



## Akurasi Klasifikasi Pengguna terhadap Hotspot WiFi dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour

Raemon Syaljumairi<sup>1✉</sup>, Sarjon Defit<sup>2</sup>, Sumijan<sup>3</sup>, Yusma Elda<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Politeknik Negeri Padang

<sup>2,3</sup>Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

<sup>4</sup>SMK Negeri 2 Padang Panjang

[raemon@pnp.ac.id](mailto:raemon@pnp.ac.id)

### Abstract

The Current wireless technology is used to find out where the user is in the room. Utilization of WiFi strength signal from the Access Point (AP) can provide information on the user position in a room. Alternative determination of the user's position in the room using WiFi Receive Signal Strength (RSS). This research was conducted by comparing the distance between users to 2 or more APs using the euclidean distance technique. The Euclidean distance technique is used as a distance calculator where there are two points in a 3-dimensional plane or space by measuring the length of the segment connecting two points. This technique is best for representing the distance between the users and the AP. The collection of RSS data uses the Fingerprinting technique. The RSS data was collected from 20 APs detected using the wifi analyzer application, from the results of the scanning, 709 RSS data were obtained. The RSS value is used as training data. K-Nearest Neighbor (K-NN) uses the Neighborhood Classification as the predictive value of the new test data so that K-NN can classify the closest distance from the new test data to the value of the existing training data. Based on the test results obtained an accuracy rate of 95% with K is 3. Based on the results of research that has been done that using the K-NN method obtained excellent results, with the highest accuracy rate of 95% with a minimum error value of 5%.

Keywords: K-Nearest Neighbour, Hotspot, Accurate, Receive Signal Strength (RSS), Access Point.

### Abstrak

Teknologi wireless saat ini bisa dimanfaatkan untuk menentukan posisi pengguna di dalam ruangan. Pemanfaatan sinyal *strength WiFi* dari *Access Point* (AP) bisa memberikan informasi posisi pengguna yang berada di dalam ruangan. Alternatif penentuan posisi pengguna di dalam ruangan menggunakan *Receive Signal Strength (RSS) WiFi*. Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan jarak *Euclidean Distance* antara *data training* dengan *data testing* pengguna terhadap *hotspot* dengan mengukur tingkat akurasi pengklasifikasian jarak pengguna dengan *hotspot* menggunakan metode *K-Nearest Neighbour*. Penelitian ini dilakukan dengan membandingkan jarak antar pengguna terhadap 2 atau lebih AP menggunakan Teknik *Euclidean Distance*. Teknik *Euclidean Distance* digunakan sebagai kalkulator jarak dimana ada dua titik dalam bidang 3 dimensi dengan mengukur panjang segmen yang menghubungkan dua titik. Teknik ini paling baik untuk merepresentasikan jarak antara pengguna terhadap AP. Pengumpulan data RSS menggunakan teknik *Fingerprinting*. Data RSS tersebut dikumpulkan dari 20 AP yang terdeteksi menggunakan aplikasi *wifi analyzer*, dari hasil scanning tersebut didapatkan data RSS sebanyak 709 data RSS. Nilai RSS tersebut dijadikan sebagai *data training*. *K-Nearest Neighbor* (K-NN) saat mengelompokkan data uji yang baru yang digunakan adalah *neighbourhood clasification* sehingga K-NN mampu mengklasifikasikan jarak terdekat dari data uji yang baru dengan nilai *data training* yang ada. Berdasarkan hasil pengujian diperoleh tingkat akurasi sebesar 95% dengan K adalah 3. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan bahwa dengan menggunakan metode K-NN diperoleh persentase tertinggi pada k = 3 sebesar 95% dan nilai error minimum sebesar 5%.

Kata kunci: *K-Nearest Neighbour*, *Hotspot*, Akurasi, *Receive Signal Strength (RSS)*, *Access Point*.

© 2021 JSisfotek

### 1. Pendahuluan

*Knowledge Discovery and Database* (KDD) adalah keseluruhan proses *non-trival* yang dilakukan oleh komputer untuk mencari dan menganalisis sejumlah besar himpunan data dan mengekstrak informasi dan pengetahuan yang bermanfaat dan mudah dipahami. Pada KDD ini memiliki beberapa tahapan salah satunya adalah tahapan *Data Mining*.

