

MACHINE LEARNING UNTUK LOCALIZATION BERBASIS RSS MENGUNAKAN CELL-ID GLOBAL SYSTEM FOR MOBILE COMMUNICATION (GSM)

Taman Ginting, Yusuf Eko Rohmadi

Politeknik Pratama Mulia Surakarta

ginting79@gmail.com

Abstrak

Keakuratan dalam penentuan posisi merupakan bagian yang penting untuk aplikasi-aplikasi dalam kajian ubiquitous computing. Teknologi penentuan 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. Pada penelitian ini, penentuan posisi objek dalam gedung dilakukan dengan menggunakan teknologi Global System for Mobile Communications (GSM). GSM dipilih karena mempunyai beberapa keuntungan seperti cakupan yang lebih luas dan mampu bekerja dalam ruangan.

Nilai dari RSS yang berasal dari CELL-ID yang terpasang di lokasi penelitian digunakan untuk menyimpulkan lokasi dari pengukuran RSS-based menggunakan metode machine learning dengan algoritma k-Nearest Neighborhood (kNN). Dari hasil penelitian akan diketahui pengaruh terhadap pengukuran antara lain ukuran grid fingerprint, algoritma dan jumlah data dari luas lokasi pengukuran data fingerprint. Hasil terbaik pengujian dari algoritma akan menjadi hasil dan tujuan dari penelitian ini.

Luaran dari penelitian ini adalah publikasi ilmiah dalam jurnal untuk pengembangan materi berbasis GSM.

Kata Kunci: *Machine Learning, Global System for Mobile Communications (GSM), fingerprint, k-NN, Naïve Bayes.*

1. Pendahuluan

Localization merupakan bagian yang penting untuk aplikasi-aplikasi dalam kajian *ubiquitous computing*. Terdapat banyak penelitian yang berkaitan dengan sistem estimasi posisi dalam gedung berdasarkan pada penggunaan jangkauan sinyal pendek. Keakuratan dalam deteksi objek sudah menjadi bagian yang penting pada aplikasi *ubiquitous computing*. Teknologi deteksi lokasi paling umum yang tersedia saat ini adalah *Global Positioning System (GPS)*. Penerima GPS dapat memberikan informasi posisi yang sangat akurat, tetapi ketika GPS digunakan di dalam gedung dan lingkungan perkotaan yang padat tidak memberikan kinerja yang baik, hal tersebut yang mendasari semakin banyaknya penelitian menggunakan sistem deteksi posisi objek dalam gedung berdasarkan jaringan radio sendiri. Beberapa penelitian menggunakan sistem deteksi posisi objek dalam gedung berdasarkan pada penggunaan jangkauan sinyal pendek

seperti 802.11, Bluetooth, *ultra sound* dan *infrared*, namun alternatif tersebut menemukan kendala yaitu membutuhkan instalasi dan pemeliharaan jaringan.

Deteksi objek dalam gedung dengan teknologi *Global System for Mobile Communications* (GSM) mempunyai beberapa keuntungan di antaranya: (i) Cakupan GSM lebih luas dibandingkan cakupan jaringan 802.11; (ii) Penggunaan telepon seluler yang membuat kanal ideal untuk pengiriman aplikasi *ubiquitous computing*. Suatu sistem deteksi objek berdasarkan sinyal seluler seperti GSM dengan memanfaatkan perangkat keras yang ada pada telepon seluler tersebut; (iii) Karena *Base Station* (BS) tersebar di seluruh daerah, sistem deteksi objek berbasis seluler akan tetap bekerja dalam situasi infrastruktur listrik sebuah bangunan padam; serta (iv) GSM beroperasi pada sebuah *band* frekuensi. Pada prinsipnya telepon seluler sudah menyediakan beberapa pelayanan misalnya berdasarkan informasi jaringan seperti lokasi BS yang melayaninya atau pada informasi fisik, misalnya arah kedatangan sinyal (Otsason, et al., 2005).

