

Penggunaan *Artificial Neuro Fuzzy Inference Sistem* (ANFIS) dalam Penentuan Status Aktivitas Gunung Merapi

Bagus Fatkhurrozi, M. Aziz Muslim, dan Didik R. Santoso

Abstrak—Penelitian ini mendeskripsikan penggunaan metode ANFIS dalam optimasi penentuan status aktivitas Gunung Merapi. Sistem berdasar data hasil pemantauan aktivitas Gunung Merapi berupa data kegempaan, deformasi, dan geokimia. Pada penelitian ini digunakan metode ANFIS. Digunakan gabungan algoritma *backpropagation gradient descent* dan *recursive least square estimator* (RLSE) untuk pembelajaran. Hasil RMSE yang didapat pada proses pelatihan sebesar 0,081109 dan MAPE sebesar 15,2084%, sedangkan pada proses pengujian dihasilkan MAPE sebesar 10,2041%.

Kata Kunci— Gunung Merapi, status aktivitas, ANFIS.

I. PENDAHULUAN

GUNUNG Merapi yang terletak di perbatasan Provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) merupakan salah satu gunung berapi paling aktif di dunia. Gunung Merapi mungkin akan erupsi setiap 3 tahun sekali dengan erupsi besar terjadi dalam interval 9 tahun [1]. Setiap kali terjadi erupsi disamping sering mengakibatkan korban meninggal, juga akan menimbulkan dampak kerugian yang sangat besar.

Untuk mengurangi risiko bencana bagi masyarakat dan sektor-sektor pertanian yang berada pada kawasan rawan bencana erupsi gunung Merapi, diperlukan suatu sistem peringatan dini yang digunakan untuk pengambilan tindakan cepat dan tepat dalam rangka mengurangi risiko terkena bencana serta mempersiapkan tindakan tanggap darurat. Sistem ini berfungsi untuk menyampaikan informasi terkini status aktivitas Gunung Merapi dan tindakan-tindakan yang harus diambil oleh berbagai pihak, terutama oleh masyarakat yang terancam bahaya. Menurut Balai Penyelidikan dan Pengembangan Teknologi Kegunungpian (BPPTK), ada empat tingkat peringatan dini untuk mitigasi bencana erupsi Gunung Merapi, yaitu: Aktif Normal, Waspada, Siaga, dan Awas [2].

Prakiraan resiko gejala vulkanis menjadi semakin kuantitatif dan berdasar pada pemahaman ilmu fisika tentang proses yang menyebabkannya. Prakiraan erupsi

dan resiko yang diakibatkannya perlu untuk dinyatakan dalam bentuk probabilitas yang memperhatikan ketidakpastian [3]. Gangguan seismik telah digunakan untuk prakiraan erupsi gunung berapi. Erupsi vulkanik didahului oleh peningkatan tekanan magma, mengarah ke inflasi struktur vulkanik yang mengakibatkan deformasi tanah. Kemampuan untuk merekam inflasi struktur gunung berapi pada mode ini seharusnya dapat meningkatkan kemampuan untuk memprediksi erupsi dan intensitasnya serta dampaknya bagi lingkungan [4].

Bayesian event tree model for forecasting Eruption (BET_EF) telah diperkenalkan untuk meramalkan erupsi. Metode ini berkaitan dengan prakiraan jangka pendek dan panjang, oleh karena itu dapat bermanfaat dalam banyak aspek praktis, seperti perencanaan penggunaan lahan, dan selama keadaan darurat vulkanis [5]. Sistem logika fuzzy dapat digunakan untuk meramalkan aktivitas vulkanik. Tingkat erupsi gunung berapi tidak bisa diramalkan kepastian waktunya dengan metode stokastik, tetapi dengan mempelajari gejala awal sebelum erupsi akan terjadi [6].

ANFIS telah banyak digunakan dalam berbagai bidang, diantaranya untuk prakiraan beban puncak jangka panjang pada sistem kelistrikan Indonesia [7], simulasi pada sistem lampu lalu lintas enam ruas [8], diagnosa kesehatan pekerja industri [9], dan prediksi curah hujan di Kalimantan [10]. Dalam penelitian ini, ANFIS digunakan untuk mengoptimasi penentuan status Gunung Merapi. Diharapkan dengan penelitian ini akan didapatkan suatu model peringatan dini akan bahaya erupsi Gunung Merapi yang akurat.

II. ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SISTEM (ANFIS)

A. Struktur ANFIS

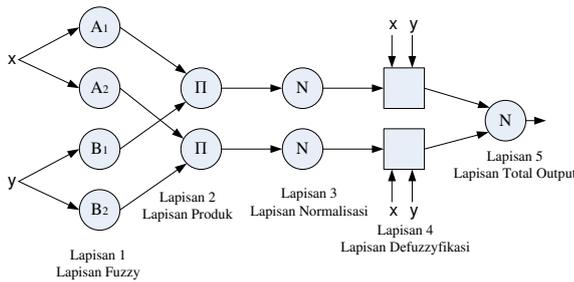
Neuro-fuzzy adalah gabungan dari dua sistem yaitu sistem logika fuzzy dan jaringan syaraf tiruan. Sistem neuro-fuzzy berdasar pada sistem inferensi fuzzy yang dilatih menggunakan algoritma pembelajaran yang diturunkan dari sistem jaringan syaraf tiruan. dengan demikian, sistem neuro-fuzzy memiliki semua kelebihan yang dimiliki oleh sistem inferensi fuzzy dan sistem jaringan syaraf tiruan. Dari kemampuannya untuk belajar maka sistem neuro-fuzzy sering disebut sebagai ANFIS (*adaptive neuro fuzzy inference systems*). Salah satu bentuk struktur yang sudah sangat dikenal adalah seperti terlihat pada Gb. 1. Dalam

Bagus Fatkhurrozi adalah mahasiswa Program Magister Teknik Elektro Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (email bagus_fatkhurrozi@yahoo.com)

M. Aziz Muslim adalah Staf Pengajar Teknik Elektro Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (email: muhazizm2@gmail.com)

Didik R. Santoso adalah Staf Pengajar Jurusan Fisika Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (email: dieks@ub.ac.id)

struktur ini, sistem inferensi fuzzy yang diterapkan adalah inferensi fuzzy model Takagi-Sugeno-Kang [11] [12].



Gb. 1. Struktur ANFIS

Dalam sistem Neuro-Fuzzy terdapat lima lapisan proses yang mana fungsi dan persamaan masing-masing lapisannya dijelaskan sebagai berikut:

Lapisan 1: Lapisan Fuzzifikasi

Jadikan $O_{1,i}$ menjadi output setiap node pada lapisan 1. Setiap node i pada lapisan ini adalah node adaptif dengan fungsi node $O_{1,i} = \mu_{A_i}(x)$ untuk $i = 1, 2$; atau $O_{1,i} = \mu_{B_i}(y)$ untuk $i = 1, 2$, dengan x adalah input ke node i dan A_i adalah label linguistik (kecil, besar, dan sebagainya) yang sesuai dengan fungsi node ini. Di bagian lain $O_{1,i}$ adalah fungsi keanggotaan dari A_1 dan derajat keanggotaannya spesifik untuk pemberian x yang memadai pengkuantisasi A_i . Fungsi keanggotaan yang banyak digunakan adalah bentuk Bell (lonceng) dan Gaussian.

Fungsi keanggotaan bentuk Bell dinyatakan dengan:

$$f(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \frac{x-c^2b}{a}} \tag{1}$$

dengan parameter b biasanya positif. Parameter c letaknya di tengah kurva. Fungsi keanggotaan Gaussian dinyatakan dengan:

$$A(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2a^2}} \tag{2}$$

Lapisan 2: Lapisan Produk

Setiap node pada lapisan ini terdiri atas operator produk t-norm sebagai fungsi node. Lapisan ini mensintesis informasi dengan lapisan 1 dan perkalian semua sinyal yang masuk dan mengirim produk keluar. Output dari lapisan produk dinyatakan dengan:

$$O_{2,i} = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) = W_i \tag{3}$$

Setiap node pada lapisan ini melayani sebagai ukuran kekuatan dari rule (aturan). Output pada lapisan ini bertindak sebagai fungsi bobot.

Lapisan 3: Lapisan Normalisasi

Setiap node pada lapisan ini menormalisasi fungsi bobot yang didapat dari lapisan produk sebelumnya. Output normalisasi dihitung dengan:

$$O_{3,i} = \frac{W_i}{w_1 + w_2} \tag{4}$$

Lapisan 4: Lapisan Defuzzifikasi

Node pada lapisan ini adalah adaptif alami. Output defuzzifikasi dari lapisan ini dihitung dengan formula:

$$O_{4,i} = O_{3,i} (\alpha_{4,i} = O_{3,i} (\alpha_i x) + \beta_i y + \gamma_i) \tag{5}$$

dengan α_i, β_i and γ_i adalah linier parameter konsekuen kesesuaian node i .

