

PENENTUAN POSISI OBJEK DI DALAM GEDUNG BERDASARKAN GSM MENGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Hani Rubiani¹⁾

¹⁾Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Tsikmalaya
Email : hani.rubiani@umtas.ac.id⁽¹⁾

Abstraksi

Sebagian besar penelitian penentuan posisi objek dalam gedung berdasarkan pada penggunaan sinyal jarak pendek, seperti WiFi, Bluetooth, ultra sound, dan infrared. Dalam penelitian ini dibahas penentuan 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 luasan 2 m² dan menggunakan 4 Cell-ID. Estimasi posisi pada tahap positioning menggunakan metode Support vector Machine (SVM) yang hasilnya dibandingkan dengan metode Naïve Bayes (NB). Hasil penentuan posisi menunjukkan adanya perbedaan jarak kesalahan rata-rata minimum. Dengan menggunakan metode SVM akurasi sebesar 12.45. Kesalahan tersebut lebih baik daripada menggunakan metode Naïve Bayes dengan akurasi sebesar 14.6 meter pada jumlah Cell-ID yang sama yaitu 4 Cell-ID.

Kata kunci:

Penentuan posisi objek, Global System for Mobile Communication (GSM), Support Vector Machine (SVM), Naïve bayes (NB).

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. 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.

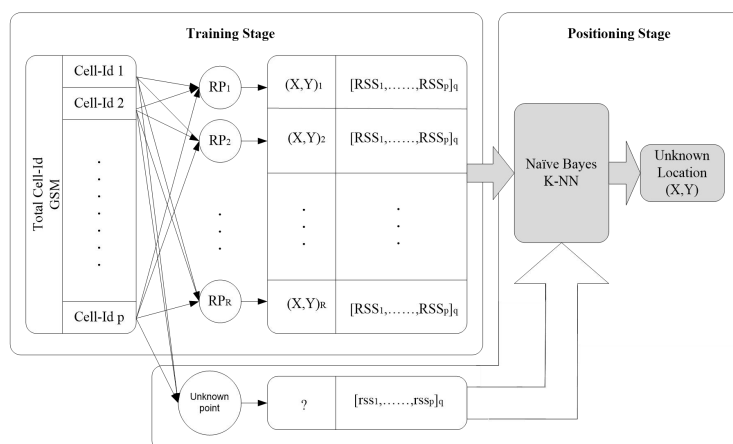
Pada penelitian ini, pengestimasi posisi objek dalam gedung dilakukan dengan menggunakan teknologi *Global System for Mobile Communications* (GSM). GSM dipilih karena mempunyai beberapa keuntungan diantaranya (i) cakupan GSM lebih luas dibandingkan dengan cakupan jaringan 802.11 (ii) penggunaan telepon 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 lisen[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]. 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 dan sinyal GSM sehingga dapat mengurangi efek *multipath* dibandingkan

dengan metode lain berdasarkan pengukuran jarak [11]. Sistem estimasi posisi dalam gedung berdasarkan 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.

Metode yang digunakan untuk *pattern recognition* yaitu *Support Vector Machine* (SVM) yang mempunyai kelebihan diantaranya yaitu generalisasi yang didefinisikan sebagai kemampuan suatu metode SVM, *neural network* dan *machine learning* lainnya untuk mengklasifikasikan suatu *pattern*, yang tidak termasuk data yang dipakai dalam fase pembelajaran metode itu. [12] menjelaskan bahwa error generalisasi dipengaruhi oleh dua faktor: error terhadap training set, dan satu faktor lagi yang dipengaruhi oleh dimensi *Vapnik-Chervokinensis* (VC). Strategi pembelajaran pada *neural network* dan umumnya metode *machine learning* difokuskan pada usaha untuk meminimalkan error pada training-set. Strategi ini disebut *Empirical Risk Minimization* (ERM). Berbeda dengan strategi *neural network* yang berusaha mencari *hyperplane* pemisah antar class, SVM berusaha menemukan *hyperplane* yang terbaik pada input space. Prinsip dasar SVM adalah linear classifier, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada problem non-linear. dengan memasukkan konsep kernel trick pada ruang kerja berdimensi tinggi. Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space

Metode penelitian



Gambar 1. prosedur seluruh tahap training fingerprint berdasar GSM.

Gambar 1 mengilustrasikan prosedur tahapan dalam menentukan objek berdasarkan GSM dengan teknik fingerprinting, ada dua tahapan yaitu tahap training dan tahap positioning :

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 $\{RSSr_q = [RSSr1 \ RSSr2 \ \dots \ RSSrP], r = 1, 2, \dots, R, q = 1, 2, \dots, Q\}$. Rata-rata dari semua pengukuran dari masing-masing kanal GSM dihitung, dan dicatat sebagai data referensi dari lokasi dalam basis data.

