

Estimasi Posisi Objek dalam Gedung Berdasarkan GSM *Fingerprint*

Hani Rubiani¹, Widyawan², Lukito Edi Nugroho³

Abstract—Most research of indoor localization is based on the use of short-range signals, e.g. WiFi, Bluetooth, ultra sound, and infrared. This research discusses indoor localization using the Global System for Mobile Communication (GSM). The GSM has many advantages that is explained as follows. The system can be used in vast area coverage and worked even the electrical condition of the building is being extinguished. The estimation of object position uses Receive Signal Strength (RSS) GSM fingerprinting. The experiment is conducted with 2, 3, and 4 cell-ID. The localization phase uses Naive Bayes (NB) method. Afterwards, the results will be compared with Nearest Neighbour (NN) method. The results show a correlation between the number of cell ID with average minimum distance error. The accuracy is 7.89 m using NB with four cell ID. The error is better than the use of k-NN method which has accuracy of 12.19. For the all scenario, NB method has better accuracy than k-NN method.

Intisari—Sebagian besar penelitian estimasi posisi objek dalam gedung berdasarkan pada penggunaan sinyal jarak pendek, seperti WiFi, Bluetooth, ultra sound, dan infrared. Dalam penelitian ini dibahas estimasi posisi objek dalam gedung menggunakan Global System for Mobile Communication (GSM). Penggunaan GSM mempunyai kelebihan pada jangkauan area yang luas. Penentuan posisi objek menggunakan Receive Signal Strength (RSS) GSM fingerprinting. Skenario percobaan dilakukan dengan jumlah Cell-ID sebanyak 2, 3 dan 4 Cell-ID. Estimasi posisi pada tahap positioning menggunakan metode Naive Bayes (NB) yang hasilnya dibandingkan dengan metode k-Nearest Neighbour (k-NN). Hasil estimasi posisi menunjukkan adanya pengaruh jumlah Cell-ID terhadap jarak kesalahan rata-rata minimum. Dengan menggunakan metode NB akurasi sebesar 7.89 meter pada pengukuran dengan jumlah Cell-ID sebanyak 4. Kesalahan tersebut lebih baik daripada menggunakan metode k-NN dengan akurasi sebesar 12.19 meter pada jumlah Cell-ID yang sama yaitu 4 Cell-ID. Pada semua skenario percobaan, metode NB lebih baik dibandingkan dengan k-NN.

Kata Kunci—Estimasi posisi objek dalam gedung, Global System for Mobile Communication (GSM), Receive Signal Strength (RSS), Fingerprinting, Naive Bayes (NB), k- Nearest Neighbour (k-NN).

I. PENDAHULUAN

Keakuratan dalam pengestimasi posisi objek merupakan bagian yang penting untuk aplikasi-aplikasi dalam kajian *ubiquitous computing* [1]. Teknologi estimasi posisi yang umumnya dikenal adalah *Global Positioning System* (GPS). Pada lokasi-lokasi tertentu penerima GPS dapat memberikan informasi posisi yang akurat. Keadaan ini bertolak belakang ketika GPS digunakan di dalam gedung dan lingkungan perkotaan yang padat. Jika digunakan di lokasi-lokasi tersebut tidak memberikan kinerja yang baik. Hal inilah yang mendasari banyaknya penelitian mengenai sistem estimasi posisi dalam gedung dengan menggunakan jaringan radio. Terdapat banyak penelitian yang berkaitan dengan sistem estimasi posisi dalam gedung berdasarkan pada penggunaan jangkauan sinyal pendek. Penelitian-penelitian tersebut diantaranya berdasarkan 802.11 [2], Bluetooth [3], ultra sound [4] dan infrared [5]. Akan tetapi penelitian-penelitian tersebut memiliki kendala yang terkait dengan instalasi dan pemeliharaan jaringan oleh pengguna. Selain itu, tidak dapat bekerja pada saat kondisi listrik dalam suatu bangunan padam.

Pada penelitian ini, pengestimasi posisi objek dalam gedung dilakukan dengan menggunakan teknologi *Global System for Mobile Communications* (GSM). GSM dipilih karena mempunyai beberapa keuntungan diantaranya (i) cakupan GSM lebih luas dibandingkan dengan cakupan jaringan 802.11 (ii) penggunaan telepon seluler yang sudah banyak. Suatu sistem estimasi posisi berdasarkan sinyal seluler seperti GSM dapat memanfaatkan perangkat keras yang ada pada telepon seluler (iii) karena *Base Station* (BS) tersebar di seluruh daerah, sistem estimasi posisi berdasarkan seluler akan tetap bekerja dalam situasi infrastruktur listrik sebuah bangunan padam (iv) GSM beroperasi pada sebuah *band* frekuensi yang sudah mempunyai lisensi [6]. Pada prinsipnya telepon selular sudah menyediakan beberapa pelayanan misalnya berdasarkan informasi jaringan seperti lokasi BS yang melayani atau pada informasi fisik seperti arah kedatangan sinyal [7].

Metode pengukuran berdasarkan kekuatan sinyal untuk keperluan navigasi dapat direalisasikan berdasarkan pada : *Time of Arrival* (TOA), *Time Difference of Arrival* (TDOA), *Angle of Arrival* (AOA), dan *Received Signal Strength* (RSS). Tiga metode pertama memiliki kekurangan yang terkait dengan informasi waktu, oleh karena itu beberapa penelitian sebelumnya mengusulkan pengamatan unit pada posisi tetap yang menerima semua sinyal dari pemancar di daerah tersebut. Selain itu untuk mengekstrak informasi waktu dan arah, diperlukan perangkat keras tertentu dengan antena *multidirectional* [8]. Teknik posisi yang terakhir berdasarkan

¹ Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi Fakultas Teknik Universitas Gadjah Mada, Jln. Grafika 2 Yogyakarta 55281 INDONESIA

