

# NEURAL NETWORK UNTUK *FINGERPRINT* BERDASAR PENENTUAN OBJEK DALAM GEDUNG MENGGUNAKAN *WIRELESS LOCAL AREA NETWORK (WLAN)*

Hani Rubiani<sup>1</sup>, Muhammad Taufiq<sup>2</sup>, Sulidar Fitri

<sup>1</sup>Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Tasikmalaya

<sup>2,3</sup>Pendidikan Teknologi Informasi, FKIP, Universitas Muhammadiyah Tasikmalaya

Email: <sup>1</sup>hanirubiani@gmail.com, <sup>2</sup>mtaufiq@umtas.ac.id, <sup>3</sup>sfitri@umtas.ac.id

## ABSTRAK

Sebagian besar penelitian estimasi lokasi dalam gedung berdasarkan pada penggunaan Receive Signal Strength (RSS). Salah satu tahapan yang dilakukan adalah fingerprint. Tahap ini merupakan tahap pengumpulan informasi RSS yang diterima oleh instrument pengukur di koordinat tertentu. Tujuan Penelitian ini adalah untuk memperoleh tingkat akurasi di posisi yang presisi dengan menggunakan sensor dalam hal ini laptop untuk mendapatkan sinyal WLAN. Selanjutnya data hasil pengumpulan fingerprint dianalisis dan diuji dengan menggunakan algoritma Neural Network (NN). Perekaman data kekuatan sinyal dengan menggunakan perangkat laptop yang sudah mempunyai software NetSurveyor untuk membaca kekuatan sinyal WLAN. Hasil penelitian dengan metode Neural Network memperlihatkan tingkat akurasi yang lebih baik sebesar 2.05 meter dibandingkan dengan metode Naive Bayes sebesar 3.65 meter.

*Kata Kunci: Estimasi lokasi dalam gedung, WLAN, Receive Signal Strength (RSS), Fingerprint, Neural Network, Naive Bayes.*

## 1. PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Keakuratan dalam estimasi lokasi merupakan bagian yang penting untuk aplikasi-aplikasi dalam kajian ubiquitous computing (Kindberg dan Fox, 2002). 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. Hal inilah yang mendasari banyaknya penelitian mengenai sistem penentuan 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 standar IEEE 802.11 (Yang dkk, 2008), Bluetooth (Aalto dkk, 2004), ultra sound (Priyantha dkk, 2000) dan infrared (Ward dkk, 1997). Akan tetapi penelitian-penelitian tersebut memiliki kendala yang terkait dengan instalasi dan pemeliharaan jaringan oleh pengguna. Selain itu, sistem penentuan posisi tersebut tidak dapat bekerja pada saat kondisi listrik dalam suatu bangunan padam.

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 (Fang, dkk 2009). Teknik posisi yang terakhir berdasarkan estimasi posisi RSS dan pemodelan sinyal propagasi. Terdapat beberapa keuntungan menggunakan RSS dalam penentuan 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 (Caffery, 2000). Ada dua pendekatan umum untuk penentuan 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 posisi 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 (Li, 2006).

Dalam penelitian ini digunakan teknik fingerprinting untuk penentuan posisi dalam gedung berdasarkan sinyal WLAN. Posisi dalam gedung dengan teknik fingerprinting pada penelitian ini direpresentasikan dalam koordinat  $(x,y)$ . Koordinat tersebut merupakan lokasi dalam gedung yang berada di tengah-tengah luasan dengan ukuran 2 m<sup>2</sup>. Metode yang digunakan untuk pattern recognition yaitu neural network (NN).

## 1.2. Tinjauan Pustaka

Perujukan dan pengutipan menggunakan teknik rujukan berkurung (nama, tahun). Pencantuman sumber pada kutipan langsung hendaknya disertai keterangan tentang nomor halaman tepat asal kutipan. Contoh: (Davis, 2003: 47).

Gunakan sistem author-date untuk menulis referensi, seperti '(Kosko, 1999)' atau 'menurut pendapat Kosko (1999) ....'. Gunakan nama belakang pengarang diikuti tahun terbit. Jika Anda ingin menghemat energi, akan lebih baik jika Anda menginstall aplikasi EndNote pada komputer Anda.