Salah satu fungsi dari *data mining* yaitu klasifikasi dimana klasifikasi merupakan suatu poses dalam *data*

*mining* yang banyak dilakukan dan telah diimplementasikan di bidang statistik, pengenalan pola, pengambilan keputusan, *machine learning*, *neural network* dan lain-lain. Salah satu metode klasifikasi yang paling populer adalah *K-Nearest Neighbor* (K-NN). K-NN adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan obyek tersebut [1].

Prinsip kerja K-NN adalah mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan k tetangga

(neighbor) terdekatnya dalam data pelatihan [2]. KNN sering memberikan hasil akurasi yang baik pada banyak kasus. Tingkat akurasi keberhasilan sistem untuk mengetahui lokasi sebesar 93,33%. pengujian dilakukan pada 15 titik, masing-masing lokasi pengujian dilakukan sebanyak 5 titik pengujian. Data yang digunakan adalah berupa RSS dan Mac Address dari masing-masing SSID [3].

Tingkat keberhasilan dari hasil pengujian pada ruangan sampel menggunakan algoritma K-NN sebesar 90,5% dengan persentase data error sebanyak 9,5%. Pada penelitian ini dilakukan penghitungan nilai RSS pada titik yang belum diketahui dan nilai ini kemudian dibandingkan dengan data pada database menggunakan algoritma K-NN [4].

Algoritma K-NN Machine Learning dapat menghentikan pengisian tepat waktu dengan menambahkan data pengujian ke dalam data latih sehingga data latih selalu ada. Menjadi lebih baik dan lebih baik dalam memprediksi waktu pengisian. Algoritma K-NN Machine Learning dapat memprediksi keputusan pengisian untuk dilanjutkan atau dihentikan dan dalam hal ini,  $K = 2$  adalah  $K$  optimal karena skor F1 mendekati 1 dan skor F1 lebih tinggi (0,78) dibandingkan dengan  $K$  lainnya [5].

Tingkat akurasi teknologi GPS saat ini merupakan yang paling baik digunakan untuk menentukan lokasi secara umum, Akan tetapi GPS juga memiliki beberapa kekurangan apabila objek tersebut berada di dalam sebuah ruangan/gedung. Hasil penerapan metode sidik jari RSS dan metode K-NN menunjukkan bahwa sistem pemosisian nirkabel berbasis mobile (capture) dapat mengenali lokasi di dalam ruangan dengan baik dengan menggunakan teknologi nirkabel 802.11b/g [6]. Hasil ini diperoleh dengan mencoba nilai  $K$  adalah 3 sampai 60. Nilai prediksi kemudian dibandingkan, hasil prediksi yang salah dengan persentase terkecil adalah yang terbaik [7].

Dalam hal waktu eksekusi, seiring bertambahnya jumlah data, kecepatan eksekusi metode yang ada meningkat, sedangkan tidak ada perubahan signifikan yang diamati pada metode yang diusulkan karena penyaringan. Dalam hal ini, data yang ditingkatkan bukanlah data untuk pembelajaran tetapi data untuk lokasi. Dipastikan bahwa metode yang diusulkan menunjukkan akurasi pengenalan lokasi yang sangat baik dengan sekitar 97,5% sedangkan metode yang ada menunjukkan sekitar 90,6% [8].

Penerapan data mining untuk menentukan potensi hujan harian dengan menggunakan algoritma KNN dapat di klasifikasikan, sehingga membantu dan memudahkan masyarakat dalam mengetahui informasi potensi hujan yang tidak membingungkan [9]. Model K-NN dan Random Forest yang memiliki nilai akurasi sama yaitu 0,971, keduanya cocok digunakan untuk dataset dengan jumlah data besar sesuai dengan kelebihan kedua model ini [10]. Algoritma K-NN mengandalkan RSSI online untuk mendapatkan  $k$  kecocokan terdekat (berdasarkan pengukuran RSSI offline yang disimpan dalam database) dari lokasi yang

diketahui menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) [11].

Model pengembangan supply chain finance Heilongjiang berbasis algoritma K-NN memiliki kepraktisan yang tinggi dan sepenuhnya memenuhi persyaratan penelitian dalam makalah ini [12]. Metode K-Nearest Neighbour dengan dua teknik pemrosesan data untuk memproses data yang dihasilkan oleh elektroda untuk mendeteksi berkedip atau tidak. Hasil yang diperoleh menunjukkan KNN #2 memiliki performa yang lebih baik dibandingkan metode KNN #1 baik dalam akurasi maupun kecepatan [13].