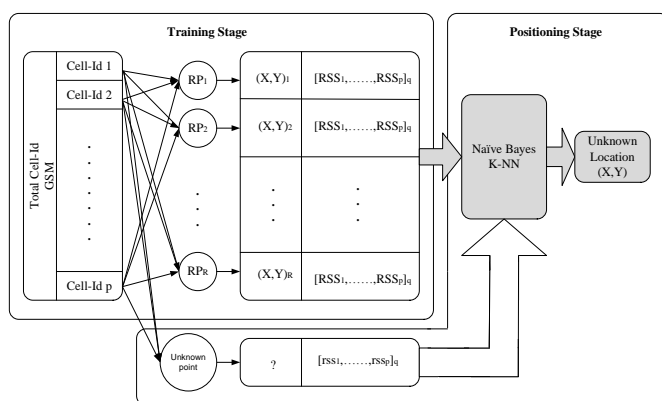
^{2, 3} Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi Fakultas Teknik Universitas Gadjah Mada, Jln. Grafika 2 Yogyakarta 55281 INDONESIA (e-mail: widyawan@gmail.com, lukito@mti.ugm.ac.id)

estimasi posisi RSS dan pemodelan sinyal propagasi. Terdapat beberapa keuntungan menggunakan RSS bagi estimasi posisi dalam gedung. Pertama, dapat diimplementasikan dalam sistem komunikasi nirkabel dengan sedikit bahkan tanpa penambahan atau perubahan perangkat keras, yang diperlukan hanyalah kemampuan untuk memperoleh dan membaca RSS. Keuntungan kedua adalah tidak perlu adanya sinkronisasi antara pemancar dan penerima [9]. Ada dua pendekatan umum untuk estimasi posisi nirkabel menggunakan teknik RSS: Sinyal pemodelan propagasi dan lokasi *fingerprinting*. Untuk yang pertama tidak termasuk dalam penelitian ini. *Fingerprinting* memiliki dua tahap : *training* dan *positioning*. Basis data lokasi tergantung pada parameter yang dikumpulkan di titik referensi yang dihasilkan dalam tahap *training*, dan dalam tahap *positioning*, algoritma yang berbeda dapat digunakan untuk memperkirakan posisi pengguna [10].

Dalam penelitian ini, memilih teknik *fingerprinting* untuk estimasi posisi objek dalam gedung berdasar sinyal GSM karena pertama merupakan metode yang ekonomis, tidak memerlukan perangkat keras tambahan [8]. Kedua *fingerprinting* tidak tergantung pada masalah waktu dari sinyal GSM sehingga dapat mengurangi efek *multipath* dibandingkan dengan metode lain berdasarkan pengukuran jarak [11]. Sistem estimasi posisi dalam gedung berdasar GSM *fingerprinting* dapat mencapai akurasi yang tinggi dan pada kenyataannya sebanding dengan implementasi berdasar 802.11 [6]. Namun perlu dicatat bahwa membangun basis data untuk *fingerprinting* selalu memakan waktu dan tenaga kerja yang intensif.

Algoritma yang kompleks berdasarkan metode probabilistik dapat dilakukan untuk mengarah pada perbaikan dalam keakuratan [12] salah satunya algoritma *Naïve Bayes* (NB) yaitu salah satu algoritma pembelajaran induktif yang paling efektif dan efisien untuk *machine learning* dan *data mining* [13]. Algoritma NB yang sederhana dan kecepatannya yang tinggi dalam proses pelatihan dan klasifikasi membuat algoritma ini menarik untuk digunakan sebagai salah satu metode klasifikasi [14]. Kelebihan NB adalah sederhana namun memiliki nilai akurasi yang cukup tinggi.

II. TEKNIK FINGERPRINTING



Gbr. 1 Dua tahap estimasi posisi berdasar GSM *fingerprinting*

A. Tahap Training

Tahap pertama melakukan pengambilan data untuk membuat basis data dengan *Reference Point* (RP) yang sudah ditentukan, yang digunakan sebagai sampel *training* pada tahap *training*. Di dalam basis data termasuk pengukuran Q *fingerprinting* dari semua P kanal sinyal GSM yang tertangkap pada masing-masing titik dalam periode waktu tertentu yang dapat dituliskan sebagai vektor $\{RSSr_q = [RSSr1 \text{ } RSSr2 \text{ } \dots \text{ } RSSrP], r = 1, 2, \dots, R, q = 1, 2, \dots, Q\}$. Rata-rata dari semua pengukuran dari masing-masing kanal GSM dihitung, dan dicatat sebagai data referensi dari lokasi dalam basis data. Gbr. 1 mengilustrasikan prosedur seluruh tahap *training fingerprint* berdasar GSM.

B. Tahap Positioning

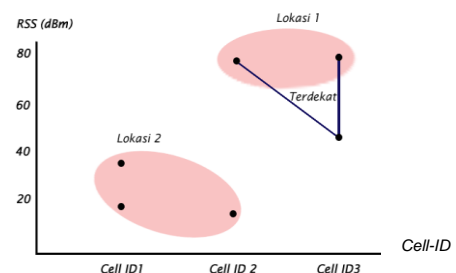
Dalam tahap ini, lokasi yang tidak diketahui akan diestimasi dengan membandingkan rata-rata pengukuran Q $\{rssq = [rss1 \text{ } rss2 \text{ } \dots \text{ } rssp], q = 1, 2, \dots, Q\}$ ke titik yang tidak diketahui dengan basis data pada tahap *training*. Perbandingan terbaik menunjukkan estimasi posisi. Proses tahap *positioning* ditunjukkan pada Gbr.1. Pada tahap *fingerprinting*, ada dua cara utama untuk memperkirakan posisi: pendekatan deterministik dan probabilistik [10]. Dalam penelitian ini, dua algoritma yang berbeda diterapkan untuk tujuan mengestimasi posisi.

