronics*, vol. 11, no. 1, p. 164, Jan. 2022, doi: 10.3390/electronics11010164.
- [5] R. Liang, L. Zhao, and P. Wang, "Performance Evaluations of LoRa Wireless Communication in Building Environments," *Sensors*, vol. 20, no. 14, p. 3828, Jan. 2020, doi: 10.3390/s20143828.
- [6] J. Oyelade, O. Oladipupo, and I. C. Obagbuwa, "Data Clustering: Algorithms and Its Applications," in *Proc. 2019 19th international conference on computational science and its applications (ICCSA)*, Saint Petersburg, Russia, Jul. 2019, pp. 71–81. doi: 10.1109/ICCSA.2019.000-1.
- [7] K. Wye *et al.*, "RSSI-based Localization Zoning using K-Mean Clustering," in *IOP conf. Ser. Mater. Sci. eng.*, Dec. 2019, p. 012038. doi: 10.1088/1757-899X/705/1/012038.
- [8] B. H. G. de Carvalho, "Robust RSSI-based Indoor Positioning System using K-Means Clustering and Bayesian Estimation," M.S. thesis, Programa de Pós-Graduação em Informática, Universidade Federal do Amazonas, Manaus, Brazil, 2021.
- [9] M. A. Fadhillah, "Implementasi Algoritma K-means Terhadap Clustering Performa WiFi di Politeknik Negeri Jakarta," D4 Thesis, Politeknik Negeri Jakarta, 2024.
- [10] K. F. Ainun, "Optimalisasi Penempatan Posisi Access point Pada Jaringan Wi-Fi Menggunakan Metode K- Means Clustering," M.S. thesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia, 2021.
- [11] F. A. P. L. D. Reis, L. M. de Souza, T. M. d. C. e. F. Filho, and E. P. L. de Almeida, "K-Means Spreading Factor Allocation for Large-Scale LoRa Networks," *Sensors*, vol. 19, no. 21, p. 4723, Nov. 2019, doi: 10.3390/s19214723.
- [12] S. Saxena and S. K. Roy, "A Comprehensive Survey of Clustering-Based Routing Protocols in Wireless Sensor Networks," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 189, p. 103138, Sep. 2021.
- [13] S. Ahmad, S. K. Singh, M. F. Pasha, and A. A. A. Algarni, "A review of clustering techniques and developments," *Neurocomputing*, vol. 267, pp. 664–681, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.neucom.2017.06.054.
- [14] M. B. d. S. Junior, D. P. da Silva, P. H. P. de Carvalho, E. U. Uyoata, L. F. de Q. Silveira, and G. A. A. da Silva, "Assessment of LoRa Signal Strength in a Building Environment." Preprints.org, Aug. 2024.
- [15] A. S. d. S. Junior, D. G. de Almeida, G. d. C. M. de Lima, and Y. Iano, "Performance evaluation of LoRa technology for implementation in rural areas," *Dyna*, vol. 88, no. 216, pp. 69–77, 2021, doi: 10.15446/dyna.v88n216.89069.
- [16] F. A. M. H. F. Al-Absi and M. S. Al-Absi, "Experimental Comparison of SNR and RSSI for LoRa-ESL based on Machine Clustering and Arithmetic Distribution," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 91705–91717, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3308307.
- [17] T. Attia, M. Heusse, B. Tourancheau, and A. Duda, "Experimental Characterization of LoRaWAN Link Quality," in *Proc. 2019 IEEE global communications conference (GLOBECOM)*, Waikoloa, HI, USA, Dec. 2019, pp. 1–6. doi: 10.1109/GLOBECOM38437.2019.9013371.
- [18] D. M. Lee, M.-S. Moon, M. S. Won, M. C. Choi, and J. Jang, "A Comprehensive Data Description for LoRaWAN Path Loss Measurements in an Indoor Office Setting: Effects of Environmental Factors." ResearchGate, May 2025.
- [19] L. G. Al-Absi, G. Dhafer, and F. Al-Absi, "Explainable Machine Learning for LoRaWAN Link Budget Analysis and Modeling," *Sensors*, vol. 24, no. 3, p. 993, Feb. 2024, doi: 10.3390/s24030993.
- [20] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. Waltham, MA: Morgan Kaufmann, 2012.

- [21] I. F. Ashari, E. D. Nugroho, R. Baraku, I. N. Yanda, and R. Liwardana, “Analysis of Elbow, Silhouette, Davies-Bouldin, Calinski-Harabasz, and Rand-Index Evaluation on K-Means Algorithm for Classifying Flood-Affected Areas in Jakarta,” *J. Appl. Inform. Comput.*, vol. 7, no. 1, pp. 32–40, Jul. 2023, doi: 10.30871/jaic.v7i1.4947.