Estimasi lokasi objek dalam gedung dengan menggunakan kekuatan sinyal GSM sudah dilakukan pada beberapa penelitian sebelumnya. Penelitian-penelitian tersebut antara lain dilakukan oleh Otsason dkk (2005). Penelitian ini berkaitan dengan penentuan posisi objek dalam gedung dengan menggunakan teknologi GSM sebagai sumber data dan metode fingerprints untuk mengumpulkan data. Penelitian ini melakukan perbandingan antara penggunaan GSM dengan standar IEEE 802.11. Penelitian tersebut mengkaji efektivitas GSM fingerprinting sebagai teknik penentuan posisi objek dalam gedung. Peneliti mengumpulkan hasil pengukuran pada dua gedung. Pengumpulan data dengan menggunakan metode fingerprint 802.11 dan GSM memanfaatkan laptop yang dijalankan dengan sistem operasi Windows XP. Untuk mengumpulkan data fingerprint 802.11, peneliti menggunakan kartu Orinoco Gold nirkabel yang dikonfigurasi dalam mode pemindaian aktif, yang mana laptop secara berkala mengirimkan probe permintaan dan mendengarkan probe tanggapan dari Access Point (AP) 802.11 terdekat. Untuk mengumpulkan data GSM, peneliti menggunakan modem Sony Ericsson GM28 yang beroperasi sebagai telepon seluler GSM biasa. Selain itu modem ini mempunyai ekspor antarmuka pemrograman yang lebih banyak. Modem GSM menyediakan dua antarmuka untuk mengakses informasi kekuatan sinyal, yaitu: cellsAPI dan channelsAPI. Antarmuka cellsAPI melaporkan Cellular Identification (Cell-ID), kekuatan sinyal, dan saluran terkait untuk n-sel terkuat. Antarmuka channelsAPI secara bersamaan menyediakan kekuatan sinyal sampai dengan 35 saluran. Dalam menunjang penelitian, peneliti mengembangkan

aplikasi berbasis Java sederhana untuk membantu dalam proses pengumpulan fingerprint. Langkah awal untuk merekam fingerprint yaitu mengidentifikasi posisi dengan mengklik peta gedung. Dalam mengumpulkan 802.11 dan GSM fingerprint di setiap titik-titik 1 sampai 1.5 meter. Kemudian dalam paper tersebut menerapkan empat penentuan posisi objek yang berbeda dalam struktur fingerprint : (i) 802.11, hanya menggunakan pembacaan dari AP 802.11, (ii) onecell, menggunakan pembacaan sel GSM tunggal terkuat, (iii) sel, menggunakan pembacaan sel GSM 6-terkuat, dan (iv) Chann, menggunakan pembacaan sampai dengan 35 saluran GSM. Semua algoritma penentuan posisi objek menggunakan algoritma k-Nearest Neighbour (k-NN). Hasilnya sistem penentuan posisi objek dalam gedung berdasar GSM ini dapat mencapai rata-rata akurasi sebanding dengan implementasi berdasarkan 802.11. Hasil ini menunjukkan bahwa penentuan posisi objek dalam gedung tersebut dapat dilakukan berkat penggunaan kekuatan sinyal pembacaan fingerprint yang area cakupannya mencapai hingga 29 saluran GSM selain 6-sel terkuat.

Ahriz dkk (2010) melakukan penelitian mengenai Carrier Relevance Study for Indoor Localization Using GSM. Penelitian ini terkait dengan subsets GSM carriers yang relevan dengan masalah penentuan posisi dalam gedung. Penelitian ini menyiapkan basis data yang berisi scan pengukuran daya dari semua operator GSM yang tersedia di 5 dari 8 ruangan dari sebuah laboratorium lantai dua di pusat Paris, Perancis. Algoritma pembelajaran statistik dikembangkan untuk membedakan antara ruangan berdasarkan kekuatan carrier ini. Untuk mengoptimalkan sistem, relevansi carrier menduduki peringkat terbaik dengan menggunakan Orthogonal Forward Regression (OFR) atau Support Vector Machine – Recursive Feature Elimination (SVM-RFE). Pengukuran scan kekuatan sinyal dengan menggunakan TELIT GM-862 modem. GM TELIT-862 mampu mengukur daya pembawa seluruh band GSM dengan total 548 saluran. Perangkat melaporkan Absolute Radio Frequency Channel Number (ARFCN) dan Received Signal Level (RXLEV). Untuk penelitian ini alat pengukur selalu ditempatkan pada posisi yang sama di setiap ruangan. Selanjutnya untuk menyederhanakan analisis, hanya nilai-nilai RXLEV yang digunakan sebagai masukan ke sistem penentuan posisi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa 60 carriers yang paling relevan adalah cukup untuk prediksi posisi yang benar sebesar 97% dari scan.