1) Algoritma *k-Nearest Neighbour* (k-NN)

Pertama adalah algoritma *k-Nearest Neighbour* (k-NN), lokasi yang diperkirakan adalah rata-rata dari koordinat titik k terdekat yang didasarkan pada jarak *manhattan* dan jarak *euclidean* antara *fingerprint* yang diamati dan yang dicatat dalam basis data [15]. Dalam penelitian ini menggunakan jarak *euclidean* yang didefinisikan sebagai berikut:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^p (rssq - RSSq)^2} \quad (1)$$

Untuk ilustrasi algoritma k-NN ditunjukkan pada Gbr.2 berikut :



Gbr. 2 Ilustrasi algoritma k-NN (k=2)

2) Algoritma *Naïve Bayes* (NB)

Algoritma NB adalah suatu probabilistik simpel yang berdasarkan pada teorema *Bayes* pada umumnya, *inferensi Bayes* khususnya dengan asumsi independensi yang kuat (*naive*). Dalam prosesnya, NB mengasumsikan bahwa ada atau tidak adanya suatu fitur pada suatu kelas tidak berhubungan dengan ada atau tidaknya fitur lain di kelas yang sama [14]. Umumnya kelompok atribut E direpresentasikan dengan sekumpulan nilai atribut (Cell-ID1, Cell-ID2, ..., Cell-IDp)

dimana RSS_p adalah nilai atribut Cell-IDp. L adalah variable klasifikasi dalam kasus ini yaitu koordinat dan l adalah nilai dari L . Dari sudut pandang peluang [16], berdasarkan aturan *bayes* ke dalam kelas l adalah:

$$P(l | E) = \frac{P(E | l)P(l)}{P(E)} \quad (2)$$

Untuk menentukan pilihan kelas, digunakan peluang maksimal dari seluruh l dalam L , dengan fungsi :

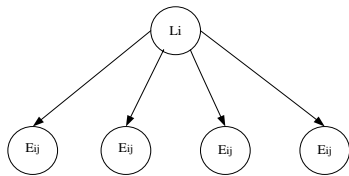
$$\arg \max_{l \in L} \frac{P(E | l)P(l)}{P(E)} \quad (3)$$

Karena nilai konstan untuk semua kelas, maka dapat diabaikan sehingga menghasilkan fungsi :

$$f_l(E) = \arg \max_{l \in L} P(E | l)P(l) \quad (4)$$

Untuk mengatasi berbagai permasalahan, berbagai varian dari pengklasifikasian yang menggunakan teorema *Bayes* diajukan, salah satunya adalah NB :

$$f_l(E) = \arg \max_{l \in L} P(E | l)P(l) \prod_{j=1}^n P(E_j | l) \quad (5)$$



Gbr. 3 Ilustrasi Naive Bayes (NB)

Pendekatan yang disebut NB, melibatkan pemodelan kekuatan sinyal sebagai distribusi *Gaussian* dan menggunakan kekuatan sinyal yang dikumpulkan untuk mempelajari parameter distribusi *Gaussian*, yang merupakan *mean* dan standar deviasi dari data *training*. Seperti halnya menghitung jarak *euclidian* sinyal pengamatan vektor S di lokasi l . Ketika kekuatan sinyal vektor S diperoleh dari pengukuran waktu saat ini dari kekuatan sinyal di lapangan maka probabilitas $P(S|l)$ dihitung untuk semua lokasi di lapangan.

$$P(S | l) = \frac{|P|}{\prod_{i=1}^n} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi(D_i^l)^2}} \exp \left(-\frac{(S_i - M_i^l)^2}{2(D_i^l)^2} \right) \right] \quad (6)$$

III. METODOLOGI

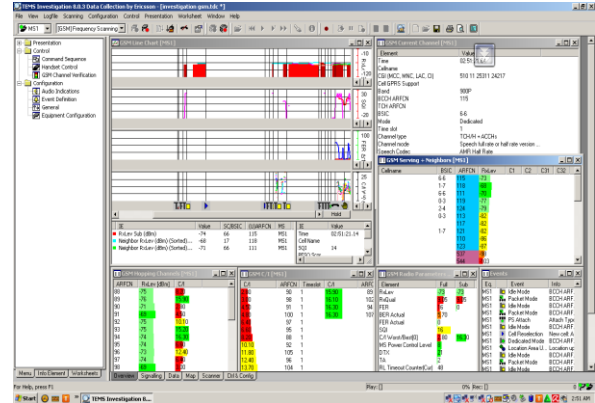
A. Bahan dan Alat Penelitian

Bahan penelitian yang digunakan dalam deteksi lokasi dalam gedung berdasar GSM adalah hasil pengukuran kekuatan sinyal yang diterima oleh telepon seluler yang dilakukan di lorong lantai 3 gedung JTETI UGM.

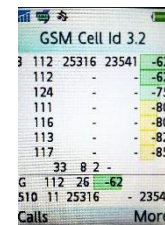
Dalam melakukan penelitian mengenai estimasi posisi objek dalam gedung diperlukan beberapa perangkat keras dan perangkat lunak sebagai berikut: perangkat keras yaitu telepon seluler Sony Ericsson k800i, laptop dan kabel data. Perangkat lunak yaitu *RapidMiner 5.0*, *Test Mobile System (TEMS) 8.0.3*, *Ms Excel 2007*, *AutoCad* dan *mapInfo Professional 10*.



Gbr. 4 Telepon seluler Sony Ericsson k800i



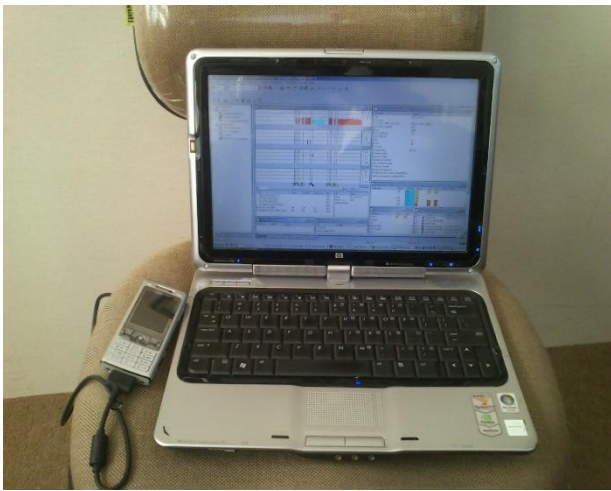
Gbr. 5 Tampilan TEMS di laptop



Gbr. 6 Tampilan Test Mobile System (TEMS) di ponsel

Dalam perangkat lunak TEMS salah satunya menampilkan BCCCH, *Location Area Code (LAC)*, *Cell Identity (CI)*, dan RxLev untuk sel yang melayani dan tetangga masing-masing. Juga menyajikan data sistem informasi untuk sel akses, seleksi, dan lokasi.

