

Implementasi Adaptive Neuro Fuzzy Inference System untuk Prediksi Produksi Energi Listrik di PLTA Wonogiri

¹Herliyani Hasanah, ²Sri Arttini Dwi Prasetyowati, ³Dedi Nugroho

¹STMIK Duta Bangsa, Surakarta 57154

E-mail: herlydb@gmail.com

^{2,3} Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Sultan Agung, Semarang 50112

E-mail: arttini@unissula.ac.id

E-mail: dedi.nugroho@unissula.ac.id

Abstrak

Pembangkit Listrik Tenaga Air (PLTA) Wonogiri merupakan bagian dari Proyek Serbaguna Waduk Wonogiri (Waduk Gajah Mungkur). Pada musim penghujan PLTA bisa beroperasi 24 jam tetapi pada musim kemarau PLTA beroperasi sesuai kontrak antara PLTA dengan Perum Jasa Tirta (PJT). Untuk itu dilakukan prediksi produksi energi listrik yang dihasilkan PLTA. Dalam penelitian ini menentukan perbandingan hasil prediksi ANFIS dan hasil produksi energi listrik aktual PLTA. Variabel penelitian yang digunakan adalah data tahun 2010 - 2014 yaitu energi listrik yang dihasilkan PLTA Wonogiri (Kwh), elevasi muka air waduk (m), debit air (m³/detik). Parameter ANFIS yang digunakan pada penelitian ini menggunakan sistem inferensi fuzzy model Sugeno orde satu, dengan fungsi keanggotaan *gbell*, jumlah *epochs* (iterasi) yang digunakan adalah 100. Dalam penelitian ini digunakan 2 perbandingan, yaitu perbandingan variasi nilai laju pembelajaran dan perbandingan variasi nilai momentum. Dari hasil pengujian dengan ANFIS diperoleh keluaran dengan performansi yang bagus pada saat Fuzzy C Means 2 kelas dengan parameter laju pembelajaran 0.1, momentum 0.6 dengan besar *Mean Percentage Error* 0.609157. *Error* antara target dan prediksi pada data pembelajaran menggunakan fungsi keanggotaan *gbell* dengan besar SSE 2.61E-05 dan waktu pembelajaran 5.683000 detik.

Kata Kunci : *anfis*, *gbell*, *plta wonogiri*, prediksi, energi listrik

1 Pendahuluan

Prediksi merupakan suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang apa yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasar informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki agar kesalahannya (selisih antara apa yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil.[1]

Energi listrik memegang peranan besar dalam pengembangan ekonomi nasional, bahkan sering energi listrik dianggap sebagai darah kehidupan ekonomi. Oleh karena itu pembangunan infrastruktur dalam penyediaan energi secara tepat dan berdaya guna tinggi merupakan syarat mutlak untuk meningkatkan ekonomi. [2]

Waduk Gajah Mungkur berada di Kecamatan Wonogiri. Salah satu fungsi dari Waduk Gajah Mungkur digunakan sebagai pembangkit tenaga listrik. Kapasitas yang terpasang di PLTA Wonogiri adalah 2 x 6,2 MW yang terdiri dari 2 unit mesin pembangkit yang dapat menghasilkan tegangan listrik sebesar 15500 KVA dan mampu menghasilkan daya listrik 40 juta kwh/ tahun.

Operasi PLTA bergantung pada pasokan air untuk irigasi. Waduk Gajah Mungkur beroperasi setiap hari, pada musim penghujan PLTA bisa beroperasi 24 jam tetapi pada musim kemarau PLTA beroperasi sesuai kontrak antara kedua pihak. Besarnya air yang dialirkan tersebut telah tercantum pada surat kontrak antara PJT dengan PLTA Wonogiri. Tetapi kenyataannya, PJT tidak mampu mengalirkan air dalam jumlah tetap setiap harinya dikarenakan tidak tetapnya besar debit air yang masuk ke Waduk Gajah Mungkur atau dari pihak PLTA ada kendala (turbin bermasalah, pengecekan rutin), sehingga besarnya energi listrik yang dihasilkan PLTA Wonogiri setiap harinya juga tidak tetap. Untuk itu dilakukan prediksi energi listrik yang dihasilkan PLTA.