B. Tahap Positioning

Dalam tahap ini, lokasi yang tidak diketahui akan diestimasi dengan membandingkan rata-rata pengukuran Q $\{rssq = [rss1 \ rss2 \ \dots \ rssp], q = 1, 2, \dots, Q\}$ 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 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep unggulan dalam bidang *pattern recognition*. Sebagai salah satu metode *pattern recognition*, usia SVM terbilang masih relatif muda. Walaupun demikian, evaluasi kemampuannya dalam berbagai aplikasinya menempatkannya sebagai *state of the art* dalam *pattern recognition*, dan dewasa ini merupakan salah satu tema yang berkembang dengan pesat. SVM adalah metode *machine learning* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah class pada input space [13].

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:

$$P(l | E) = \frac{P(E | l)P(l)}{P(E)} \quad (1)$$

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

$$\arg \max_{l \in L} \frac{P(E | l)P(l)}{P(E)} \quad (2)$$

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

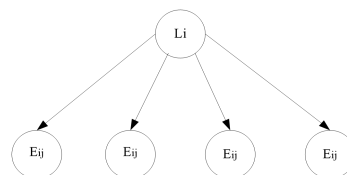
$$f_l(E) = \arg \max_{l \in L} P(E | l)P(l) \quad (3)$$

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

$$f_l(E) = \arg \max_{l \in L} P(E | l)P(l) \prod_{j=1}^n P(E_j | l) \quad (4)$$

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.

$$P(S | l) = \prod_{i=1}^{|P|} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi (D_i^l)^2}} \exp \left(-\frac{(S_i - M_i^l)^2}{2(D_i^l)^2} \right) \right) \quad (5)$$



Gambar 2. Ilustri Algoritma Naïve Bayes

Hasil dan Pembahasan

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. 3, 4, 5 dan 6.



Gambar 3. Visualisasi RSS Cell-ID1



Gambar 4. Visualisasi RSS Cell-ID2



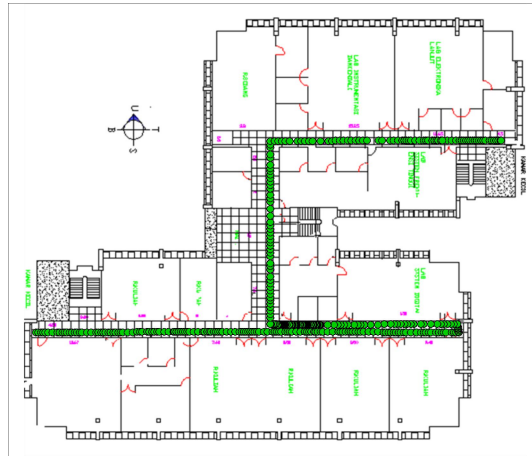
Gambar 5. Visualisasi RSS Cell-ID3



Gambar 6. Visualisasi RSS Cell-ID4

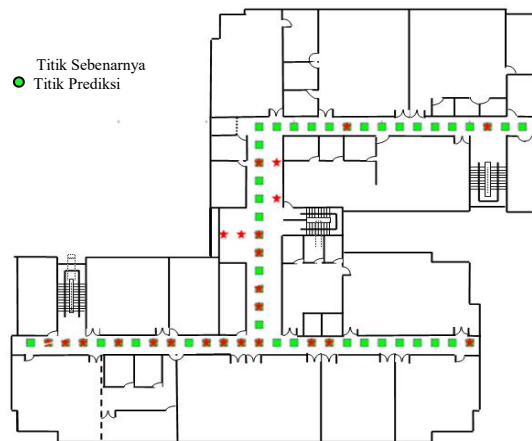
B. Tahap Testing

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 Gambar.7.