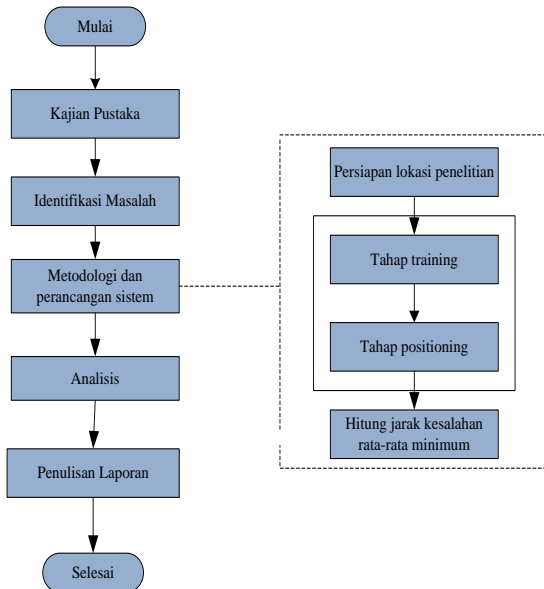
Terdapat sebanyak 30 Cell-ID dari *provider* Telkomsel yang terbaca di lingkungan JTETI, tetapi hanya 10 Cell-ID yang terkuat. Akan tetapi sehubungan adanya keterbatasan *software* pada saat *logfile* data dari perangkat lunak TEMS 8.0.3 ke perangkat lunak *excel*, maka dalam penelitian ini hanya menggunakan 2, 3 dan 4 Cell-ID yang menjadi skenario dari percobaan ini dan dijadikan atribut pada data *fingerprint* dalam tahap *training* dan klasifikasi berdasarkan koordinat (x,y) yang sudah ditentukan.



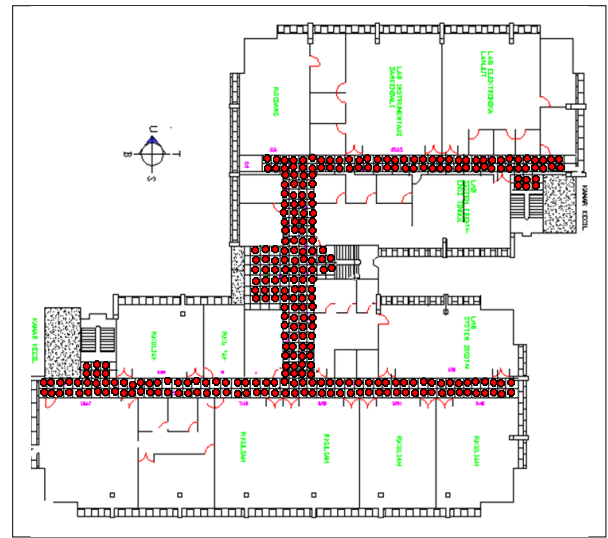
Gbr. 7 Set up percobaan

B. Langkah-langkah Penelitian

Ada beberapa tahapan atau langkah dalam penelitian ini, pada tahapan metodologi secara garis besar dibagi menjadi 4 tahapan utama. Diagram alir penelitian ini ditunjukkan pada Gbr 8.



Gbr. 8 Diagram alir penelitian



Gbr. 9 Titik- titik pengukuran RSS pada tahap *training*

Langkah awal pengukuran kekuatan sinyal pada percobaan ini dilakukan dengan menetapkan luasan-luasan berukuran 1x1 meter pada koridor lantai 3 dengan luas ±156 m². Luasan yang terbentuk berjumlah 295, di setiap tengah-tengah luasan dilakukan perekaman data kekuatan sinyal dengan menggunakan perangkat telepon seluler Sony Ericsson k800i yang sudah mempunyai aplikasi TEMS untuk membaca kekuatan sinyal GSM yang dihubungkan ke laptop yang beroperasi pada Windows XP. Perekaman data dilakukan selama ±3 menit dengan jumlah data sebanyak 700 setiap luasan, sehingga jumlah data yang terekam keseluruhan berjumlah 206500 data. Kemudian diolah ke dalam *microsoft excel* dalam format csv dengan atribut Cell-ID1, Cell-ID2, Cell-ID3 dan Cell-ID4 dan klasifikasi berdasarkan koordinat (x,y) yang digunakan sebagai acuan untuk estimasi posisi objek. Kemudian di *import* ke dalam perangkat lunak *RapidMiner 5.0* untuk dibuat visualisasi peta *fingerprint*. Visualisasi peta *fingerprint* merupakan nilai dari rata-rata kekuatan sinyal di setiap klasifikasi pada masing-masing Cell-ID yang sudah diukur dan dikumpulkan dalam *fingerprint*.