Saat ini, metode prediksi yang digunakan adalah metode sederhana yang mengandalkan pengalaman tahun - tahun sebelumnya dan perkiraan jangka pendek dari pengelola PT Indonesia Power serta informasi perkiraan cuaca jangka pendek dari Badan Meterologi dan Geofisika.[3] Kondisi iklim secara makro di Indonesia pada umumnya memiliki kecenderungan berubah dari tahun ke tahun dan kondisi Daerah Aliran Sungai (DAS) Bengawan Solo yang rusak atau kritis mempersulit perkiraan besarnya jumlah aliran masukan di waduk Gajah Mungkur.

Metode kecerdasan buatan merupakan salah satu terobosan cara untuk mengatasi situasi tersebut. Metode kecerdasan buatan ANFIS yang merupakan hibrida dari metode *artificial neural network* dan logika fuzzy dalam penelitian ini digunakan untuk memodelkan peramalan deret waktu aliran waduk Gajah Mungkur yang diharapkan akan mampu memberikan solusi

positif jangka panjang berupa kontinuitas ketersediaan energi yang maksimum. ANFIS termasuk dalam kelas jaringan neural namun berdasarkan fungsinya sama dengan sistem inferensi fuzzy. [4]

Pada beberapa tahun terakhir ini metode kecerdasan buatan khususnya metode *artificial neural network* dan logika fuzzy telah digunakan dalam proses peramalan. ANN telah diterapkan di antaranya pada peramalan curah hujan [5], peramalan aliran sungai [6], pemodelan runtun waktu hidrologis [7] dan operasi waduk [2]. Demikian pula metode logika fuzzy telah digunakan untuk pengaturan dan manajemen sumber daya air [8],[9]. Metode ANFIS telah diterapkan untuk memprediksi curah hujan dan debit dengan nilai prediksi yang baik. [10]

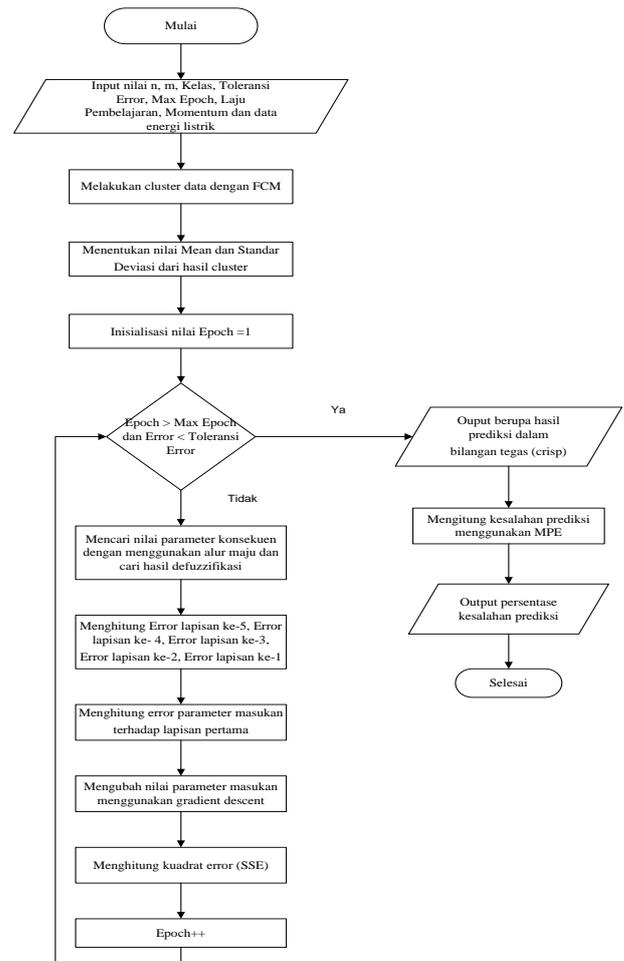
Dari latar belakang di atas, maka peneliti akan menganalisa dan memproyeksikan energi listrik yang dihasilkan PLTA Wonogiri dengan menerapkan metode ANFIS.