Akan tetapi teknik-teknik deteksi lokasi objek yang terdapat pada GSM ini memberikan presisi yang terbatas dengan adanya *multipath* dan interferensi. Metode korelasi basis data (Zimmermann, et al., 2004). Metode pengukuran berdasarkan kekuatan sinyal untuk kepentingan navigasi dapat berdasarkan pada: *Time of Arrival* (TOA), *Time Difference of Arrival* (TDOA), *Angle of Arrival* (AOA), dan *Received Signal Strength* (RSS). Pada 3 metode pertama, kurangnya informasi waktu dalam sinyal GSM. Oleh karena itu beberapa penelitian sebelumnya mengusulkan pengamatan unit pada posisi tetap yang menerima semua sinyal GSM dari pemancar GSM di daerah tersebut. Selain itu untuk mengekstrak informasi waktu dan arah, diperlukan *hardware* tertentu dengan antena *multidirectional*. Teknik posisi yang terakhir berdasarkan lokalisasi RSS dan pemodelan sinyal propagasi. Ada dua pendekatan umum untuk lokalisasi nirkabel menggunakan teknik RSS: Sinyal pemodelan propagasi dan lokasi *fingerprinting*. Yang pertama tidak termasuk dalam penelitian ini. *Fingerprinting* memiliki dua tahap: *training* dan *positioning*. *Database* lokasi tergantung pada parameter yang dikumpulkan di titik-titik referensi yang dihasilkan dalam tahap pelatihan, dan dalam tahap *positioning* algoritma yang berbeda dapat digunakan untuk memperkirakan posisi pengguna.

Dalam peneltian ini, memilih teknik *fingerprinting* untuk deteksi posisi objek dalam gedung berdasar sinyal GSM karena pertama merupakan metode yang ekonomis, tidak memerlukan *hardware* tambahan dan infrastruktur. Kedua

fingerprinting tidak tergantung pada masalah waktu dari sinyal GSM sehingga dapat mengurangi efek *multipath* dibandingkan dengan metode lain berdasarkan pengukuran jarak. Namun perlu dicatat bahwa membangun *database* untuk *fingerprinting* selalu memakan waktu dan tenaga kerja yang intensif.

Sistem deteksi posisi objek dalam gedung berdasarkan GSM *fingerprint* dapat mencapai akurasi yang tinggi dan pada kenyataannya sebanding dengan implementasi berbasis 802.11 (Otsason, et al., 2005). GSM *fingerprint* bergantung pada fase pelatihan yang mana peta radio lingkungan dibangun dengan mengambil serangkaian pengukuran radio di beberapa lokasi. Rekaman pengukuran RSS berasal dari kelompok sumber radio yang terdengar pada fase lokasi. Setelah fase pelatihan selesai, pengguna bisa memperkirakan pengukuran lokasi yang diketahui ke set pengukuran yang dikumpulkan dalam fase pelatihan.

Algoritma yang kompleks berdasarkan metode probabilistik dapat dilakukan untuk mengarah pada perbaikan dalam keakurasian (Liu, et al., 2007), salah satunya algoritma *Naïve Bayes* yaitu salah satu algoritma pembelajaran induktif yang paling efektif dan efisien untuk *machine learning* dan *data mining*.

2. Dasar Teori

2.1 *Machine Learning*

Machine learning adalah salah satu disiplin ilmu dari *computer science* yang mempelajari bagaimana membuat komputer atau mesin mempunyai suatu kecerdasan. Agar mempunyai suatu kecerdasan, komputer atau mesin harus dapat belajar. Dengan kata lain *machine learning* adalah suatu bidang keilmuan yang berisi tentang pembelajaran komputer atau mesin untuk menjadi cerdas.

Learning process dalam *machine learning* terbagi menjadi tiga bagian, yaitu: *supervised learning*, *unsupervised learning*, dan *reinforcement learning*.