Dalam penelitian "Location Estimation via Support Vector Regression" yang dilakukan oleh Wu dkk (2007) mengenai masalah lokalisasi GSM melalui pendekatan machine learning. Penelitian ini mempertimbangkan aplikasi langsung dari sistem GSM untuk lokasi estimasi yang hanya bergantung pada kekuatan sinyal dan tidak ada kebutuhan untuk

menerapkan peralatan khusus dalam jaringan GSM untuk memenuhi tugas lokalisasi. Mengingat estimasi sebagai masalah nilai pembelajaran yang hilang, telah menguji kernel berbasis kernel SVR dengan kernel yang berbeda.

Tian dkk (2015) melakukan penelitian yang berjudul "Robust Indoor Localization and Tracking using GSM Fingerprints" menyajikan lokalisasi dalam ruangan kamar tingkat. Metode yang digunakan yaitu SVM untuk mengklasifikasikan vektor RSS mengandung jumlah saluran GSM yang sangat besar. Masalah ketahanan pendekatan fingerprinting kekuatan sinyal yang diterima diteliti dengan percobaan selama beberapa bulan. Evolusi kekuatan sinyal yang diterima dan kinerja lokalisasi diperiksa. Sebuah filter Bayesian selanjutnya diterapkan dalam rangka untuk menggunakan informasi apriori tentang lingkungan dalam ruangan dan lintasan mobile untuk koreksi kemungkinan kesalahan dalam output SVM.

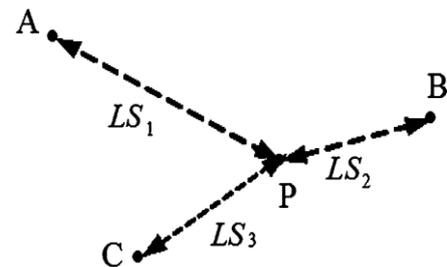
Yu Feng dkk (2014) melakukan penelitian yang berjudul "An Improved Indoor Localization of WiFi Based on Support Vector Machines". Dalam penelitian ini, fokus pada pengembangan pengguna lokalisasi menggunakan lingkungan WiFi yang ada untuk biaya rendah dan kemudahan penyebaran. Mengusulkan Indoor Localization Based WiFi Support Vector Machine (ILW-SVM), dan menggunakan Bilinear Median Interpolation Method (BMIM) untuk mengurangi upaya kalibrasi pada menciptakan peta fingerprint sementara masih tetap mempertahankan akurasi pengguna lokalisasi. Menurut perbandingan akurasi tiga fungsi kernel yang berbeda, memilih Radial Basis Function (RBF) sebagai fungsi kernel. Selain itu mengusulkan algoritma Improved ILW-SVM untuk memecahkan lokalisasi indoor yang poin tetangga terdekat tidak terkonsentrasi. Akhirnya, perbandingan keseluruhan kNN, ILWSVM dan Improved ILW-SVM dalam pertimbangan akurasi. Hasil percobaan menunjukkan bahwa algoritma yang diusulkan secara efektif dapat mengurangi usaha kalibrasi dan menunjukkan kinerja yang unggul dalam hal akurasi lokalisasi dan stabilisasi.

### 1.2.1 IEEE 802.11

IEEE 802.11 adalah sebuah standar untuk mengimplementasikan Wireless Local Area Network (WLAN) pada komunikasi komputer dengan frekuensi band di 2.4 GHz, 3.6 GHz dan 5 GHz band frekuensi. Ada empat variasi IEEE 802.11 yaitu 802.11a, 802.11b, 802.11g dan 802.11n (Roberto dkk, 2011). Pada penelitian ini menggunakan 802.11g. IEEE 802.11g adalah sebuah standar jaringan nirkabel yang bekerja pada frekuensi 2.45 GHz OFDM. 802.11g mampu mencapai kecepatan hingga 54 Mb/s pada frekuensi 2.45 GHz.