Sistem indoor localization yang digunakan untuk menggantikan fungsi Global Position System (GPS) dalam menentukan posisi mampu menghasilkan presentase rata-rata akurasi pendeteksian lokasi sebesar 88,953%. Sedangkan untuk uji coba pencarian rute, sistem indoor navigation dapat memberikan rute terpendek pada semua kasus percobaan [14]. Penelitian ini menganalisis algoritma pemosisian dalam ruangan berdasarkan beberapa model pembelajaran mesin dalam skenario statis dan kemudian mengusulkan skema untuk menggabungkan RSSI dan data gerak dari sensor smartphone untuk diterapkan dalam skenario seluler. Dengan menemukan titik optimal dalam histori lintasan mobile node, skema yang diusulkan telah mencapai akurasi yang sangat baik dibandingkan dengan hanya menggunakan RSSI atau RSSI dengan data gerak tanpa menerapkan titik optimal [15].

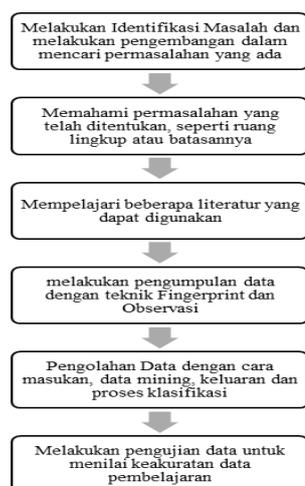
Metode K-NN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan anak dalam standar indeks antropometri. Nilai  $K$  yang digunakan adalah  $k = 3$ ,  $k = 5$ ,  $k = 7$ ,  $k = 9$  dan  $k = 15$ , hasil akurasi tertinggi dari data pengujian indeks WFA adalah 85.24% dengan menggunakan nilai  $k = 3$ ,  $k = 5$ ,  $k = 7$ ,  $k = 9$  dan akurasi terendah 84.76% dengan menggunakan  $k = 15$ . Akurasi tertinggi dalam indeks HFA pada Tabel. 10 selalu 73,81%. Akurasi tertinggi dalam indeks WFA pada Tabel. 11 adalah 73,33% dengan nilai  $k = 3$ , dan akurasi terendah 72,38% dengan nilai  $k = 5$ ,  $k = 7$ ,  $k = 9$  dan  $k = 15$ . Sedangkan akurasi terendah pada indeks WFH adalah 72,38% dengan menggunakan nilai  $k = 5$ ,  $k = 7$ ,  $k = 9$  dan  $k = 15$  [16].

Penelitian ini dilakukan untuk mengkalasifikasi jarak Euclidean Distance antara data training dengan data testing pengguna terhadap hotspot menggunakan metode K-NN. mengukur tingkat akurasi pengklasifikasi jarak pengguna dengan hotspot menggunakan metode K-NN.

## 2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan study literature, melakukan perancangan dimana access point sebagai alat untuk mendapatkan nilai RSS, pengumpulan data dengan mengambil nilai RSS dengan teknik fingerprint dan observasi, pengolahan data menggunakan software data mining dan proses implementasi data yang sudah diproses yang memiliki tujuan tertentu dalam pendekatan machine learning dengan menggunakan algoritma K-NN.

Kerangka kerja pada penelitian ini merupakan tahapan-tahapan penyelesaian masalah yang akan dibahas. Untuk melihat kerangka kerja penelitian, bisa diperhatikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka penelitian dirancang sebelum penelitian dilakukan. Kerangka penelitian ini merupakan bagian dari persiapan penelitian yang sederhana. Berdasarkan kerangka kerja pada Gambar 1.

### 2.1 Melakukan Identifikasi Masalah

Tahap ini menentukan rumusan masalah yang terjadi sehingga dilakukan peninjauan yang akan diteliti untuk mengamati serta melakukan eksplorasi dalam menggali permasalahan yang ada. Adapun masalah yang dapat diidentifikasi adalah:

- GPS tidak dapat berfungsi dengan baik jika pengguna berada di dalam ruangan.
- Akurasi jarak pengguna belum akurat dengan menggunakan GPS.
- Belum ada penelitian tentang akurasi jarak antara pengguna dengan hotspot.