Lapisan 5: Lapisan Total Output

Node tunggal pada lapisan ini mensintesis informasi yang dikirimkan dengan lapisan 4 dan mengembalikan keseluruhan output menggunakan fungsi tetap berikut:

$$O_{5,i} = \frac{\sum w_i y_i}{\sum} \tag{6}$$

B. Algoritma Belajar Hibrida

ANFIS dalam kerjanya mempergunakan algoritma belajar hibrida, yaitu menggabungkan metode *Least-squares estimator* (LSE) dan *error backpropagation* (EBP). Dalam struktur ANFIS metode EBP dilakukan di lapisan 1, sedangkan metode LSE dilakukan di lapisan 4.

Pada lapisan 1 parameternya merupakan parameter dari fungsi keanggotaan himpunan fuzzy sifatnya nonlinier terhadap keluaran sistem. Proses belajar pada parameter ini menggunakan metode EBP untuk memperbaharui nilai parameternya. Sedangkan pada lapisan ke 4, parameter merupakan parameter linier terhadap keluaran sistem, yang menyusun basis kaidah fuzzy. Proses belajar untuk memperbaharui parameter. Lapisan ini menggunakan metode *Least-squares Estimator* (LSE). Proses belajar pada ANFIS dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL I
PROSES BELAJAR ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter premis	Tetap	EBP
Parameter konsekuen	LSE	Tetap
Sinyal	Keluaran simpul	Sinyal kesalahan

III. PERAMALAN TIME SERIES DENGAN ANFIS

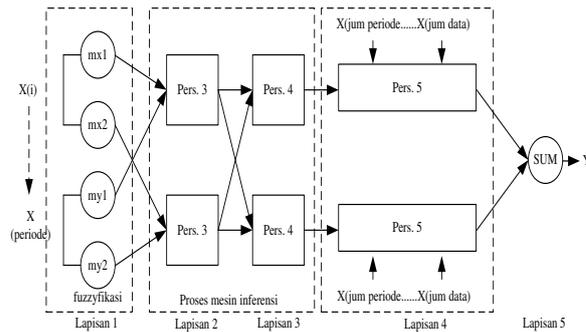
Pada peramalan dengan metode ANFIS terbagi menjadi 3 proses yaitu: proses Inisialisasi awal, proses pembelajaran (learning), dan proses peramalan. Penentuan periode input dan periode training dilakukan saat inisialisasi awal dimana tiap-tiap periode input memiliki pola atau pattern yang berbeda.

Data yang digunakan untuk proses pembelajaran (training) terdiri dari data input, parameter ANFIS, dan data test yang berada pada periode training ANFIS. Training dengan ANFIS menggunakan adalah algoritma belajar hybrid, dimana dilakukan penggabungan metode *Least-squares estimator* (LSE) pada alur maju dan *error backpropagation* (EBP) pada alur mundur. Pada algoritma belajar ini nilai parameter premis akan tetap saat alur maju, namun sebaliknya parameter konsekuen akan ter-update saat alur maju [13].

A. Alur Maju

Pada blok diagram Gb. 2. digambarkan mengenai proses alur maju dari sebuah sistem ANFIS yang terdiri dari beberapa lapisan. Pada lapisan pertama data input

pada masing masing periode akan dilakukan proses fuzzyfikasi. Proses ini adalah untuk memetakan inputan data kedalam himpunan fuzzy sesuai dengan klasifikasi yang dipilih (pada proyek akhir ini hanya menggunakan dua jenis himpunan fuzzy yaitu: tinggi dan rendah). Dalam proses ini inputan akan dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan fuzzy untuk mentransformasi masukan himpunan klasik (*crisp*) ke derajat tertentu. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis gaussian dimana pada fungsi keanggotaan ini terdapat dua parameter yaitu mean dan varian, parameter tersebut dalam metode ANFIS disebut sebagai parameter premis.