Machine learning merupakan bagian dari kecerdasan buatan. Untuk menjadi cerdas, sistem yang berada dalam lingkungan yang berubah harus memiliki kemampuan untuk belajar. Jika sistem dapat belajar dan beradaptasi dengan perubahan tersebut, perancang sistem tidak perlu meramalkan dan memberikan solusi untuk semua kemungkinan situasi (Alpaydin, 2010).

Machine learning berfungsi untuk mengoptimalkan kriteria atau pengelompokan dengan menggunakan data contoh atau pengalaman masa lalu. Di dalam *machine learning*, memiliki model yang ditetapkan sampai dengan beberapa parameter, dan *learning* adalah pelaksanaan program komputer untuk

mengoptimalkan parameter model menggunakan data pelatihan atau pengalaman masa lalu. Model dapat diolah untuk membuat prediksi di masa depan, atau deskriptif untuk mendapatkan pengetahuan dari data, atau keduanya. *Machine learning* menggunakan teori statistik dalam membangun model matematika, karena tugas inti dari *machine learning* adalah membuat kesimpulan dari sampel (Alpaydin, 2010).

2.2 GSM

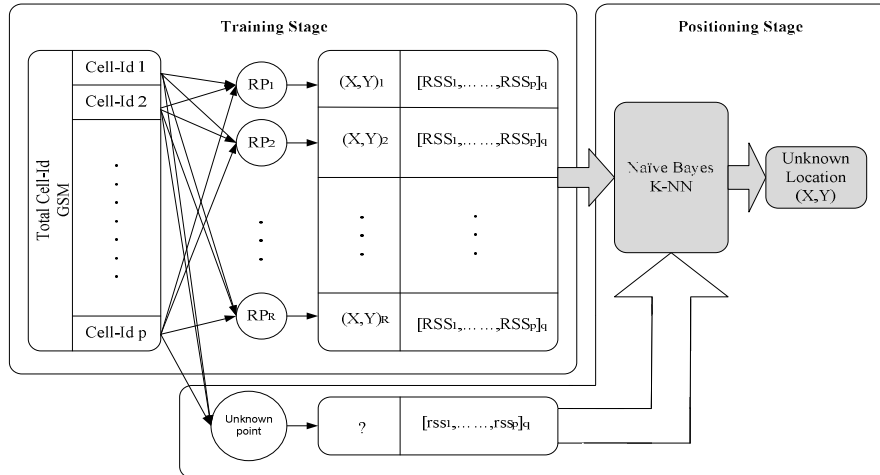
Global System for Mobile Communications (GSM) adalah standar telepon seluler yang paling luas di dunia, dengan penyebaran lebih dari 100 negara oleh lebih dari 220 operator jaringan (Widyawan, 2009).

Di Indonesia, GSM beroperasi pada pita frekuensi 900 MHz dan 1800 MHz. Setiap *band* dibagi menjadi 200 saluran kHz lebar fisik dengan menggunakan *Frekuensi Division Multiple Access* (FDMA). Setiap saluran fisik ini kemudian dibagi lagi menjadi 8 saluran logis berdasarkan *Time Division Multiple Access* (TDMA). Sebuah *base station* GSM biasanya dilengkapi dengan sejumlah antena *directional* yang mendefinisikan cakupan sektor atau sel. Setiap sel dialokasikan sejumlah fisik saluran berdasarkan beban lalu lintas yang diharapkan. Biasanya, saluran dialokasikan dengan cara yang baik untuk meningkatkan cakupan dan mengurangi interferensi antar sel. Jadi, misalnya, dua tetangga sel tidak akan diberi saluran yang sama. Saluran yang, bagaimanapun, digunakan kembali di sel-sel yang jauh cukup jauh dari satu sama lain sehingga antar sel interferensi diminimalkan sementara saluran kembali dimaksimalkan. Saluran untuk alokasi sel adalah proses yang kompleks dan mahal yang memerlukan perencanaan yang matang.