Estimasi posisi objek dalam penelitian ini adalah posisi telepon seluler yang diperoleh dari tahapan *positioning* dengan menggunakan algoritma yang telah dimodelkan yaitu k-NN dan NB dengan menggunakan tool *RapidMiner* dengan cara membandingkan antara pengukuran RSS secara nyata yaitu data *testing* dengan pengukuran sebelumnya yang telah tersimpan dalam *fingerprint*. Jarak kesalahan rata-rata minimum diperoleh dengan cara menghitung jarak antara lokasi sebenarnya dengan lokasi estimasi menggunakan rumus sebagai berikut:

$$error\ rata - rata\ min = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n \left[(x'_i - x_i)^2 + (y'_i - y_i)^2 \right]}}{n} \quad (6)$$

IV. HASIL DAN ANALISA

A. Tahap Training

Pada tahap *training* melakukan proses *training* terhadap

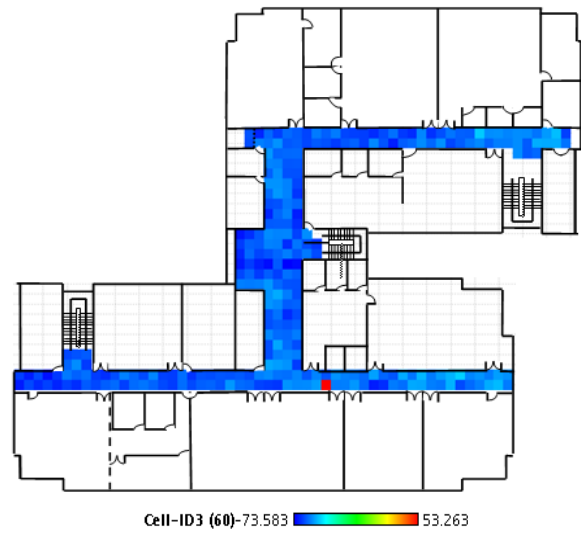
data *fingerprint* yang berjumlah 206500 data kekuatan sinyal dengan menggunakan 2, 3 dan 4 Cell-ID. Visualisasi peta *fingerprint* pada percobaan ini ditunjukkan pada Gbr. 11, 12, 13 dan 14.



Gbr. 10 Visualisasi RSS Cell-ID1



Gbr. 11 Visualisasi RSS Cell-ID2



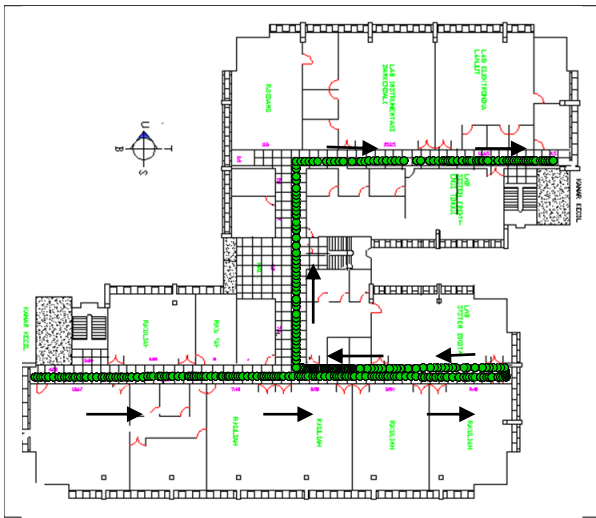
Gbr. 12 Visualisasi RSS Cell-ID3



Gbr. 13 Visualisasi RSS Cell-ID4

B. Tahap Testing

Pada tahap *testing* dilakukan pengujian terhadap nilai kekuatan sinyal yang diukur secara *real time* dengan cara berjalan di sepanjang koridor area lokasi percobaan yaitu lantai 3 gedung JTETI UGM. Jumlah lokasi target sebanyak 127 koordinat dan arah jalan ditunjukkan pada Gbr.14.

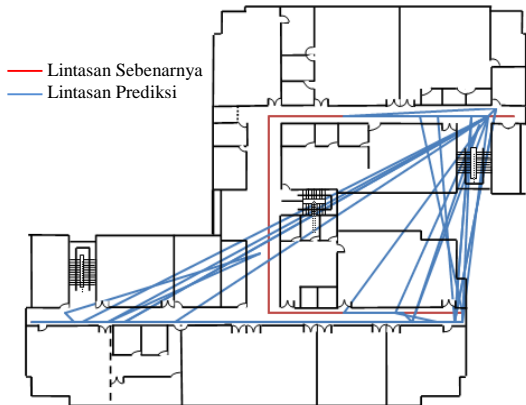


Gbr. 14 Pengukuran data *testing* secara berjalan

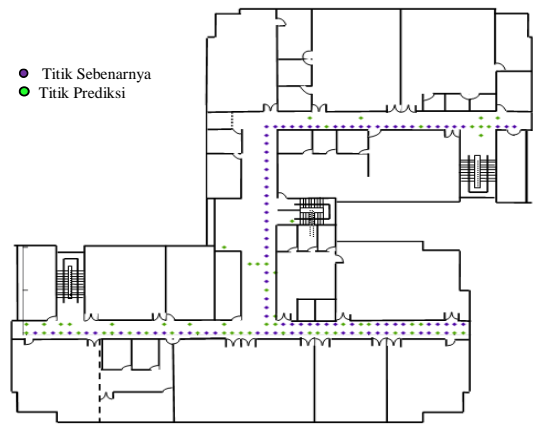
C. Hasil Prediksi dengan metode *k-Nearest Neighbour (k-NN)*



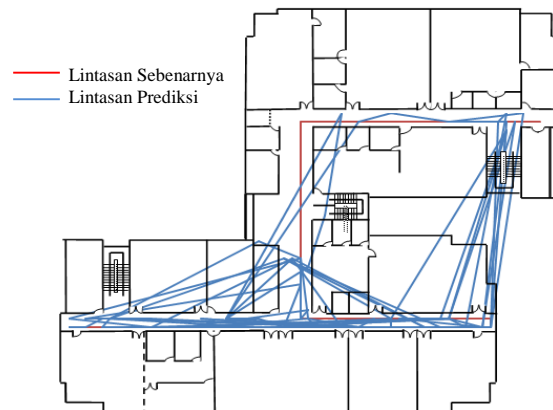
Gbr. 15 Hasil prediksi NN untuk jumlah Cell-ID = 2