### 2.2 Memahami Permasalahan yang telah ditentukan

Tahap ini memahami permasalahan yang telah ditentukan, seperti ruang lingkup atau batasannya. Dengan menganalisa permasalahan, maka masalah tersebut dapat dipahami dengan baik. Tahap analisa masalah ini menggambarkan proses untuk menentukan akurasi jarak pengguna dengan *hotspot*.

Teknik analisa masalah yang dilakukan ada beberapa cara yaitu:

- Tahap identifikasi yaitu mengidentifikasi permasalahan akurasi jarak pengguna dengan hotspot,
- Tahap pemahaman yaitu memahami secara dalam tentang permasalahan akurasi jarak pengguna dengan hotspot dengan cara pengumpulan data yang dibutuhkan,
- Tahap analisa yaitu mencari kelemahan pada akurasi jarak pengguna dengan hotspot dan mengumpulkan informasi yang dibutuhkan.

### 2.3 Mempelajari Beberapa Literatur

Untuk mencapai suatu tujuan maka perlu dipelajari berbagai macam literatur. Literatur tersebut di seleksi sesuai kebutuhan untuk penelitian. Literatur yang dipelajari tersebut diambil dari berbagai macam sumber seperti artikel, jurnal ilmiah tentang K-NN, *Data mining*, klasifikasi, *hotspot*, serta sumber lain yang mendukung.

### 2.4 Melakukan pengumpulan data

Pada penelitian ini penulis melakukan pengumpulan data dengan cara :

- Teknik RSS *fingerprint* yaitu teknik untuk menentukan posisi perangkat didalam ruangan berdasarkan pola sinyal yang diterima dari beberapa akses point [17]. Teknik ini dilakukan dengan mengumpulkan nilai *Receive Signal Strength* (RSS) dari akses point atau hotspot. Teknik ini memperhitungkan atenuasi dikarenakan kekuatan sinyal dari hotspot selalu berubah. Ada 2 tahap dalam proses ini yaitu tahap pembelajaran dan pengujian. Pada tahap pembelajaran, RSS setiap *hotspot* dikumpulkan dari setiap ruangan dan diberikan label, setiap titik pengambilan nilai RSS tersebut dijadikan sebagai titik referensi [18]. Pada tahap pengujian ini diharapkan mendapatkan informasi dari data RSS yang diamati, keakuratan perkiraan jarak pengguna terhadap *hotspot* ditentukan dari jumlah titik referensi yang dikumpulkan pada data pembelajaran. Semakin banyak titik referensi yang ada di tiap ruangan maka akan memiliki keakuratan yang lebih baik dan kemungkinan estimasi keakuratan jarak juga lebih baik [19].
- Teknik Observasi yaitu mengamati dan meneliti nilai RSS yang ada di Gedung E kampus Politeknik Negeri Padang, pengamatan ini bertujuan untuk mencatat nilai RSS pada setiap ruangan yang kemudian dijadikan sebagai data primer. Observasi yang dilakukan adalah dengan cara mendatangi setiap ruangan dan menyimpan nilai RSS tersebut menggunakan aplikasi *WiFi scanner*.

### 2.5 Mengolah Data

Pada tahap pengolahan data ini yang dilakukan pertama kali yaitu mengumpulkan *dataset* yang berasal dari studi literatur dan lapangan, *dataset* ini terdiri dari atribut dan parameter yang diperlukan untuk akurasi jarak pengguna terhadap *hotspot*. Kemudian dilakukan *data mining* dimana *dataset* yang telah di kumpulkan dijadikan *data training* dan *data testing* yang kemudian diolah dengan menggunakan metode klasifikasi K-NN, serta pengujian menggunakan *tools* atau aplikasi *data mining*.

Proses klasifikasi yang diterapkan adalah dengan mengetahui jarak terdekat/terkecil terhadap *hotspot* dengan menggunakan perhitungan *Euclidean Distance*. *Data testing* digunakan untuk memperkirakan keakuratan klasifikasi.

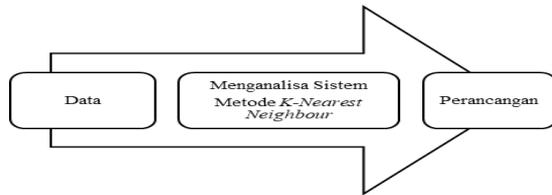
2.6 Melakukan pengujian data

Pada tahap ini dilakukan pengujian data untuk menilai keakuratan jarak pengguna terhadap *hotspot* berdasarkan data pembelajaran. Nilai K digunakan untuk untuk mendapatkan K yang optimal sehingga didapatkan akurasi tertinggi, K yang digunakan pada pengujian adalah K=3, K=5, K=7, K=9 dan K=11. Hasil pengolahan K dengan persentase tertinggi digunakan sebagai hasil yang akurat.