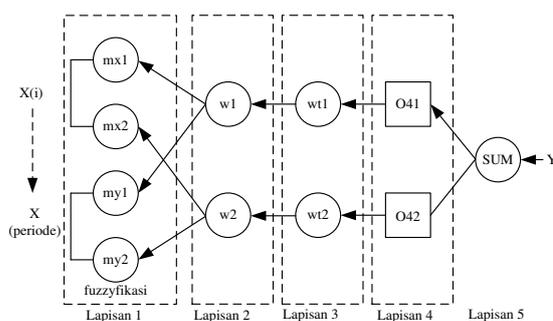
Gb. 2. Blok diagram alur maju ANFIS untuk Time series forecasting

Pada lapisan kedua dan ketiga dilakukan proses *inference engine* (sistem inferensi fuzzy) ditentukan rule fuzzy untuk dilakukan proses perhitungan selanjutnya. Pada proses ini digunakan model takagi sugeno. Pada proyek akhir ini digunakan dua rule yaitu: jika mx1 bertemu my1 maka akan dilanjutkan ke W1, dan jika mx2 bertemu my2 maka akan dilanjutkan ke W2. nilai W1 dan W2 didapat dari hasil pencarian nilai minimum untuk masing-masing input keanggotaan fuzzy.

Pada lapisan 4 dilakukan proses defuzzyfikasi dilakukan perhitungan mentransformasi hasil fuzzy ke bentuk keluaran yang crisp. Pada lapisan ini dilakukan perhitungan LSA untuk mendapatkan nilai parameter konsekuen.

Pada lapisan 5 dilakukan proses summary dari dua output pada lapisan 4. Pada ANFIS sistem fuzzy terletak pada lapisan 1,2,3 dan 4. Dimana sistem fuzzy ini adalah sebagai penentu hidden node yang terdapat pada sistem jaringan syaraf tiruan.

B. Alur mundur



Gb. 3. Blok diagram alur mundur ANFIS untuk time series forecasting

Pada blok diagram Gb. 3. dijelaskan mengenai

sistematika alur mundur dari suatu sistem ANFIS. Variabel-variabel pada gambar mengacu pada pers. 2 sampai pada pers. 6. Pada proses ini dilakukan algoritma EBP (*Error Backpropagation*) dimana pada setiap lapisan dilakukan perhitungan error untuk melakukan update parameter-parameter ANFIS.

Pada lapisan 5 dilakukan perhitungan error dengan rumus differensial dari perhitungan MSE yaitu:

$$\varepsilon = \partial \left[\frac{(y_d - y)^2}{2} \right] \quad (7)$$

Nilai y_d adalah output aktual, dan nilai y adalah output ANFIS.

Pada lapisan 4 tidak dilakukan perhitungan error hal ini dikarenakan pada alur mundur tidak terjadi update nilai parameter konsekuen yang terdapat pada lapisan 4. Untuk perhitungan error lapisan 3 dilakukan dengan rumus sebagai berikut:

$$\varepsilon_3(i) = \varepsilon_5 * O_4(i), i = 1,2 \quad (8)$$

Pada lapisan 2 dilakukan perhitungan error dengan melibatkan error 5 dan error 3 yaitu:

$$\varepsilon_2(i) = \varepsilon_3(i) * \frac{\omega_n}{(\omega_1 * \omega_2)^2}, n = 1,2 \quad (9)$$

Pada lapisan 1 dilakukan perhitungan error dengan melibatkan error 5, 3 dan error 2 yaitu:

$$\varepsilon_1(i, j) = \varepsilon_2(i) * \mu(n, k), i = 1,2 n = 1,2 \quad (10)$$

Setelah dilakukan perhitungan error pada setiap lapisan maka dilakukan update data parameter ANFIS dengan proses differensial masing-masing parameter premis terhadap fungsi gaussian. Dimana pada perhitungan ini nilai error sebelumnya diinputkan.

Berikut adalah rumus untuk memperoleh parameter delta mean pada ANFIS setelah proses differensial.

$$\Delta mean(i, j) = rate * \varepsilon_1(i, j) * 2 * m(i, k) * \left[\frac{x - mean(i, j)}{var(i, j)^2} \right] \quad (11)$$

Nilai delta mean selanjutnya dijumlahkan dengan nilai mean sebelumnya untuk menghasilkan nilai mean yang baru

$$mean_baru = mean + \Delta mean \quad (12)$$

Berikut adalah rumus untuk memperoleh parameter delta varians pada ANFIS setelah proses differensial.

$$\Delta var(i, j) = rate * \varepsilon_1(i, j) * 2 * m(i, k) * \left[\frac{x - mean(i, j)}{var(i, j)^3} \right] \quad (13)$$

Nilai delta varians selanjutnya dijumlahkan dengan nilai varians sebelumnya untuk menghasilkan nilai varians yang baru.

$$var_baru = var + \Delta var \quad (14)$$

Proses perhitungan diatas akan berulang terus menerus sampai nilai MSE memenuhi nilai error maksimum yang diinginkan oleh user.