### 1.2.2 Receive Signal Strength (RSS)

Skema TOA dan TDOA memiliki beberapa kelemahan, untuk lingkungan di dalam gedung sulit untuk menemukan saluran LOS antara pemancar dan penerima. Radio propagasi dalam lingkungan seperti itu akan mendapatkan efek multipath. Waktu dan sudut kedatangan sinyal akan terpengaruh oleh efek multipath, dengan demikian akan terjadi penurunan ketepatan posisi yang diperkirakan. Pendekatan alternatif adalah untuk memperkirakan jarak unit dari beberapa set unit pengukuran, dengan menggunakan redaman kekuatan sinyal yang dipancarkan. Model teoritis dan empiris digunakan untuk menerjemahkan perbedaan antara kekuatan sinyal yang ditransmisikan dan kekuatan sinyal yang diterima ke dalam estimasi posisi. Karena multipath fading yang buruk dan adanya shadowing di lingkungan dalam gedung, model path loss tidak selalu berlaku. Keakuratan metode ini dapat ditingkatkan dengan memanfaatkan kontur RSS yang berpusat pada penerima (Zhou dkk, 2005) atau beberapa pengukuran pada beberapa BTS. Sebuah algoritma fuzzy logic ditunjukkan pada (Teuber dan Eissfeller, 2006) yang mampu secara signifikan meningkatkan akurasi posisi dengan menggunakan pengukuran RSS.



Gambar 1. Positioning berdasarkan pengukuran RSS (Liu, 2007)

### 1.2.3 Fingerprinting

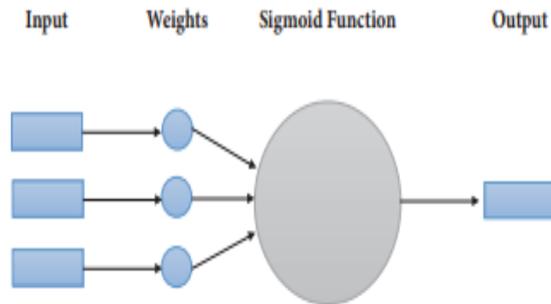
Fingerprinting adalah metode bagi pemetaan data yang terukur, misalnya RSS ke dalam grid-point yang meliputi seluruh area lokasi. Posisi ditentukan dari perbandingan antara pengukuran RSS secara nyata dengan pengukuran sebelumnya yang disimpan dalam fingerprint. Fingerprinting seringkali digunakan dalam penentuan posisi objek dalam gedung berdasar RSS, terutama pada saat korelasi analitis antara pengukuran RSS dan jarak sulit untuk ditentukan karena adanya *multipath* dan *interferensi* (Bensky, 2008).

### 1.2.4 Metode Neural Network (NN)

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya belum diketahui. Model itu sendiri dapat berupa aturan "jika-maka", berupa *decision tree*, formula

matematis atau Neural Network.

$$y_i = f\left(\sum_{i=1}^m W_i X_i + b_i\right), \tag{1}$$



Gambar 2. Model Artificial Neural Network

**1.3. Metodologi Penelitian**

Bahan penelitian yang digunakan dalam penentuan posisi objek dalam gedung berdasarkan WLAN dengan menggunakan metode Neural Network (NN) adalah hasil pengukuran kekuatan sinyal yang diterima oleh laptop untuk WLAN.

Dalam melakukan penelitian mengenai penentuan posisi objek dalam gedung diperlukan beberapa tahapan sebagai berikut:

**1.3.1. Lokasi Fingerprinting**

Pada tahapan lokasi fingerprinting ini dibagi menjadi 3 langkah yaitu tahap training, kemudian dari hasil pengukuran data training dibuat visualisasi yang bertujuan untuk melihat peta radio kekuatan sinyal dan yang terakhir yaitu tahap positioning.

**a. Tahap Training**

Pada proses ini dilakukan pengukuran RSS yang diterima oleh laptop untuk IEEE 802.11g pada masing-masing titik referensi yang telah ditentukan. Titik referensi pengukuran dilakukan dengan arah yang sama yaitu Barat dan pada saat kondisi gedung sedang dalam keadaan sepi, yaitu pada hari Sabtu dan Minggu atau hari libur. Hal ini dilakukan atas pertimbangan bahwa nilai RSS berbeda pada saat kondisi sibuk (hari kerja) dan kondisi sepi. Perangkat lunak NetSurveyor untuk scanning kekuatan sinyal berdasarkan IEEE 802.11g. Pengukuran data training dilakukan dengan ukuran luasan 2 m2 dengan cara laptop disimpan dalam sebuah kursi tepat di tengah-tengah setiap luasan selama ± 2 menit yang menghasilkan 48 data set dengan menggunakan 3 AP yang ada di area lokasi penelitian.