3. Pembahasan

3.1 Tahap *Training*

Tahap pertama melakukan pengambilan data untuk membuat *database* dengan titik-titik R yang sudah ditentukan, yang digunakan sebagai sampel *training* pada tahap *training*. Di dalam *database* 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 $\{RSSr_q = [RSSr_1 \ RSSr_2 \ \dots \ RSSr_P], r = 1, 2, \dots, R, q = 1, 2, \dots, Q\}$. Rata-rata dari semua pengukuran dari masing-masing kanal GSM dihitung, dan dicatat sebagai data referensi dari lokasi dalam *database*. Gambar 1 mengilustrasikan prosedur seluruh tahap pelatihan *fingerprint* berdasar GSM.



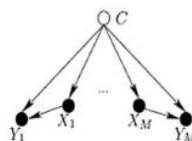
Gambar 1 Dua tahap deteksi posisi objek berdasar GSM *fingerprinting*

3.2 Tahap Positioning

Dalam tahap ini, lokasi yang tidak diketahui akan diestimasi dengan membandingkan rata-rata pengukuran $Q \{rssq = [rss1 \ rss2 \ ... \ rssp], q = 1, 2, \dots, Q\}$ ke titik yang tidak diketahui dengan *database* pada fase *training*. Perbandingan terbaik menunjukkan perkiraan posisi. Proses tahap *positioning* ditunjukkan pada Gambar 1. Pada tahap *fingerprinting*, ada dua cara utama untuk memperkirakan lokasi: pendekatan deterministik (Otsason, et al., 2005). Dalam penelitian ini menganalisis pendekatan deterministik dan probabilistik. Dua algoritma yang berbeda diterapkan untuk tujuan mendeteksi posisi. Yang 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 *database*. Dalam penelitian ini menggunakan jarak *Euclidean* yang didefinisikan seperti pada Persamaan 1.

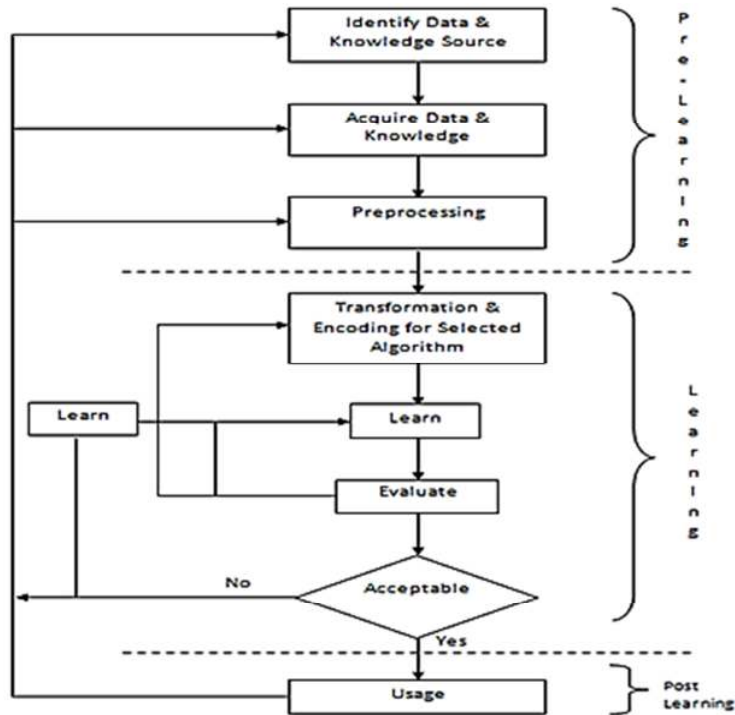
$$Euclidian \ Distance = ||rss - RSS||^2 \dots \dots \dots (1)$$

Yang kedua yaitu algoritma *Naïve Bayes* adalah suatu probabilistik simpel yang berdasarkan pada teorema *Bayes* pada umumnya, inferensi *Bayes* khususnya dengan asumsi independensi yang kuat (*naive*). Dalam prosesnya, *Naïve Bayes* mengasumsikan bahwa ada atau tidaknya suatu fitur pada suatu kelas tidak berhubungan dengan ada atau tidaknya fitur lain di kelas yang sama.