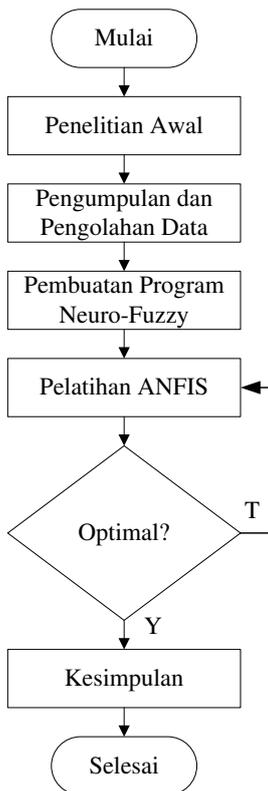
IV. DATA DAN METODE PENELITIAN

A. Data

Data yang diperlukan adalah data sekunder hasil pemantauan dari aktifitas kegempaan, deformasi tanah,

dan geokimia Gunung Merapi yang diperoleh dari Balai Penyelidikan dan Pengembangan Teknologi Kegunungapian (BPPTK) Yogyakarta. Data yang telah diperoleh dibagi menjadi dua bagian, pertama sebagai data pelatihan jaringan, dan kedua sebagai data pengujian. Data pelatihan menggunakan periode data prekursor erupsi Gunung Merapi tahun 1997, 1998, 2001, dan 2006. Data pengujian menggunakan data prekursor erupsi Gunung Merapi tahun 2010.

B. Metode Penelitian



Gb. 4. Diagram alir metode penelitian

Sebelum melakukan penelitian, terlebih dahulu mempelajari penelitian (riset) yang terkait dengan topik, kemudian dilakukan pengumpulan dan pengolahan data. Tahap selanjutnya adalah pembuatan program neuro-fuzzy dengan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Sistem* (ANFIS). Setelah program selesai kemudian dilakukan pengujian, jika sudah didapatkan hasil yang baik (error dan epoch sudah optimal) maka akan dilanjutkan ke tahap selanjutnya, yaitu penarikan kesimpulan.

Pada tahap pembuatan program akan dilakukan pelatihan program dengan ANFIS untuk mencari parameter-parameter pada bagian IF yaitu parameter a dan parameter c (*premise parameters*), dan parameter-parameter pada bagian THEN (*consequent parameters*). Setelah parameter-parameter tersebut diketahui dengan error yang kecil maka parameter-parameter tersebut digunakan pada tahap selanjutnya.

Pada tahap ini kita akan menggunakan FCM untuk melakukan clustering untuk menentukan suatu data masuk ke suatu cluster. Selanjutnya mencari nilai mean

dan deviasi standar pada setiap cluster, nilai mean, dan deviasi standar ini selanjutnya akan menjadi nilai parameter a dan parameter c (*premise parameters*) awal. Selanjutnya output pada lapisan pertama berupa derajat keanggotaan setiap data, pada lapisan kedua perkalian derajat keanggotaan, pada lapisan ketiga dilakukan normalisasi, pada lapisan keempat mencari nilai *consequent parameters*, pada lapisan kelima merupakan penjumlahan dari lapisan keempat.

LSE rekursif digunakan untuk memperbaiki nilai *consequent parameters* sampai didapatkan nilai error yang kecil pada langkah maju, sedangkan pada langkah mundur kita menggunakan propagasi error untuk memperbaiki nilai *premise parameter*, selanjutnya menghitung error keluaran dari jaringan. Diagram alir program ANFIS ditunjukkan pada Gb. 4.

V. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses penentuan status aktivitas Gunung Merapi mempertimbangkan data-data input yang sudah diperoleh sebelumnya. Data yang digunakan pada proses pelatihan adalah data erupsi tahun 1995-2008 sebanyak 346 pasangan data, kemudian parameter akhir jaringan digunakan pada proses pengujian dengan data erupsi tahun 2010 sebanyak 49 pasangan data.