Penelitian ini bertujuan untuk menentukan hasil prediksi ANFIS untuk energi listrik yang dihasilkan PLTA Wonogiri dan menentukan perbandingan hasil prediksi ANFIS dan dan hasil produksi energy listrik aktual PLTA berdasarkan tahun dasar yang akan digunakan untuk energi listrik yang dihasilkan oleh PLTA Wonogiri

2 Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harian Operasi Waduk Gajah Mungkur dan data harian Produksi Listrik PLTA Wonogiri tahun 2010 sampai 2014. Variabel penelitian yang digunakan adalah Data Operasi Waduk Gajah Mungkur dan Data Produksi Listrik PLTA Wonogiri harian.

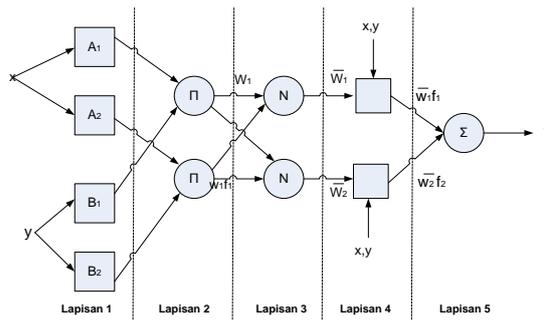
Pelaksanaan penelitian implementasi ANFIS untuk prediksi energi listrik di PT Indonesia Power Sub Unit PLTA Wonogiri dapat dilaksanakan secara garis besar dapat dilihat *flowchart* penelitian pada Gambar 1.



Gambar 1 Algoritma ANFIS pada Sistem

Dalam penelitian ini simulasi prediksi energi listrik dengan ANFIS dilakukan dengan menggunakan program MATLAB versi 7.8.0.347 (R2009a), menggunakan sistem inferensi fuzzy model Sugeno orde satu, bentuk fungsi keanggotaan yang akan digunakan untuk proses pembelajaran adalah *gbell* (lonceng), jumlah epoch (iterasi) yang digunakan adalah 100 dan menggunakan 2 perbandingan, yaitu perbandingan variasi nilai laju pembelajaran dan perbandingan variasi nilai momentum.

Alur proses dari sebuah sistem ANFIS yang terdiri dari lima layer digambarkan pada Gambar 2 [11]



Gambar 2. Arsitektur Jaringan ANFIS

Lapisan 1:

Setiap simpul i pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ untuk } i = 1, 2, \text{ atau} \quad (1)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ untuk } i=3, 4 \quad (2)$$

dimana x (atau y) adalah masukan bagi simpul i , dan A_i (atau B_{i-2}) adalah label bahasa (*linguistic label*) seperti misalnya “kecil” atau “luas”, dll. Dengan kata lain, $O_{1,i}$ adalah tingkatan keanggotaan dari himpunan fuzzy A ($= A_1, A_2, B_1$ atau B_2) dan menentukan derajat keanggotaan dari masukan x (atau y) yang diberikan. Fungsi keanggotaan parameter dari A dapat didekati dengan fungsi Bell:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{(x - c_i)}{a_i} \right]^{2b_i}} \quad (3)$$

Dimana $\{a_i, b_i, c_i\}$ adalah himpunan parameter. Parameter pada lapisan ini disebut parameter - parameter premis/ *premise parameters*.

Lapisan 2:

Setiap simpul pada lapisan ini diberi label Π , bersifat non-adaptif (parameter tetap) yang mempunyai keluaran berupa perkalian dari semua sinyal yang masuk.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), i=1,2, \quad (4)$$

Lapisan 3:

Setiap simpul pada lapisan ini diberi label N , juga bersifat non-adaptif. Masing-masing simpul menampilkan derajat pengaktifan ternormalisasi dengan bentuk

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2 \quad (5)$$

Apabila dibentuk lebih dari dua aturan, fungsi dapat diperluas dengan membagi w_i dengan jumlah total w untuk semua aturan.