5	AP5	72	13
6	AP1	76	13
7	AP2	82	13
8	AP1	58	30
9	AP2	69	30
10	AP3	72	30

3. Hasil dan Pembahasan

Untuk memudahkan dalam analisa dan perancangan system, perlu dibuat bagan alir analisa dan perancangan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Bagan Alir Analisa dan Perancangan

3.1. Data

Pengambilan data pada penelitian ini adalah dengan teknik fingerprint RSS dan teknik observasi. Teknik observasi dilakukan dengan cara mendatangi setiap ruangan dan melakukan scanning atau pencarian data menggunakan software WiFi Scanner. Obyek yang diamati dan diteliti adalah nilai Receive Signal Strength (RSS). Sinyal RSS di ambil di setiap ruangan dengan berukuran rata-rata 7x8m dalam keadaan sepi atau tidak ada orang. Pengamatan ini bertujuan untuk mencatat setiap RSS dan memberikan label pada setiap titik pengambilan data pada masing-masing ruangan yang ada. Pada setiap ruangan terdapat 9 sampai 13 titik pengambilan data, maka diperlukan teknik *Reference Point* (RP) untuk pengelompokan nilai RSS tersebut. Data RSS yang berhasil dikumpulkan sebanyak 709 data RSS pada 170 titik pengambilan data. Data ini yang akan dijadikan sebagai data training atau data pembelajaran. Untuk data pembelajaran dan data testing bisa dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Data Training

No	Nama Hotspot	Rss	Reference Point	Label
1	AP1	54	1	Lab Multimedia
2	AP2	68	1	Lab Multimedia
3	AP3	73	1	Lab Multimedia
4	AP1	50	2	Lab Multimedia
5	AP2	64	2	Lab Multimedia
6	AP3	72	2	Lab Multimedia
7	AP4	82	2	Lab Multimedia
8	AP1	50	3	Lab Multimedia
9	AP2	66	3	Lab Multimedia
10	AP3	75	3	Lab Multimedia

Tabel 2. Data Testing

No	Nama Hotspot	Rss	Reference Point
1	AP1	50	4
2	AP2	77	4
3	AP3	71	4
4	AP3	57	13

3.2. Metode K-Nearest Neighbour

Penelitian ini menggunakan metode K-NN untuk untuk mengklasifikasikan titik pada *data testing*. Pada setiap ruangan diambil lebih kurang 12 *reference point*. Ada 20 hotspot yang terdeteksi pada semua *reference point* saat pengambilan data. Setiap titik pengambilan data didapatkan 4 sampai 9 nilai RSS *hotspot*. Setelah semua data RSS didapatkan maka akan dilakukan penghitungan jarak dengan menggunakan rumus persamaan jarak *Euclidean Distance*. Rumus *Euclidean Distance* bisa dilihat pada persamaan 1 :

$$J(t, u) = \sum_{k=1}^n \sqrt{(t - u)^2} \tag{1}$$

Menerangkan bahwa t merupakan nilai pada data training, u merupakan nilai pada data testing, n adalah banyak data dan j(t,u) adalah jarak antara *data training* dan *data testing*.

Langkah-langkah untuk menghitung algoritma K-NN adalah Menentukan nilai K, menghitung kuadrat jarak euclidean masing-masing data testing terhadap data training yang diberikan, mengurutkan data hasil perhitungan jarak *euclidean* terkecil, mengumpulkan label terbanyak (klasifikasi *Nearest Neighborhood*), label mayoritas merupakan kelompok klasifikasi dari data training.

3.2.1. Menentukan Jumlah K

Nilai K pada metode K-NN bertujuan untuk menentukan jumlah tetangga terdekat dari data training. Jumlah K ini dipilih berdasarkan pada keakuratan hasil yang didapat. Untuk mendapatkan nilai K tersebut diperlukan perbandingan dari beberapa nilai K yaitu K=3, K=5, K=7, K=9 dan K=11.