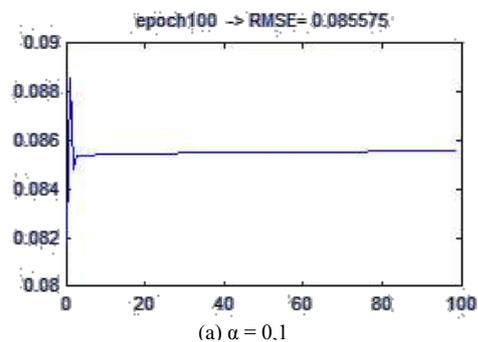
Proses pengujian dilakukan untuk mengetahui seberapa besar laju pembelajaran yang akan digunakan oleh model.

A. Proses pelatihan

Pengujian pengaruh laju pembelajaran (α) terhadap jumlah epoch yang diperlukan untuk mencapai *root mean square error* (RMSE) sebesar 0,081214 diberikan dalam Tabel II.

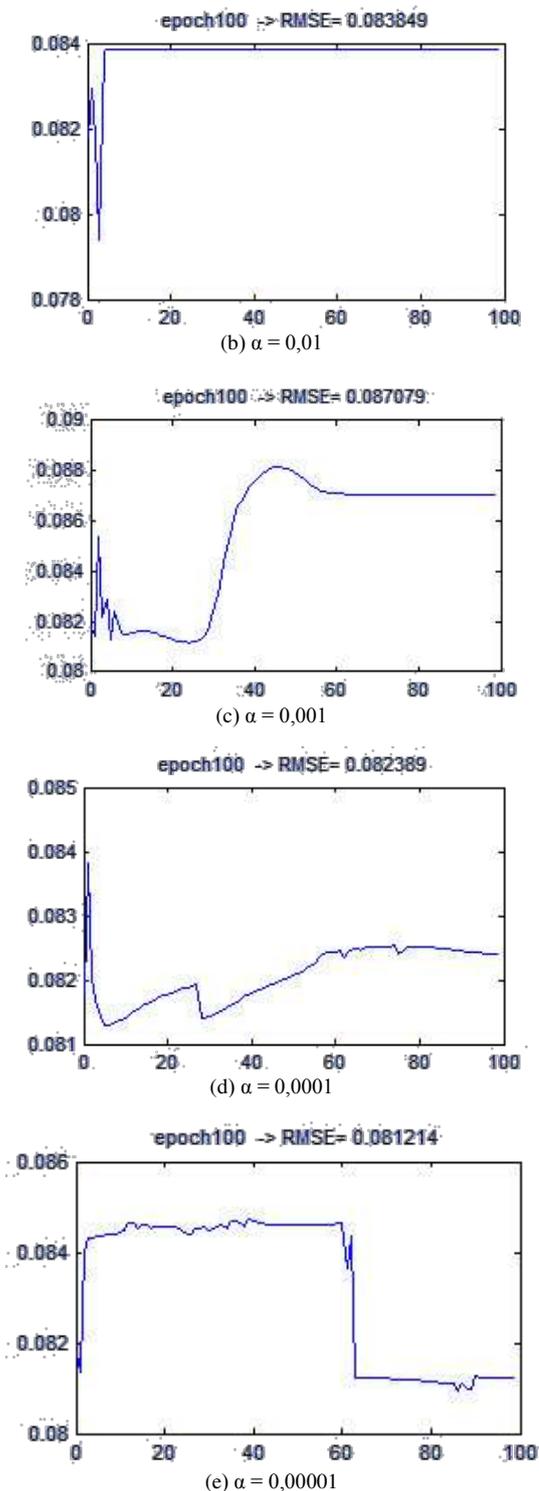
TABEL II
PENGARUH LAJU PEMBELAJARAN TERHADAP RMSE

α	0,1	0,01	0,001	0,0001	0,00001
RMSE	0,0855	0,0838	0,0870	0,0823	0,0812



Dari Tabel II dapat dilihat bahwa laju pembelajaran yang kecil menyebabkan jumlah epoch yang diperlukan untuk mencapai RMSE yang sama menjadi lebih besar. Sebaliknya dengan menentukan laju pembelajaran yang besar, epoch yang diperlukan menjadi lebih sedikit. Namun konvergensi yang terlalu cepat dapat mengakibatkan bobot yang diperoleh bukan merupakan nilai global optimumnya sehingga hasil prakiraan cenderung menjadi tidak akurat. Pengaruh besar laju

pembelajaran terhadap RMSE yang ditunjukkan pada Gb. 5.