Lapisan 4:

Tiap simpul pada lapisan ini berupa simpul adaptif dengan fungsi simpul :

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (6)$$

dimana w_i adalah derajat pengaktifan ternormalisasi dari lapisan 3 dan $\{p_i, q_i, r_i\}$ merupakan himpunan parameter dari simpul ini.

Parameter di lapisan ini dinamakan parameter - parameter konsekuen/ *consequent parameters*.

Lapisan 5:

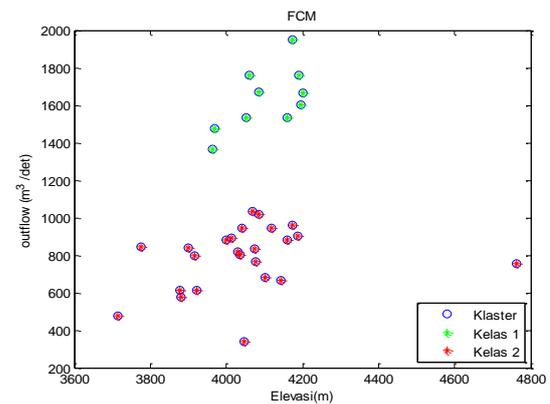
Simpul tunggal pada lapisan ini diberi label Σ , yang mana menghitung semua keluaran sebagai penjumlahan dari semua sinyal yang masuk : keluaran keseluruhan =

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (7)$$

3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Pembelajaran

Pada pembelajaran dilakukan proses pencarian kecenderungan masuk kluster. Data digolongkan berdasarkan jarak terdekat dari pusat kelas, dengan metode FCM (*Fuzzy C Means*) inialisasi pusat kelas. Pengkelasan dari FCM, dapat dilihat pada Gambar 3.

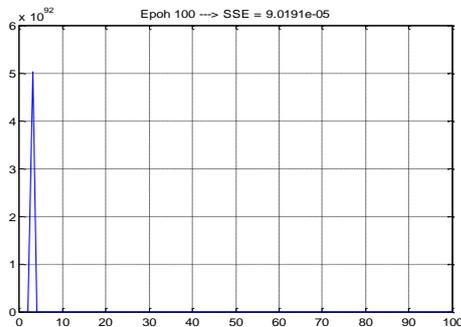


Gambar 3. Pengkelasan FCM 2 Kelas

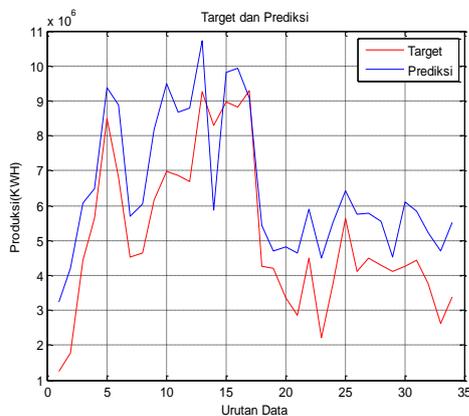
Pada awal proses, dibangkitkan derajat keanggotaan tiap *input* secara acak. Berikutnya rerata dari perkalian tiap *input* dengan derajat keanggotaan, akan menghasilkan pusat kelas. Pada penelitian ini, kelas yang dihasilkan adalah 2, yaitu kelas C1 dan kelas C2. Dari pusat kelas, akan dihitung nilai jarak antara tiap *input* dengan pusat kelas. Hasil dari perhitungan jarak disebut dengan fungsi objective, fungsi objektif inilah yang kemudian akan dibandingkan dengan fungsi objektif sebelumnya untuk menyatakan lanjut iterasi atau sudah sesuai dengan *error* minimal yang dihasilkan. C1 mempunyai anggota 14 pasangan data dan C2 mempunyai anggota 10 pasangan data.