3.2.2. Menginput Data

Setelah menentukan jumlah k atau tetangga terdekat untuk melakukan klasifikasi data baru, langkah selanjutnya adalah melakukan penginputan data kedalam sistem. Data yang di input adalah data training dan data testing. Agar data tersebut dapat diolah, maka layout tampilan data disesuaikan dengan kebutuhan sistem. Sebagian data *transformasi layout data training* dan *transformasi layout data testing* bisa dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Transformasi Layout Data Training

Ref. Point	Label Ref. Point	AP 1	AP 2	AP 3	AP 4
1	Lab Multimedia	54	68	73	0
2	Lab Multimedia	50	64	72	82
3	Lab Multimedia	50	66	75	86
14	Ruang Server	69	0	54	73
15	Ruang Server	74	75	57	72
16	Ruang Server	73	78	45	85
19	Lab Pemrograman 1	56	59	72	0
20	Lab Pemrograman 1	56	65	81	0
21	Lab Pemrograman 1	59	63	73	0
22	Lab Pemrograman 1	59	67	78	83

Tabel 4. Transformasi Layout Data Testing

Ref. Point	AP1	AP2	AP3	AP 4
4	50	77	71	0
13	76	82	57	0
30	58	69	72	0
33	66	56	82	0
47	85	76	0	0
62	61	82	68	0
81	73	77	53	0
105	80	82	62	0
113	81	86	64	0
125	81	0	66	0

3.2.3. Menghitung Jumlah Kuadran Jarak *Euclidean*

Hitung jarak setiap *data testing* ke masing-masing data *training/data pembelajaran* menggunakan rumus *Euclidean Distance*, pada Tabel 4 terdapat 20 data sebagai *data testing* dan 20 variabel yaitu AP1 sampai AP20 pada setiap data. Tahap berikutnya dihitung jarak *data training* dengan *data testing* menggunakan persamaan jarak *euclidean*. Menggunakan beberapa contoh perhitungan diperoleh nilai:

Pada perhitungan pertama, yaitu untuk data training 1 yaitu Labor Multimedia dengan label data 4, memiliki jarak ke *data testing* dengan *reference point* 4 adalah :

$$\begin{aligned}
 J_{1,4} &= \sqrt{(50-54)^2 + (77-68)^2 + (71-73)^2 + (0-0)^2} \\
 &\quad + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} \\
 &\quad + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} \\
 &\quad + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} \\
 &= 10,0499
 \end{aligned}$$

Pada perhitungan kedua, untuk data training 1 yaitu Labor Multimedia dengan label data 4, memiliki jarak ke data testing dengan *reference point* 13 adalah :

$$\begin{aligned}
 J_{1,13} &= \sqrt{(50-76)^2 + (77-82)^2 + (71-57)^2 + (0-0)^2} \\
 &\quad + \sqrt{(72-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} \\
 &\quad + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} \\
 &\quad + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} + \sqrt{(0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} \\
 &= 78,2304
 \end{aligned}$$

Sebagian hasil perhitungan tersebut bisa dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Euclidean Distance

Distance RP = 4	Distance RP = 13	Distance RP = 30	Distance RP = 3
10,049	78,230	85,105	77,420
83,030	114,599	9,899	21,656
86,792	117,626	9,110	22,934
7,071	77,427	85,170	78,096
4,242	78,822	85,545	79,177
88,062	117,123	9,110	28,948
87,286	115,741	6,708	27,386
7,874	76,504	85,099	78,262

Dimana RP merupakan *reference point* ke 4, ke 13 dan seterusnya.

3.2.4. Urutkan Nilai Jarak *Euclidean* Dari Yang Terkecil

Setelah dilakukan perhitungan dengan *Euclidean Distance* dan mendapatkan nilai jarak setiap data testing terhadap data training, maka dilakukan pengurutan atau perangkingan data dari yang terkecil. Hasil perangkingan jarak tersebut bisa di lihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Perangkingan (Rank) Hasil Perhitungan *Euclidean Distance*

Rank	Distance RP = 4	Rank	Distance RP = 13	Rank	Distance RP = 30
6	10,049	32	78,230	36	85,105
44	83,030	28	114,599	83	9,899
57	86,792	29	117,626	93	9,110
2	7,071	33	77,427	34	85,170
1	4,242	3	78,822	37	85,545
62	88,062	7	117,123	92	9,110
60	87,286	2	115,741	88	6,708
3	7,874	1	76,504	30	85,099

Rank merupakan pengurutan nilai dari nilai terkecil ke nilai terbesar dari perhitungan jarak masing-masing *reference point*.