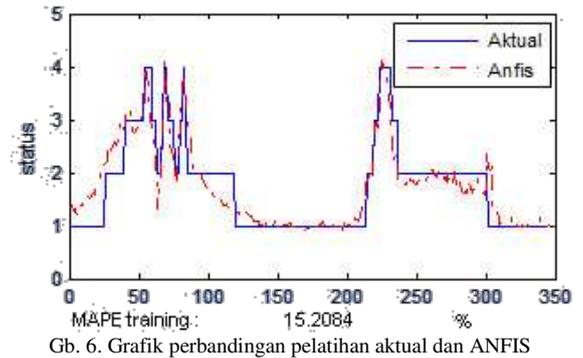


Gb. 5. Pengaruh laju pembelajaran pada proses pelatihan

Hasil optimal diperoleh dengan laju pembelajaran sebesar 0,00001 yang menghasilkan RMSE paling kecil sebesar 0,081214. Gb. 5. memberikan gambaran bahwa semakin kecil laju pembelajaran, proses pelatihan akan lebih cepat konvergen.

Kesalahan rata-rata (*mean absolute percentage error*/MAPE) antara status aktivitas gunung Merapi aktual dengan hasil dari pelatihan ANFIS adalah sebesar 15,2084% yang grafiknya ditunjukkan

pada Gb. 6.



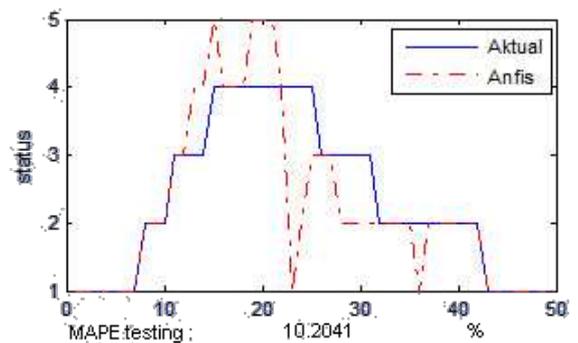
Gb. 6. Grafik perbandingan pelatihan aktual dan ANFIS

Dari grafik perbandingan pelatihan antara status aktual dengan hasil ANFIS dapat dilihat bahwa secara garis besar hasil pelatihan dengan ANFIS sudah mendekati nilai aktual status aktivitas Gunung Merapi. Pada awal pelatihan, yaitu pada periode erupsi tahun 1997, model belum bisa mengenali dengan baik status aktual. Hasil dari ANFIS rata-rata berada di atas nilai aktual. Hal ini terjadi pada status Aktif Normal dan Waspada, akan tetapi mulai pada status Siaga, model sudah mengenali dengan baik.

Model juga belum bisa mengenali dengan baik status setelah periode erupsi pada tahun 2001. Hasil dari ANFIS rata-rata juga masih di atas status aktual. Sedangkan pada periode setelah erupsi tahun 2006, hasil dari ANFIS rata-rata berada di bawah status aktual.

B. Proses pengujian

Hasil dari proses pelatihan kemudian digunakan pada proses pengujian. Hasil pengujian memberikan rata kesalahan (MAPE) sebesar 10,2041%. Grafik perbandingan hasil pengujian antara status aktivitas gunung Merapi aktual dengan ANFIS ditunjukkan pada Gb. 7.



Gb. 7. Grafik perbandingan pengujian aktual dan ANFIS

Dari grafik perbandingan pengujian antara status aktual dengan hasil pengujian ANFIS dapat dilihat bahwa secara garis besar hasil penentuan dengan ANFIS sudah mendekati nilai aktual status aktivitas Gunung Merapi. Perbedaan hasil terjadi mulai pada ke-13 sampai pekan ke-16, dimana hasil ANFIS lebih tinggi nilainya. Hal ini juga terjadi pada pekan ke-19 dan pekan ke-20.

Selanjutnya pada pekan ke-24 sampai pekan ke-32 hasil dari ANFIS berada di bawah nilai aktual. Hal ini terjadi karena gejala-gejala prekursor erupsi Gunung

Merapi mengalami penurunan yang cukup tinggi setelah terjadinya erupsi.