**b. Visualisasi RSS**

Visualisasi RSS digunakan untuk memberikan gambaran peta kekuatan sinyal yang diterima. Dari visualisasi dapat dilihat penyebaran kekuatan sinyal

yang terbaca di lokasi penelitian, kekuatan sinyal yang terkuat biasanya berada dekat dengan sumber. Visualisasi dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Rapidminer.

**c. Tahap Positioning**

Pada tahap ini terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan diantaranya pengukuran data testing, pemodelan metode yang digunakan dan prediksi posisi.

**1.3.2. Pengukuran Data Testing**

Pengukuran RSS data testing dalam rangka pengujian dilakukan dengan berjalan dengan arah disesuaikan dengan arah berjalan dan tidak semua titik referensi terlewat. Kecepatan berjalan dalam pengukuran data testing disesuaikan dengan kecepatan orang berjalan pada umumnya.

**1.3.3. Pemodelan Metode**

pemodelan metode dengan 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 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 dalam perangkat lunak excel.

**1.3.4. 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 *Neural Network* (NN). Dari hasil prediksi posisi setiap data testing yang menjadi target yang terlewat dalam pengukuran data testing dapat dihitung nilai jarak kesalahan rata-rata minimumnya.

**2. PEMBAHASAN**

Pada tahap training dilakukan pengukuran RSS yang diterima oleh laptop pada masing-masing titik referensi yang telah ditentukan 2 meter. Pengambilan data training dilakukan selama ± 1.5 menit di setiap titik referensi yang menghasilkan 48 data set. Pada tahap positioning dilakukan pengukuran data testing dengan cara berjalan di

sepanjang koridor, kemudian dengan menggunakan metode *Neural Network* (NN) diperoleh hasil prediksi. Dengan hasil prediksi yang diperoleh dari pemodelan tersebut maka jarak kesalahan rata-rata minimum akan diketahui. Metode yang digunakan merupakan metode dengan pendekatan algoritma backpropagation kemudian melakukan proses testing. Data yang digunakan dalam proses learning adalah data fingerprint yang diperoleh dari pengukuran kekuatan sinyal pada tahap training. Kekuatan sinyal IEEE 802.11g yang diukur selama ±2 menit menghasilkan 48 data set dan menggunakan 3 AP.

a. Tahap Training

Langkah awal pengukuran kekuatan sinyal dengan perekaman data dilakukan selama ±1.5 menit dengan jumlah 48 data set setiap luasan, sehingga jumlah data yang terekam berjumlah 22800 data. Kemudian diolah ke dalam microsoft excel dalam format csv dengan atribut AP1, AP2 dan AP 3 dan klasifikasi berdasarkan koordinat (x,y) yang digunakan sebagai acuan untuk penentuan posisi objek. Kemudian di import ke dalam perangkat lunak RapidMiner 5.1 untuk dibuat visualisasi peta fingerprint. Visualisasi peta fingerprint merupakan nilai dari rata-rata kekuatan sinyal di setiap klasifikasi pada masing-masing AP yang bertujuan untuk melihat peta kekuatan sinyal di area lokasi



Gambar 3. Visualisasi RSS AP 3

b. Tahap Testing

Pada tahap testing dilakukan pengujian terhadap nilai kekuatan sinyal yang terukur secara real time dengan cara berjalan di sepanjang koridor. Nilai kekuatan sinyal real time disimpan dan diolah ke dalam microsoft excel yang kemudian dilakukan prediksi posisi dengan menggunakan metode NN dengan menggunakan pemodelan yang ada pada tool RapidMiner.

c. Hasil Jarak Kesalahan Rata-rata Minimum  
 Analisa hasil jarak kesalahan yaitu dengan melihat adanya pengaruh akibat perbedaan luasan dengan menggunakan algoritma neural network dalam penelitian ini yaitu WLAN menggunakan 3 AP dengan penetapan luasan 2 m<sup>2</sup>.