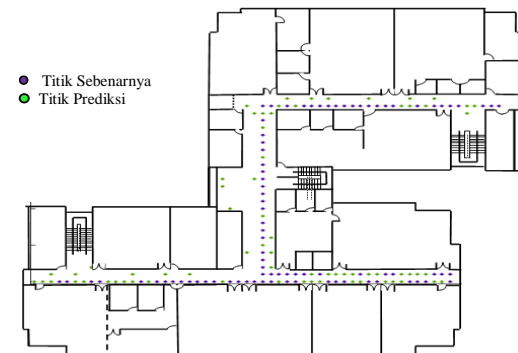
Gbr. 16 Hasil lintasan prediksi metode *k-NN* untuk jumlah Cell-ID = 2



Gbr. 17 Hasil prediksi metode *k-NN* untuk jumlah Cell-ID = 3



Gbr. 18 Hasil lintasan prediksi *k-NN* untuk jumlah Cell-ID = 3

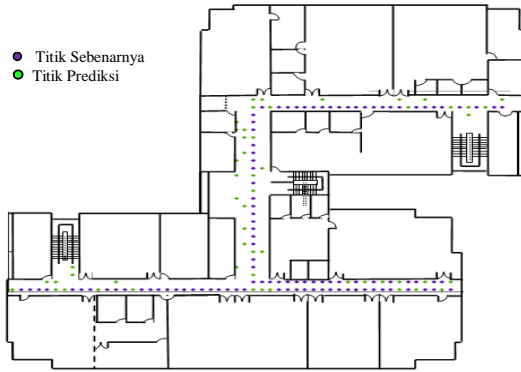


Gbr. 19 Hasil prediksi metode *k-NN* untuk jumlah Cell-ID = 4

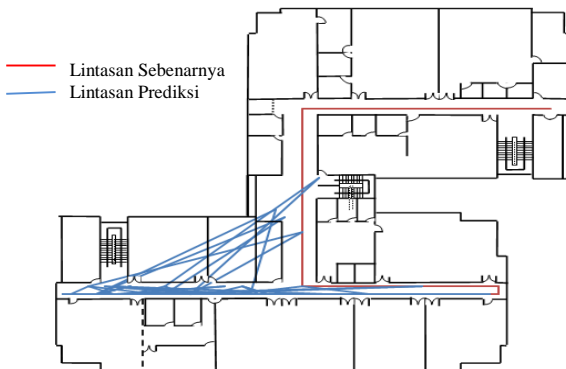


Gbr. 20 Hasil lintasan metode *k-NN* untuk jumlah Cell-ID = 4

D. Hasil Prediksi dengan metode Naïve Bayes (NB)



Gbr. 21 Hasil prediksi metode NB untuk jumlah Cell-ID = 2



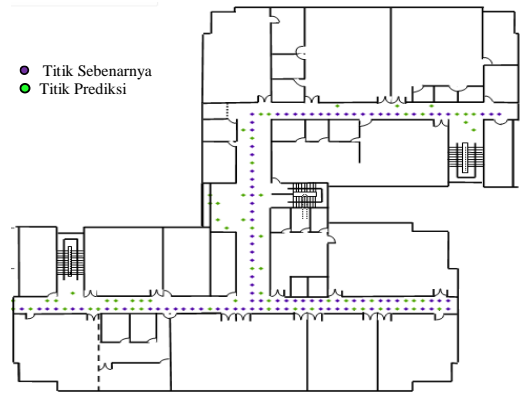
Gbr. 22 Hasil lintasan prediksi metode NB untuk jumlah Cell-ID = 2



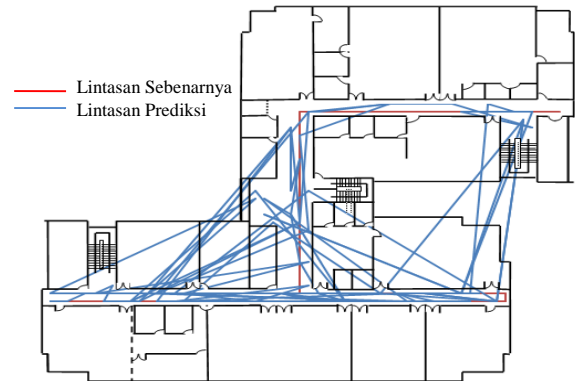
Gbr. 23 Hasil prediksi metode NB untuk jumlah Cell-ID = 3



Gbr. 24 Hasil lintasan prediksi metode NB untuk jumlah Cell-ID = 3



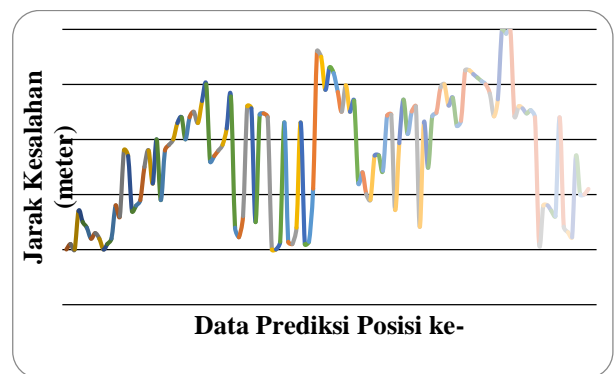
Gbr. 25 Hasil prediksi metode NB untuk jumlah Cell-ID = 4



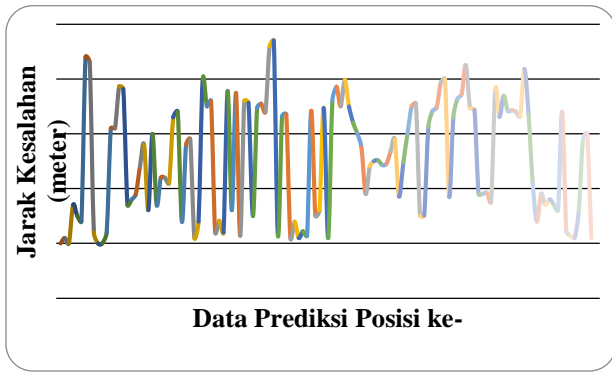
Gbr. 26 Hasil lintasan prediksi metode NB untuk jumlah Cell-ID = 4