Pada dasarnya peramalan dengan data *time series* dengan ANFIS akan bekerja dengan baik jika data yang digunakan mempunyai pola yang teratur. Dalam penelitian ini data yang digunakan mempunyai pola yang memiliki deviasi yang cukup tinggi secara statistik sehingga ANFIS memberikan rata-rata kesalahan yang masih cukup tinggi, yaitu MAPE hasil pengujian sebesar 10,2041%.

VI. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan mengenai model neuro fuzzy, yaitu model ANFIS (*adaptive neuro fuzzy inference sistem*) yang diaplikasikan untuk menentukan status aktivitas gunung Merapi, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut: laju pembelajaran yang digunakan ANFIS untuk mendapatkan RMSE dan epoch yang optimal sebesar 0,00001 yang menghasilkan RMSE sebesar 0,081109 dan MAPE sebesar 15,2084%, sedangkan pada proses pengujian dihasilkan MAPE sebesar 10,2041%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Balai Penyelidikan dan Pengembangan Teknologi Kegunungpian (BPPTK) Yogyakarta atas ijin penelitian dan survey di BPPTK.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Ikhsan, M.Fujita, dan M. Takebayashi, "Sustainable Sand Mining Management in Merapi Area using Groundshills", *Annals of Disas. Prev. Res. Inst. Kyoto University*, No. 52B, 2009.
- [2] BPPTK, "Informasi Merapi-Pemantauan", merapi.bgl.esdm.go.id. Diakses tanggal 20 Juni 2011.
- [3] R.S.J Sparks, "Forecasting Volcanic Eruptions", *Earth and Planetary Science Letters* 210, 2003.
- [4] F. Brenguier, N. M. Shapiro, M. Campillo, dkk, "Towards Forecasting Volcanic Eruptions using Seismic Noise", *Letters, Grenoble*, 2008, Page: 1-5.
- [5] W. Marzocchi, L. Sandri, dan J. Selva, "BET_EF: a Probabilistic Tool for Long-and Short-Term Eruption Forecasting", *Istituto Nazionale di Geofisica e Vulcanologia, Bologna*, 2007.
- [6] N. Dashore, G. Upadhyaya, dan K. Vyas, "Fuzzy Logic Based Model for Predicting Volcanic Activity", *Indian Journal of Science and Technology, Indore*, Vol. 3 No. 7, 2010, Page: 759-763.
- [7] A. Rahman, A.G. Abdullah, dan D.L. Hakim, "Prakiraan Beban Puncak Jangka Panjang pada Sistem Kelistrikan Indonesia Menggunakan Algoritma *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Sistem*", *Electrans*, Vol.11, No.2, September 2012, 18 -26.
- [8] B. S. Putra, R. S.Wahono, dan R. I. Akbar, "Simulasi Penerapan Anfis pada Sistem Lampu Lalu Lintas Enam Ruas", *Jurnal Ilmiah Kursor* Vol. 6, No. 2, Juli 2011.
- [9] R. Setyaningrum, "Kemampuan Expert Sistem-Anfis untuk Diagnosa Kesehatan Pekerja Industri Dan Mencari Solusinya", *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2007 (SNATI 2007)*
- [10] D. Septiadi, "Aplikasi Soft Computing pada Prediksi Curah Hujan Di Kalimantan", *Jurnal Meteorologi Dan Geofisika*, Vol. 9 No.1 Juli 2008 : 65 – 77.
- [11] S. Hartati, dan S. Kusumadewi, 2006, "Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf", *Graha Ilmu, Yogyakarta*.
- [12] Jang, J.-S. R, 1993, ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems, *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 23(03):665-685.
- [13] A. Fariza, A. Helen, dan A. Rasyid, 2007, "Performansi Neuro Fuzzy untuk Peramalan Data Time Series", *SNATI 2007*.

Bagus Fatkhurrozi, lahir di Batang, 12 Oktober 1979 sebagai anak kedua dari pasangan **Zaenudin** dan **Juwariyah**. Tahun 1985 bersekolah di SDN 1 Wonobodro dan lulus tahun 1991. SMPN 1 Blado lulus tahun 1994. SMUN Bandar lulus tahun 1997. Sarjana Teknik Elektro Widya Gama Malang lulus tahun 2002.