Gambar 2 Model *Naïve Bayes*

3.3 Tahap *Machine Learning*



Gambar 3 Metode *Machine Learning*

Tahapan-tahapan metode *machine learning* dalam *indoor localization* terdiri dari (Alpaydin, 2010):

1. Tahap *Pre-Learning*

- a. Tahap identifikasi data dan *knowledge source* merupakan tahapan spesifikasi parameter sistem pengukuran nilai RSS dari *multiple CELL-ID* yang ada di gedung POLITAMA. Proses pengukuran dilakukan dengan mengabaikan adanya efek *multipath* dan propagasi.
- b. Tahap *acquire* data dan *knowledge* merupakan tahapan penetapan lokasi *fingerprint* yang akan diukur dalam gedung dengan menetapkan *grid* atau titik-titik pengukuran (*predefined*) dalam bentuk koordinat (x, y) .
- c. Tahap *preprocessing* merupakan tahap pemrosesan data dari langkah (b). *Preprocessing* dilakukan dengan menghilangkan RSS cell.id yang berada di luar area penelitian meskipun sinyal tersebut tertangkap. Pada tahap *preprocessing* akan dibuat juga *database fingerprint* RSS cell-id. *Database fingerprint* ini kemudian diolah untuk menghasilkan visualisasi peta *fingerprint*.

2. Tahap *Learning*

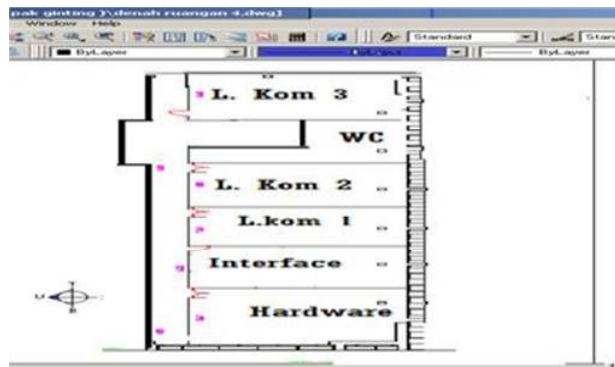
Merupakan tahapan proses pembelajaran pengenalan posisi yang dilakukan terhadap *database fingerprint* dengan menggunakan algoritma k-Nearest Neighborhood (k-NN) .

3. Tahap *Post Learning*

Merupakan tahapan penggunaan sistem lokalisasi untuk pengujian RSS secara *real time* dalam menghitung estimasi lokasi.

3.4 Pembuatan Denah Lokasi

Tahap ini merupakan langkah awal dalam penelitian yang dilakukan di koridor lantai 3 gedung POLITAMA terdiri dari Lab *Hardware*, Lab *Interface*, Lab Komputer 1 dan Lab Komputer 2. Pada tahap ini dilakukan dengan mengumpulkan informasi mengenai denah lokasi penelitian dari salah satu sumber yang berurusan dengan bagian denah dari lokasi penelitian tersebut. Setelah mendapatkan gambaran mengenai denah yang akan dijadikan lokasi penelitian, kemudian dilakukan pembuatan denah lokasi dengan menggunakan perangkat lunak AutoCAD dengan posisi dan jarak antar ruangan disesuaikan dengan kondisi yang sebenarnya.



Gambar 4 Denah lokasi penelitian menggunakan perangkat lunak AutoCAD

3.5 Penetapan Titik Referensi

Penetapan titik referensi merupakan tahapan selanjutnya dalam perencanaan ruang yang menjadi lingkup penelitian. Ruang penelitian adalah koridor lantai 3 Gedung POLITAMA Lab *Hardware*, Lab *Interface*, Lab Kom 1, Lab Kom 2 dan Koridor Lantai 3. Pada tahap ini koridor diukur kemudian dibagi ke dalam luasan-luasan dengan luasan masing-masing 2 m² dan 1 m². Hal ini dilakukan untuk membandingkan tingkat akurasi atau jarak kesalahan rata-rata minimum yang dihasilkan. Sebelum melakukan pengambilan data *training*, titik-titik referensi yang berada tepat di tengah-tengah setiap luasan ditandai terlebih

dahulu dan dipastikan tanda tersebut sesuai dengan koordinat yang nantinya dijadikan klasifikasi dalam data *fingerprint*, hal tersebut dilakukan supaya memudahkan dalam proses pengukuran data *training*.