E. Hasil Jarak Kesalahan Rata-rata Minimum

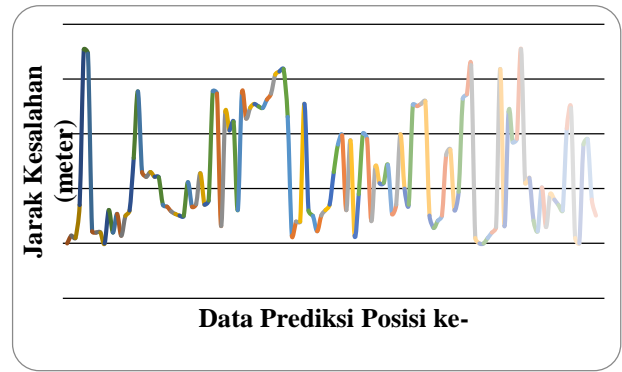
Sebelum menghitung jarak kesalahan rata-rata minimum, terlebih dulu menghitung jarak kesalahan pada masing-masing titik referensi yang ditentukan sebagai koordinat (x,y) dengan membandingkan hasil dari estimasi posisi dikurangi dengan posisi yang sebenarnya dengan menggunakan persamaan jarak *euclidian*. Hasil jarak kesalahan di setiap titik referensi yang menjadi target dalam pengujian yaitu dengan jumlah sebanyak 128 titik referensi yang terlewati pada saat pengukuran data *testing* dengan cara berjalan di sepanjang lorong, untuk percobaan dengan menggunakan metode k-NN dan skenario percobaan menggunakan 2, 3 dan 4 Cell-ID ditunjukkan pada Gbr. 27, 28 dan 29.



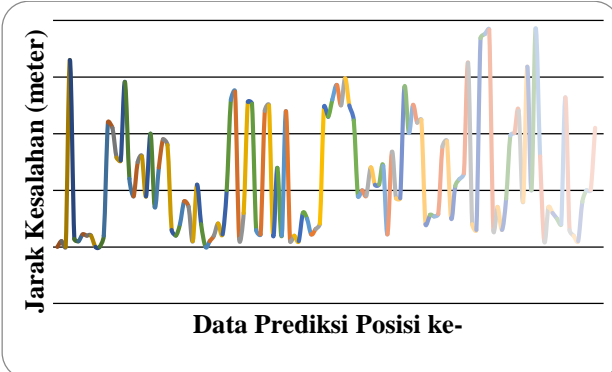
Gbr. 27 Jarak kesalahan menggunakan k-NN untuk jumlah Cell-ID = 2



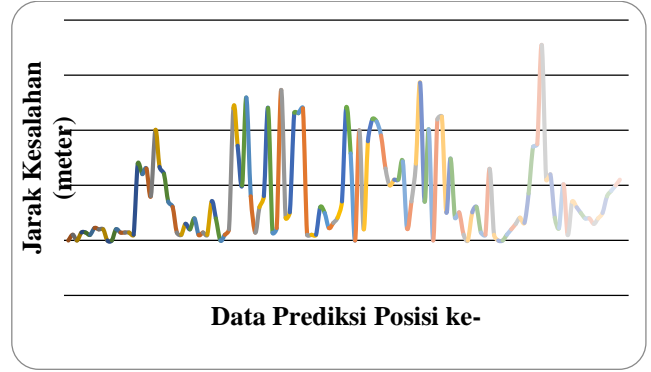
Gbr. 28 Jarak kesalahan menggunakan k-NN untuk jumlah Cell-ID = 3



Gbr. 31 Jarak kesalahan menggunakan NB untuk jumlah Cell-ID = 3



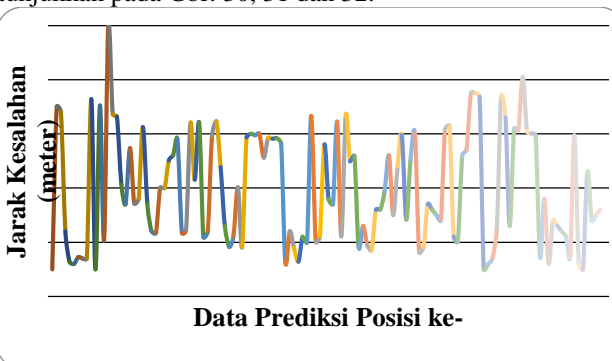
Gbr. 29 Jarak kesalahan menggunakan k-NN untuk jumlah Cell-ID = 4



Gbr. 32 Jarak kesalahan menggunakan NB untuk jumlah Cell-ID = 4

Hasil percobaan dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* dan skenario percobaan menggunakan 2, 3 dan 4 Cell-ID ditunjukkan pada Gbr. 30, 31 dan 32.

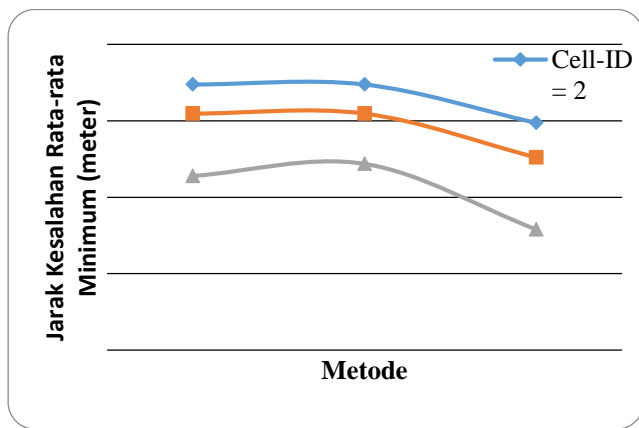
Dari hasil estimasi posisi dengan metode k-NN dan NB dapat dihitung jarak kesalahan rata-rata minimumnya dengan menggunakan persamaan (6).