Proses perhitungan akan berlanjut berdasarkan nilai *error* minimal dan *error* total rekursif atau yang biasa disebut dengan nilai SSE. Nilai SSE inilah yang dijadikan sebagai ukuran performasi dari sistem. Gambar yang dihasilkan oleh grafik rekursif adalah grafik plot yang perkembangan

total *error* dari beberapa iterasi rekursif (*Epochs*). Hasil SSE dari grafik *Epochs* diperlihatkan pada Gambar 4. Secara grafik akan terlihat, apakah nilai prediksi sudah mendekati nilai target ataukah belum, dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 4 Grafik *Epochs* Data Training 2 Kelas



Gambar 5 Grafik Target dan Prediksi Data Pembelajaran 2 Kelas

Untuk berikutnya, akan dibandingkan nilai laju pembelajaran dan momentum, dan akan dicari pasangan nilai yang optimum, yaitu nilai yang mendekati target yang diharapkan ataupun nilai yang mempunyai nilai *error* terkecil dari proses pembelajaran.

Laju Pembelajaran 0.1

Pada laju pembelajaran 0.1, dilakukan penelitian untuk masing-masing nilai momentum dari 0.1 hingga 1. Hasil proses anfis, kemudian dibandingkan berdasarkan nilai SSE, waktu proses dan nilai prediksi. Tabel 1 memperlihatkan tentang perbandingan SSE dan waktu proses pada saat laju pembelajaran 0.1.

Tabel 1 Perbandingan SSE dan Waktu Proses dari Laju Pembelajaran 0.1

Laju Pembelajaran	Momentum	SSE	Waktu Proses
0.1	0.1	3.93E-05	5.3905
0.1	0.2	0.00537	5.5692

0.1	0.3	29.9445	5.7604
0.1	0.4	0.00299	5.4633
0.1	0.5	0.00035	5.3505
0.1	0.6	2.61E-05	5.683
0.1	0.7	0.0058	5.6531
0.1	0.8	0.08425	5.4059
0.1	0.9	0.02078	5.7025
0.1	1	7.3E+22	5.4737

Pada tabel terlihat bahwa SSE terkecil adalah pada saat nilai momentum 0.4. Sedangkan waktu proses tercepat dari sistem anfis pada saat laju pembelajarannya adalah 0.1, yaitu pada saat nilai momentum 0.6.

Laju Pembelajaran 0.2

Pada laju pembelajaran 0.2, dilakukan penelitian untuk masing-masing nilai momentum dari 0.1 hingga 1. Hasil proses anfis, kemudian dibandingkan berdasarkan nilai SSE, waktu proses dan nilai prediksi. Tabel 2 memperlihatkan tentang perbandingan SSE dan waktu proses pada saat laju pembelajaran 0.2.

Tabel 2 Perbandingan SSE dan Waktu Proses dari Laju Pembelajaran 0.2

Laju Pembelajaran	Momentum	SSE	Waktu Proses
0.2	0.1	20807.42	6.0532
0.2	0.2	106.8128	5.7368
0.2	0.3	5.29E-05	5.9478
0.2	0.4	~	~
0.2	0.5	~	~
0.2	0.6	260820.8	5.4419
0.2	0.7	0.56381	5.6636
0.2	0.8	61.217	5.7737
0.2	0.9	7.19E+15	5.3344
0.2	1	~	~

Pada tabel terlihat bahwa SSE terkecil adalah pada saat nilai momentum 0.3. Sedangkan waktu proses tercepat dari sistem anfis pada saat laju pembelajarannya adalah 0.2, yaitu pada saat nilai momentum 0.9.

Laju Pembelajaran 0.3

Pada laju pembelajaran 0.3, dilakukan penelitian untuk masing-masing nilai momentum dari 0.1 hingga 1. Hasil proses anfis, kemudian dibandingkan berdasarkan nilai SSE, waktu proses dan nilai prediksi. Tabel 3 memperlihatkan tentang perbandingan SSE dan waktu proses pada saat laju pembelajaran 0.3.

Tabel 3 Perbandingan SSE dan Waktu Proses dari Laju Pembelajaran 0.3

Laju Pembelajaran	Momen tum	SSE	Waktu Proses
0.3	0.1	0.004	6.0904
0.3	0.2	555.8	6.0668
0.3	0.3	~	~
0.3	0.4	0.025	5.7741
0.3	0.5	8E-04	5.8451
0.3	0.6	7E+21	6.2139
0.3	0.7	1E-04	6.1039
0.3	0.8	~	~
0.3	0.9	49.03	5.7264
0.3	1	1E+09	6.0868

Pada tabel terlihat bahwa SSE terkecil adalah pada saat nilai momentum 0.7. Sedangkan waktu proses tercepat dari sistem anfis pada saat laju pembelajarannya adalah 0.3, yaitu pada saat nilai momentum 0.9.