Gambar 5 Denah lokasi penelitian menggunakan perangkat lunak AutoCAD

3.6 Metode Pemodelan

Pemodelan untuk *NN* dan *NB* dilakukan menggunakan RapidMiner yaitu untuk mencari prediksi posisi sehingga dapat dihitung jarak kesalahan rata-rata minimumnya. Data yang dimasukkan berupa data *training* yang berisi atribut dan klasifikasi. Atribut dalam penelitian ini yaitu Cell-ID dan *AP* yang mana nilai dari atribut tersebut berupa nilai kekuatan sinyal yang terbaca pada tiap-tiap titik referensi dan klasifikasi menunjukkan koordinat (x, y) dari titik-titik referensi. Data testing hanya berisi atribut saja. Semua format data menggunakan format CSV (*Comma-Separated Values*) dalam perangkat lunak Microsoft Excel. Kemudian dalam pemodelan ini harus diperhatikan parameter-parameter yang digunakan misalnya untuk *NN* dalam penelitian ini dengan menggunakan jarak Euclidian. Menghitung Jarak Kesalahan Rata-rata Minimum.

Penentuan posisi objek dalam penelitian ini adalah posisi telepon seluler dan laptop dan posisi pada penelitian yaitu titik referensi yang direpresentasikan dengan koordinat fisik berupa (x, y) . Jarak kesalahan rata-rata minimum diperoleh dari perbandingan antara pengukuran *RSS* secara nyata yaitu data *testing* dengan pengukuran sebelumnya yang telah tersimpan dalam *fingerprint*. Prediksi posisi didapat dari tahapan *positioning* dengan menggunakan algoritma yang telah dimodelkan yaitu *NN* dan *NB*. Dari hasil prediksi posisi setiap data *testing* yang menjadi target yang terlewat dalam pengukuran data *testing* dapat dihitung nilai jarak kesalahan rata-rata minimumnya dengan menggunakan persamaan.

4. Hasil dan Analisis

Analisa hasil jarak kesalahan pada skenario 1 dan skenario 2 yaitu dengan melihat adanya pengaruh penetapan luasan dalam penelitian ini yaitu luasan 2 m² yang terdapat titik referensi sejumlah 76 titik dan 1 m² yang terdapat titik referensi sejumlah 295 titik dengan menggunakan 3 Cell-ID.

Dari hasil jarak kesalahan yang diperoleh dari setiap titik target yang terlewati pada saat pengujian perbandingan antara metode *NN* dan *NB* dari grafik terlihat perbedaan. Untuk *NN* terdapat banyak titik koordinat (x, y) yang besar diprediksikan berada pada koordinat (x, y) yang kecil sehingga jarak kesalahan menjadi besar. Kekuatan sinyal yang diterima *mobile station* (MS) dipengaruhi oleh beberapa faktor. Di antaranya yaitu dipengaruhi oleh besarnya frekuensi yang bekerja, redaman lintasan dari material bahan yang digunakan, pemilihan antenna *indoor* beserta distribusi penempatannya, serta mobilitas *user*. Besarnya level sinyal yang diterima MS dipengaruhi oleh nilai frekuensi yang bekerja; makin tinggi frekuensi, makin tinggi RxLevelnya. Distribusi antenna *indoor* (*repeater*) memberikan pengaruh terhadap kekuatan sinyal; makin jauh jarak *transmitter* dengan *receiver*-nya, maka makin menurun level sinyalnya. Level sinyal juga mengalami pelemahan karena lintasan propagasinya bersifat *Non-Line of Sight* (NLOS) dan didominasi oleh peristiwa refleksi dan difraksi.