3.2.5. Mengumpulkan Label Mayoritas

Pada Tabel 6 diperoleh pengurutan (perangkingan) setiap nilai jarak dari yang terkecil (terdekat). Selanjutnya dilakukan pemeriksaan terhadap hasil perhitungan K-NN (*K-NNresult*) dan dipilih group terbanyak dimana data akan menjadi anggota kelompok tersebut yang kemudian dibandingkan dengan data asli (data sebenarnya).

Dilihat dari tabel tingkat akurasi hasil perhitungan, jika status = benar maka data hasil perhitungan K-NN sama dengan data asli (data sebenarnya). Jika status = salah maka data hasil perhitungan K-NN berbeda dengan data asli (data sebenarnya). Total hasil perbandingan K dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Tingkat Akurasi Hasil Perhitungan K

Label	K = 3	K = 5	K = 7	K = 9	K = 11
4	Benar	Benar	Benar	Benar	Benar
20	Benar	Benar	Benar	Benar	Benar
1	Benar	Benar	Benar	Benar	Benar
3	Benar	Benar	Benar	Benar	Benar
15	Benar	Benar	Benar	Benar	Benar
11	Benar	Benar	Benar	Benar	Benar
9	Salah	Salah	Salah	Salah	Salah
5	Benar	Salah	Salah	Salah	Salah
6	Benar	Benar	Benar	Benar	Benar
6	Benar	Benar	Benar	Benar	Benar
13	Benar	Salah	Benar	Benar	Benar

Langkah terakhir yang dilakukan adalah hasil persentase akurasi yang didapatkan dari perbandingan jumlah benar dari tabel 7. Hasil perbandingan K dalam bentuk persentase bisa dilihat pada Table 8.

Tabel 8. Tabel Persentase Perbandingan K

K	Persentase	Error
K3	95%	5%
K5	80%	20%
K7	80%	20%
K9	80%	20%
K11	75%	25%

Berdasarkan tabel persentase perbandingan K diatas dengan 20 item *data testing*, yang memiliki persentase terbesar adalah K=3 dengan persentase akurasi yang didapatkan adalah 95% dan *error* sebesar 5%.

#### 4. Kesimpulan

Dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan akurasi perhitungan jarak klasifikasi pengguna terhadap hotspot dapat dilakukan dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbour*, dimana  $k = 3$  memiliki akurasi yang tinggi yaitu sebesar 95% dengan *error* sebesar 5%.