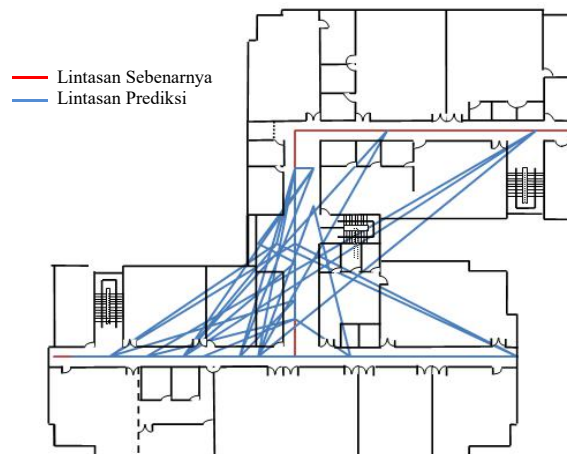


Gambar 7. Pengukuran data testing secara berjalan

C. Hasil Prediksi dengan metode Support Vector Machine (SVM)

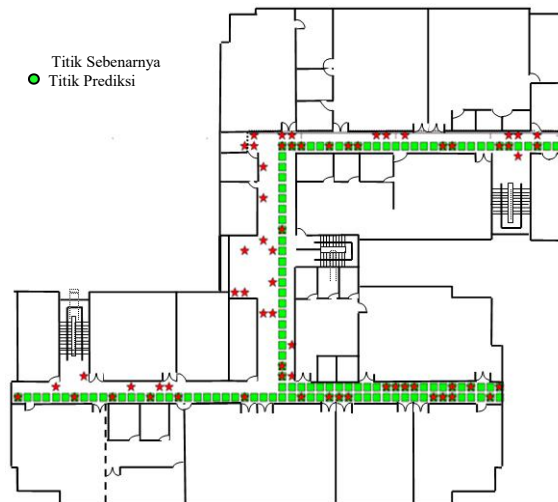


Gambar 8. Hasil prediksi SVM untuk luasan $2 m^2$

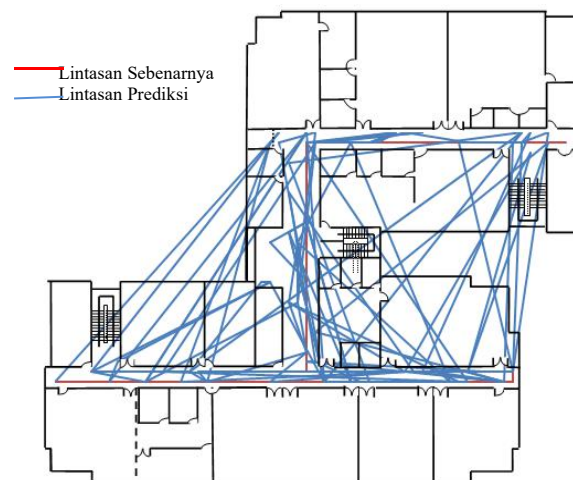


Gambar 9. Hasil lintasan prediksi metode SVM untuk Luasan $2 m^2$

D. Hasil Prediksi dengan metode Naïve Bayes (NB)



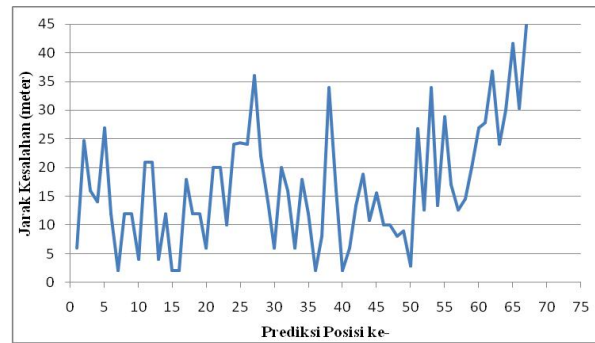
Gambar 10. Hasil prediksi metode NB untuk luasan $2 m^2$



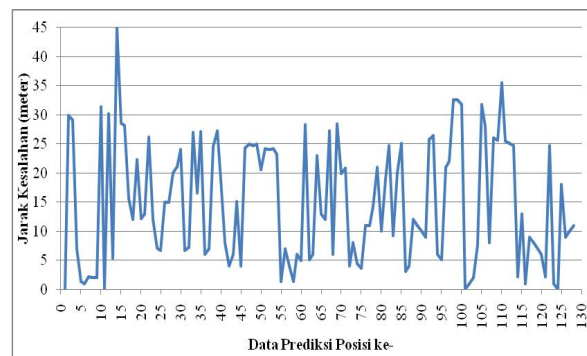
Gambar 11. Hasil lintasan prediksi metode NB untuk Luasan $2 m^2$

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 terlewat pada saat pengukuran data *testing* dengan cara berjalan di sepanjang lorong, untuk percobaan dengan menggunakan metode SVM ditunjukkan pada Gbr. 12 dan 13.



Gambar 12. Jarak kesalahan menggunakan SVM untuk luasan 2 m²



Gambar 13. Jarak kesalahan menggunakan NB untuk Luasan 2 m²

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

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

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

Jumlah Cell-ID	Support vector Machine	Naïve Bayes (NB)
4	12.45	14.6

Kesimpulan

Dari hasil penelitian memperlihatkan adanya perbedaan tingkat akurasi antara metode SVM dengan NB yang diperoleh dari kesalahan rata-rata minimum dengan menghitung jarak kesalahan masing-masing titik referensi yang berjumlah 128 titik referensi yang dihasilkan dari hasil penentuan posisi objek dengan membandingkan dari hasil pengukuran atau tahap training. Pada hasil percobaan tingkat akurasi yang lebih baik sebesar 12.45 meter dengan metode *Support Vector Machine* lebih baik dibandingkan dengan metode NB sebesar 14.6 meter. Dari hasil percobaan GSM *fingerprint* dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* 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.

Daftar Pustaka

- [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] Nugroho. Anto, *Kuliah Umum IlmuKomputer.Com Copyright © 2003 IlmuKomputer.Com Support Vector Machine –Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika* 1
- [13] V. Kecman, 2000 “Learning and soft computing: support vector machines, neural networks, and fuzzy logic models”, MIT press, (2001).

Biodata Penulis

Hani Rubiani, memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T), Program Studi Teknik Elektro UGM, lulus tahun 2008. Tahun 2010 memperoleh gelar Magister of Engineering (M.Eng) dari Program Teknik Elektro UGM. Saat ini sebagai Staf Pengajar program Teknik Elektro Universitas Muhammadiyah Tasikmalaya (UMTAS).