Pada Tabel 1 menunjukkan hasil jarak kesalahan rata-rata minimum dengan adanya perbedaan luasan dengan menggunakan metode *NN* dan *NB*.

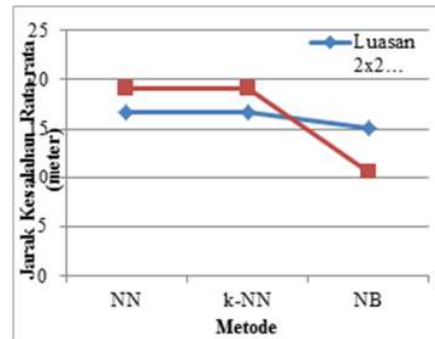
Tabel 1 Pengaruh perbedaan luasan terhadap jarak kesalahan rata-rata min (meter)

Luasan	Nearest Neighbour (<i>NN</i>)		<i>Naive Bayes</i> (<i>NB</i>)
	1- <i>NN</i>	k- <i>NN</i> (<i>k</i> =2)	
2 m ²	16.69	16.71	15.02
1 m ²	19.15	19.17	10.62

Pengaruh perbedaan luasan terhadap jarak kesalahan rata-rata minimum dilakukan dengan menggunakan 3 atribut yaitu Cell-ID1, Cell-ID2 dan Cell-ID3, masing-masing atribut berisi data kekuatan sinyal sebanyak 310 *data set* untuk masing-masing klasifikasi dalam hal ini klasifikasi menunjukkan koordinat posisi. Hasil jarak kesalahan rata-rata minimum pada kedua luasan dengan menggunakan metode *NN* dan *NB* ditunjukkan pada Gambar 6.

Dari Gambar 6 memperlihatkan adanya pengaruh penentuan luasan dalam pengukuran data *training*. Untuk metode *NN* dengan ukuran 2 m² diperoleh hasil jarak kesalahan rata-rata minimum yang lebih kecil dibandingkan

dengan luasan 1 m². Pada masing-masing luasan untuk $k = 1$ dan $k = 2$ dari hasil diperoleh tidak memperlihatkan adanya perbedaan pada luasan 2 m² maupun luasan 1 m². Untuk metode *NB* dengan luasan 1 m² diperoleh hasil jarak kesalahan rata-rata minimum yang lebih kecil sebesar 10,62 m dibandingkan dengan luasan 2 m² sebesar 15,02 meter.



Gambar 6 Grafik pengaruh perbedaan luasan

5. Penutup

Penelitian ini menerapkan *machine learning* untuk *localization* berbasis rssi menggunakan cell- id GSM. GSM *machine learning* untuk melakukan deteksi lokasi objek dalam suatu gedung sama dengan *machine learning fingerprint*. Pada prinsipnya teknik ini terdiri dari dua tahap dalam tahap pertama disebut fase *offline*, dalam fase ini *fingerprint* dikumpulkan dan disimpan dalam basis data. *Fingerprint* yang berisi informasi seperti *Receive Signal Strength* (RSS) dari *grid* atau pengukuran sensor yang diambil pada posisi yang ditetapkan. Pada fase *online* yang merupakan operasi jaringan normal, *fingerprint* disimpan dan pengukuran pada fase ini dimanfaatkan untuk memperkirakan posisi. Data hasil pengukuran divisualisasikan untuk melihat kekuatan sinyal pada setiap lokasi, untuk melakukan pengujian akan dilakukan dengan menggunakan algoritma *particle filter* atau algoritma *location* lainnya.

Dari hasil penelitian yang telah dibahas maka dihasilkan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penentuan posisi objek dalam gedung dengan metode *Naïve Bayes (NB)* berdasarkan GSM berhasil dilakukan.
2. Dari hasil penelitian memperlihatkan adanya pengaruh penetapan luasan dalam proses pengukuran RSS *fingerprint* antara 1 m² dan 2 m². Untuk metode *NN* luasan 2 m² lebih akurat dibandingkan dengan luasan 1 m² dan untuk metode *NB* luasan 1 m² lebih akurat dibandingkan dengan luasan 2 m².