Laju Pembelajaran 0.4

Pada laju pembelajaran 0.4, dilakukan penelitian untuk masing-masing nilai momentum dari 0.1 hingga 1. Hasil proses anfis, kemudian dibandingkan berdasarkan nilai SSE, waktu proses dan nilai prediksi. Tabel 4 memperlihatkan tentang perbandingan SSE dan waktu proses pada saat laju pembelajaran 0.4.

Tabel 4 Perbandingan SSE dan Waktu Proses dari Laju Pembelajaran 0.4

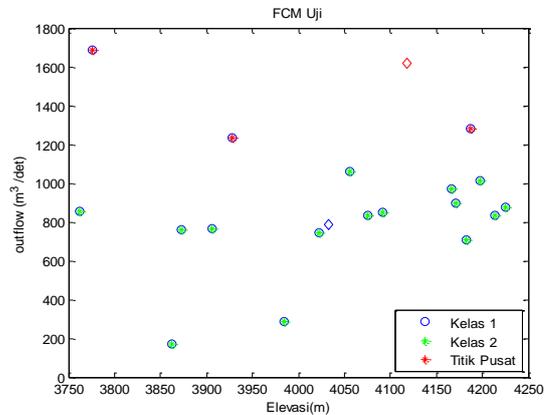
Laju Pembelajaran	Momen tum	SSE	Waktu Proses
0.4	0.1	1.32E+09	5.6747
0.4	0.2	3.89E-05	5.9849
0.4	0.3	4.7E+18	5.9044
0.4	0.4	18915847	5.9543
0.4	0.5	4.43E+23	6.2885
0.4	0.6	5.1E+08	5.9403
0.4	0.7	3.58E+12	5.956
0.4	0.8	0.008067	6.2686
0.4	0.9	~	~
0.4	1	5.56E+10	5.7477

Pada tabel terlihat bahwa SSE terkecil adalah pada saat nilai momentum 0.2. Sedangkan waktu proses tercepat dari sistem anfis pada saat laju pembelajarannya adalah 0.4, yaitu pada saat nilai momentum 0.1.

3.2 Pengujian

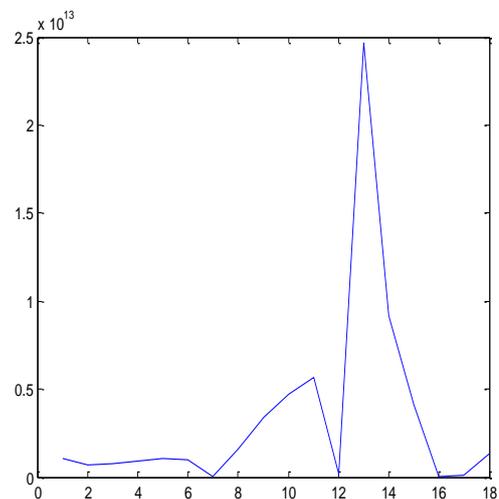
Proses pengujian dilakukan dengan 18 data uji. Ke-18 data uji dibagi menjadi 2 kelas. Pengkelasan FCM diperlihatkan pada Gambar 6. Pada gambar terlihat bahwa kelas pertama mempunyai anggota 3 data uji, sedangkan kelas

kedua mempunyai 10 data uji. Pengujian dilakukan dengan menggunakan *output* terakhir anfis dengan *input* laju pembelajaran 0.1 dan momentum 0.6.



Gambar 6 FCM Data Uji

Setelah dilakukan pengkelasan, berikutnya akan dihitung *output* prediksi data uji nilai produksi. Gambar 7 memperlihatkan jumlah *error* SSE dari data uji pertama hingga 18. *Error* puncak terjadi pada data ke 13. Sedangkan perbandingan antara nilai target *output* produksi dan nilai prediksi diperlihatkan pada Gambar 10. *Error* yang terjadi masih besar. Namun *output* sistem sudah mirip dengan bentuk *output* aktual. Besar *Mean Percentage Error* (MPE) data uji anfis 2 kelas adalah 0.609157.