#### Daftar Rujukan

- [1] Angreni, I. A., Adisasmita, S. A., Ramli, M. I., & Hamid, S. (2018). Pengaruh Nilai K Pada Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Terhadap Tingkat Akurasi Identifikasi Kerusakan Jalan. *Rekayasa Sipil*, 7(2). DOI: <https://dx.doi.org/10.22441/jrs.2018.v07.i2.01> .
- [2] Sadli, M., Fajriana, F., Fuadi, W., Ermatita, E., & Pahendra, I. (2018). Penerapan Model K-Nearest Neighbors dalam Klasifikasi Kebutuhan Daya Listrik Untuk Masing-Masing Daerah Di Kota Lhokseumawe. *Jurnal ECOTIPE*, 5(2), 11–18. DOI: <https://dx.doi.org/10.33019/ecotipe.v5i2.646> .
- [3] Yudha, D. P., Hasbi, B. I., & Sukarna, R. H. (2018). Indoor Positioning System Berdasarkan Fingerprinting Received Signal Strength (RSS) Wifi dengan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 10(3), 274–283. DOI: <https://dx.doi.org/10.33096/ilkom.v10i3.364.274-283> .
- [4] Firdaus, F., Ahmad, N. A., & Sahibuddin, S. (2019). Fingerprint Indoor Positioning Based On User Orientations and Minimum Computation Time. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 17(4), 1740. DOI: <https://dx.doi.org/10.12928/telkomnika.v17i4.12774> .
- [5] Ghassani, F., Abdurrohman, M., & Putrada, A. G. (2018). Prediction of Smartphone Charging Using K-Nearest Neighbor Machine Learning. 2018 *Third International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*. DOI: <https://dx.doi.org/10.1109/iac.2018.8780497> .
- [6] Dari, Y. E., Suyoto, S. S., & Pranowo, P. P. (2018). Capture: A Mobile Based Indoor Positioning System Using Wireless Indoor Positioning System. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (IJIM)*, 12(1). DOI: <https://dx.doi.org/10.3991/ijim.v12i1.7632> .
- [7] Wiyono, S., & Abidin, T. (2018). Implementation Of K-Nearest Neighbour (KNN) Algorithm to Predict Student's Performance. *Simetris: Jurnal Teknik Industri, Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, 9(2), 873–878. DOI: <https://dx.doi.org/10.24176/simet.v9i2.2424> .
- [8] Lee, S., Kim, J., & Moon, N. (2019). Random Forest and Wifi Fingerprint-Based Indoor Location Recognition System Using Smart Watch. *Human-Centric Computing and Information Sciences*, 9(1). DOI: <https://dx.doi.org/10.1186/s13673-019-0168-7> .
- [9] Sugianto, C. A. (2015). Penerapan Teknik Data Mining Untuk Menentukan Hasil Seleksi Masuk SMAN 1 Gibeber Untuk Siswa Baru Menggunakan Decision Tree. *TEDC*, 9(1). DOI: <https://dx.doi.org/10.31227/osf.io/vedu7> .
- [10] Oktanisa, I., & Supianto, A. A. (2018). Perbandingan Teknik Klasifikasi dalam Data Mining Untuk Bank Direct Marketing. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(5). DOI: <https://dx.doi.org/10.25126/jtiik.201855958> .
- [11] Zafari, F., Gkelias, A., & Leung, K. K. (2019). A Survey of Indoor Localization Systems and Technologies. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(3), 2568–2599. DOI: <https://dx.doi.org/10.1109/comst.2019.2911558> .
- [12] Zhang, S. (2019). Research on Heilongjiang Supply Chain Finance Development Model Based on Fast K-Nearest Neighbor Algorithm. 2019 *International Conference on Virtual Reality and Intelligent Systems (ICVRIS)*. DOI: <https://dx.doi.org/10.1109/icvr.2019.00080> .
- [13] Narulita, L. F. (2017). Analisa Sentimen Pada Tinjauan Buku dengan Algoritma K-Nearest Neighbour. *Konvergensi*, 13(2). DOI: <https://dx.doi.org/10.30996/konv.v13i2.2758> .
- [14] Musthafa, A. R., Ginardi, R. V. H., & Arunanto, A. (2016). Sistem Navigasi Indoor Menggunakan Sinyal Wi-Fi dan Kompas Digital Berbasis Integrasi dengan Smartphone Untuk Studi Kasus pada Gedung Bertingkat. *Jurnal Teknik ITS*, 5(2). <https://dx.doi.org/10.12962/j23373539.v5i2.17407>
- [15] Tinh, P. D., & Mai, T. T. N. (2020). Mobile Indoor Positioning System Utilizing WiFi RSSI and Motion Data. 2020 *4th International Conference on Recent Advances in Signal Processing, Telecommunications & Computing (SigTelCom)*. DOI: <https://dx.doi.org/10.1109/sigtelcom49868.2020.9199021> .
- [16] Sendari, S., Widyaningtyas, T., & Maulidia, N. A. (2019). Classification of Toddler Nutrition Status with Anthropometry using the K-Nearest Neighbor Method. 2019 *International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE)*. DOI: <https://dx.doi.org/10.1109/iceeie47180.2019.8981408> .
- [17] Diono, M., Styorini, W., & Azwar, H. (2018). Sistem Deteksi Posisi Pada Area Indoor Menggunakan GSM Fingerprinting. *Jurnal Elementer*, 4(1), 9–16. DOI: <https://dx.doi.org/10.35143/elementer.v4i1.1577> .
- [18] Nugraha, A. R. D., Auliasari, K., & Pranoto, Y. A. (2020). Implementasi Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Seleksi Calon Karyawan Baru (Studi Kasus : BFI Finance Surabaya). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 4(2), 14–20. DOI: <https://dx.doi.org/10.36040/jati.v4i2.2656> .
- [19] Julita, R. (2020). Algoritma K-Nearest Neighbour dalam Mengklasifikasi Penilaian Peserta Didik. *JSAI (Journal Scientific and Applied Informatics)*, 3(3), 149–155. DOI: <https://dx.doi.org/10.36085/jsai.v3i3.1163> .