3. Dari kedua kasus baik itu luasan 2 m² dan luasan 1 m² metode *NB* lebih baik dalam hal jarak kesalahan rata-rata yang dihasilkan.
4. Hasil penelitian perbedaan jumlah *data set* memperlihatkan adanya sedikit perbedaan hasil jarak kesalahan rata-rata minimum.

Daftar Pustaka

- Bahl, P. & Padmanabhan, V. N., 2000. RADAR: An In-Building RF-Based User Location and Tracking System. *Proceeding at the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*, vol. 2, pp. 775-784.
- Denby, B., Oussar, Y., Ahriz, I. & Dreyfus, G., 2009. High-Performance Indoor Localization with Full-Band GSM Fingerprints. *Proceeding at the 2009 IEEE International Conference on Communications Workshops*, pp. 1-5.
- Djuric, P. M., Kotecha, J. H., Zhang, J., Huang, Y., Ghirmai, T., Bugallo, M. F. & Miguez, J., 2003. Particle Filtering. *IEEE Signal Processing Magazine*, 20(5), pp. 19-38.
- Fox, D., Hightower, J., Liao, L., Schulz, D. & Borriello, G., 2003. Bayesian Filtering for Location Estimation. *IEEE Pervasive Computing*, 2(3), pp. 24-33.
- Kambhampati, S., Tangirala, K., Namuduri, K. R. & Jayaweera, S. K., 2004. Particle Filtering for Target Tracking. *Proceeding at the 7th International Symposium on Wireless Personal and Multimedia Communications*, vol. 3, pp. 377-381.
- Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P. & Liu, J., 2007. Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 37(6), pp. 1067-1080.
- Mahalanobis, P. C., 1936. On the Generalized Distance in Statistics. *Proceeding at the National Institute of Sciences (Calcutta)*, vol. 2, pp. 49-55.
- Miguez, J. & Djuric, P. M., 2002. Blind Equalization by Sequential Importance Sampling. *Proceeding at IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, vol. 1, pp. 845-848.
- Otsason, V., Varshavsky, A., LaMarca, A. & De Lara, E., 2005. Accurate GSM Indoor Localization. *Proceeding at the International Conference on Ubiquitous Computing 2005*, pp. 141-158.
- Patwari, N., Hero, A. O., Perkins, M., Correal, N. S. & O'dea, R. J., 2003. Relative Location Estimation in Wireless Sensor Networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 51(8), pp. 2137-2148.
- Pramsistya, Y., 2009. Optimasi Penempatan BTS Dengan Menggunakan Algoritma Genetika. *Skripsi*. Surabaya: Jurusan Matematika FMIPA, Institut Teknologi Surabaya.

- Robles, J. J., Deicke, M. & Lehnert, R., 2010. 3D Fingerprint-Based Localization for Wireless Sensor Networks. *Proceeding at the IEEE 7th Workshop on Positioning Navigation and Communication 2010*, pp. 77-85.
- Sirola, N., 2007. Mathematical Methods for Personal Positioning and Navigation. *Ph.D. Dissertation*. Tampere, Finland: Tampere University of Technology.
- Widyawan, W., 2009. Learning Data Fusion for Indoor Localization. *Ph.D. Dissertation*. Cork, Ireland: Departement of Electronic Engineering, Cork Institute of Technology.
- Zhang, J., Huang, Y. & Djuric, P.M., 2002. Multiuser Detection with Particle Filtering. *Proceeding at the European Signal Processing Conference (EUSIPCO) 2002*, vol. 2, pp. 307-310.
- Zimmermann, D., Baumann, J., Layh, M., Landstorfer, F., Hoppe, R. & Wolfle, G., 2004. Database Correlation for Positioning of Mobile Terminals in Cellular Networks Using Wave Propagation Models. *Proceeding at the IEEE 60th Vehicular Technology Conference 2004*, vol. 7, pp. 4682-4686.