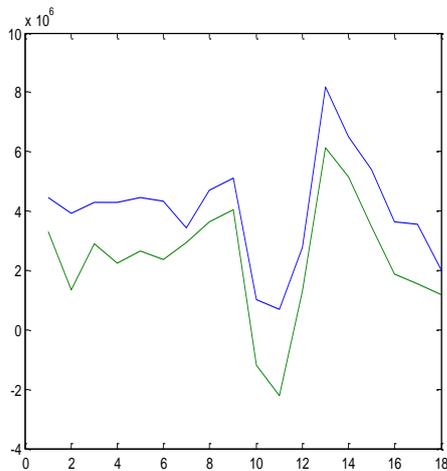


Gambar 7 Error dari Uji data ke 1-18

3.3 Pembahasan

Gambar 8 memperlihatkan tentang grafik perbedaan pola target dengan prediksi, pada pembelajaran fungsi keanggotaan gbell. Pada fungsi gbell, *output* yang dihasilkan, mempunyai bentuk yang hampir mirip atau mendekati bentuk target. Besarnya SSE antara target dan prediksi

adalah $2.61E-05$ dengan waktu proses 5.683000 detik.



Gambar 8 Grafik target dan prediksi dari data uji

Dengan data pembelajaran gbell, besar *Mean Percentage Error* (MPE) data uji untuk anfis 2 kelas adalah 0.609157. Hal ini berarti bahwa sistem, mempunyai *output* optimal yang mendekati dengan nilai target, pada saat kelas = 2, laju pembelajaran = 0.1, dan momentum = 0.6.

4 Kesimpulan

Hasil prediksi dengan ANFIS diperoleh besar *Mean Percentage Error* (MPE) 0.609157. Perbandingan hasil prediksi ANFIS dan hasil produksi energi listrik aktual PLTA diperoleh hasil *output* optimal yang mendekati dengan nilai target, pada saat kelas = 2, laju pembelajaran = 0.1, dan momentum = 0.6 dengan fungsi keanggotaan gbell.

5 Daftar Pustaka

- [1] Singgih, Business Forecasting Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS. Elex Media Komputindo, 2009.
- [2] I. Rosyadi, "Peramalan Aliran Masukan Waduk Mria Menggunakan Model Thomas-Fiering dan Jaringan Syaraf Tiruan ANFIS," *Dinamika Rekayasa*, vol.2, Agustus 2011.
- [3] Triantisto, "Notulensi Presentasi PT Indopower UBP Mrica di Lab. Hidraulika Teknik Sipil UGM," 2007.
- [4] J.Jang, "ANFIS: Adaptive-networkbased fuzzy inference systems," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 23(03), pp :665-685, 1993
- [5] L.Bodri and V.Cermak, "Prediction of extreme precipitation using a neural network," *Application to summer flood in Moravia. Advances in Engineering*, vol.31, pp : 311-321, 2000.
- [6] Y.B. Dibike and D.P. Solomatine, "River Flow forecasting Using Artificial Neural Networks", *Phys. Chem. Earth (B)*, vol.26, pp : 1-7, 2001
- [7] Jain, A., Kumar, A.M. 2006. Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting. *Applied Soft Computing*
- [8] F.J. Chang F.J, H.F.Hu, Y.C. Chen, "Counter propagation fuzzy-neural network for River flow reconstruction," *Hydrological Processes*, vol.15, pp : 219-232, 2001.
- [9] C. Ertunga and L. Duckstein. Fuzzy conceptual rainfall-runoff models. *Journal of Hydro.*, vol.253, pp : 41-68, 2001.
- [10] M. Rizki, "Prediksi curah hujan dan debit menggunakan metode adaptive neuro fuzzy inferensi system (ANFIS), Institut Teknologi Bandung, 2012
- [11] Kusumadewi, Hartati. 2010. *Neuro Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
- [12] J.Jang, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing. New Jersey Prentice-Hall, 1997.