Pada Tabel 1 menunjukkan hasil jarak kesalahan rata-rata minimum dengan menggunakan Neural Network kekuatan sinyal fingerprint berdasar IEEE 802.11g.

**Tabel 1.** Hasil penelitian jarak kesalahan rata-rata minimum dengan menggunakan ANN Backpropagation yang dibandingkan dengan metode Naive Bayes.

Metode	Jarak kesalahan rata-rata minimum
Naive Bayes	3.65 meter
ANN	2.05 meter

Dari Tabel 1 dapat dilihat dari hasil menunjukkan metode ANN dengan backpropagation menghasilkan jarak kesalahan rata-rata minimum lebih kecil dibandingkan dengan naive bayes. Hal tersebut menunjukkan dalam hal pendeteksian lokasi objek dalam gedung dengan menggunakan ANN backpropagation hasilnya lebih akurat dibandingkan dengan menggunakan metode naive bayes.

**3. KESIMPULAN**

Dari hasil penelitian yang telah dibahas maka dihasilkan beberapa kesimpulan sebagai berikut: Penentuan posisi objek dalam gedung dengan metode Neural Network (NN) berdasarkan algoritma backpropagation berhasil dilakukan dan hasilnya lebih baik sebesar 2.05 meter dibandingkan dengan naive bayes sebesar 3.65 meter.

**PUSTAKA**

Akyildiz IF, W. Su, Sankarasubramaniam Y, dan Cayirci E. 2002. Wireless Sensor Networks: a Survey. Computer Networks vol 38: 393–422.

C.-L. Wu, L.-C. Fu and F.-L. Lian, 2004 “Wlan location determination in e-home via support vector classification in Networking, sensing and control”, IEEE international conference, IEEE, vol. 2, pp. 1026-1031.

C-W Hsu, C-J Lin, 2002, ”A comparison of methods for multiclass support vector machines. IEEE Trans. Neural Netw. 13, 415–425

- Denby, B., Oussar, Y., Ahriz, I. and Dreyfus, G., 2009 “High performance indoor localization with full-band GSM fingerprints,” in Proceedings of the IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC '09), Dresden, Germany.
- Kuliah Umum IlmuKomputer.Com Copyright © 2003 IlmuKomputer.Com Support Vector Machine –Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika1 – Anto Satriyo Nugroho, Arief Budi Witarto, Dwi Handoko asnugroho@ieee.org <http://asnugroho.net>
- Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P., Liu, J., 2007“Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems” in IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics Vol, 37, No, 6.
- N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, 2000, “An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods”, Cambridge University press.
- Otsason, V., Varshavsky, A., LaMarca, A. and de Lara, E., 2005. “Accurate GSM indoor localization” in Proceedings of the International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '05), Ed., pp. 141–158, Springer, Berlin, Germany
- Robles , J., Deicke , M., and Lehnert, R., 2010” 3D fingerprint based Localization for Wireless Sensor Networks” in Proceedings of the IEEE.
- T Joachims, 1999, “Making large-scale SVM learning practical, in Advances in Kernel Methods—Support Vector Learning (MIT-Press, MA)”.
- V. Kecman, 2000 “Learning and soft computing: support vector machines, neural networks, and fuzzy logic models”, MIT press, (2001). [28] V. Vapnik, “The nature of statistical learning theory”, Springer.
- Widyawan, 2009. “Learning Data Fusion for Indoor Localization” Ph.D. dissertation, Departement of Electronic Engineering Cork Institute of Technology.
- Ye Tian, Bruce Denby, Iness Ahriz , Pierre Roussel and Gérard Dreyfus Tian et al , 2015 ,”Robust indoor localization and tracking using GSM fingerprints”. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking 2015:157 DOI 10.1186/s13638-015-0401-7.
- Y Feng, Jiang Minghua, LiangJing1, QinXiao, HuMing, PengTao and HuXinrong, 2014 “ An Improved Indoor Localization of WiFiBased on Support Vector Machines”, International Journal of Future Generation Communication and Networking Vol.7, No.5 , pp. 191-206.
- Z.-l. Wu, C.-H. Li, J. K.-Y. Ng and K. R. Leung, 2007 “Location estimation via support vector regression”, Mobile Computing, IEEE Transactions, vol. 6, no. 3, pp. 311-321