Gbr. 30 Jarak kesalahan menggunakan NB untuk jumlah Cell-ID = 2

TABEL I
PENGARUH PERBEDAAN JUMLAH CELL-ID TERHADAP JARAK KESALAHAN RATA-RATA MIN (METER)

Jumlah Cell-ID	<i>k</i> -Nearest Neighbour (k-NN) dengan k=2	<i>Naïve Bayes</i> (NB)
2	17.38	14.87
3	15.48	12.6
4	12.19	7.89



Gbr. 33 Grafik pengaruh perbedaan jumlah Cell-ID terhadap jarak kesalahan rata-rata minimum

Dari Gbr. 33 memperlihatkan adanya pengaruh jumlah Cell-ID yang digunakan terhadap jarak kesalahan rata-rata minimum. Untuk metode *Naïve Bayes* pada semua skenario yaitu jumlah Cell-ID 2, 3 dan 4 diperoleh hasil jarak kesalahan rata-rata minimum yang lebih baik dibandingkan dengan metode k-NN. Dari hasil percobaan dengan jumlah Cell-ID sebanyak 4 dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik sebesar 7.89 meter dibandingkan dengan jumlah Cell-ID 2 dan 3.. Dari hasil percobaan dapat dilihat semakin banyak jumlah Cell-ID maka jarak kesalahan rata-rata minimum semakin kecil, sehingga tingkat akurasi semakin baik.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil penelitian memperlihatkan adanya pengaruh jumlah Cell-ID untuk 2, 3 dan 4. Pada hasil percobaan jumlah Cell ID 4 mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik sebesar 7.89 meter dengan metode *Naïve Bayes*. Perbandingan kedua metode yaitu k-NN dan *Naïve Bayes* dengan adanya perbedaan jumlah Cell-ID, untuk semua skenario percobaan yaitu jumlah Cell-ID 2, 3 dan 4 dengan metode *Naïve Bayes* lebih baik dibandingkan dengan metode k-NN. Dari hasil percobaan GSM *fingerprint* dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* dapat digunakan untuk estimasi posisi objek dalam gedung.

Dalam penelitian berikutnya dapat dilakukan dalam pengambilan data *training* tidak hanya menggunakan 4 Cell-ID. Algoritma probabilistik yang kompleks misalnya *partikel filter* dapat digunakan untuk mengarah ke perbaikan akurasi.

Fusion (penggabungan) dengan sinyal *Wifi* juga disarankan supaya memperoleh hasil akurasi yang lebih baik.

REFERENSI

- [1] T. Kindberg and A. Fox. System software for ubiquitous computing. *IEEE Pervasive Computing*, 1(1):26–35, Jan. 2002.
- [2] Q. Yang, S. J. Pan, V. Wenchen Zheng. “Estimating Location Using Wi-Fi”, *IEEE Intelligent Systems*, vol. 23, no. 1, pp. 8–13, Jan/Feb, 2008.
- [3] L. Aalto, N. Gothlin, J. Korhonen, T. Ojala “Bluetooth and WAP push based location-aware mobile advertising system”, in *Proc. 2nd International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, Boston, pp. 49–58, 2004.
- [4] N. B. Priyantha, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan “The cricket location support system”. In *Mobile Computing and Networking*, pages 32–43, 2000.
- [5] A. Ward, A. Jones, and A. Hopper. A new location technique for the active office. In *IEEE Personnel Communications*, 4(5), pages 42–47, Oct. 1997.
- [6] V. Otsason, A. Varshavsky, A. LaMarca, and E. de Lara. “Accurate GSM indoor localization” in Proceedings of the International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp ’05), M. Beigl, et al., Ed., pp. 141–158, Springer, Berlin, Germany, 2005.
- [7] B. Denby, Y. Oussar, I. Ahriz, “Geolocalisation in Cellular Telephone Networks”, in *Proc. NATO Advanced Study Institute on Mining Massive Data Sets for Security*, Gazzad, F. Fogelman-Soulié, D. Perrotta, J. Piskorski & R. Steinberger, Eds., IOS Press, pp. 357–365, Amsterdam, Netherlands, 2007.
- [8] S.-H. Fang, J.-C. Chen, H.-R. Huang, and T.-N. Lin, “Is FM a RF-Based Positioning Solution in a Metropolitan-Scale Environment? A Probabilistic Approach With Radio Measurements Analysis,” *IEEE Transactions on Broadcasting*, vol. 55, no. 3, pp. 577–588, 2009.
- [9] J. Caffery, *Wireless Location in CDMA Cellular Radio Systems*. Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [10] B. Li. “Terrestrial mobile user positioning using TDOA and fingerprinting techniques,” PhD thesis, School of Surveying & Spatial Information Systems, University of New South Wales, Sydney, Australia, 2006.
- [11] T. King, T. Haenselmann, and W. Effelsberg, “Deployment, calibration, and measurement factors for position errors in 802.11-based indoor positioning systems,” *Location- and Context-Awareness*, vol. 4718, Lecture Notes in Computer Science, pp. 17–34, 2007.
- [12] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, J. Liu “Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems” in *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics Vol, 37, No, 6*, 2007.
- [13] M. Ammar Shadiq, “Keoptimalan Naïve Bayes”. Program Ilmu Komputer FMIPA, Universitas Pendidikan Indonesia,
- [14] Yudi Wibisono, 2008
- [15] T. Cormen, C. Leiserson, and R. Rivest, *Introduction to Algorithms*, MIT Press, New York, 1999.
- [16] Prof. DR. Sudjana., M.A., M.Sc. *Metoda Statistika, Edisi ke-6*. Bandung, Tarsito, 1996.
- [17] Guimarães, Indoor Localization Using FM Radio Signals: A Fingerprinting Approach, International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 21-23 September 2011, Portugal, 2011.
- [18] J. Eberspacher, H.-J. Vogel, and C. Bettstetter. GSM switching, services and protocols, 2001.
- [19] P. Bahl and V. N. Padmanabhan. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system. In *INFOCOM*, pages 775–784, 2000.