OPTIMASI PENJADWALAN PEMBANGKIT TERMAL SISTEM 500 KV JAWA – BALI BERBASIS KOMPUTASI CERDAS

Sony Gunawan, Yadi Mulyadi, Jaja Kustija

Program Studi Pendidikan Teknik Elektro FPTK UPI Jl. Dr. Setiabudhi No. 207 Bandung 40154

Email: sony gunawan28@yahoo.co.id

ABSTRAK

Saat ini harga bahan bakar seperti batu bara dan minyak bumi semakin mahal, salah satu penyebabnya ialah melemahnya nilai rupiah terhadap mata uang asing. Tingginya biaya bahan bakar yang harus ditanggung oleh pembangkit termal, telah mendorong peneliti untuk membuat optimasi penjadwalan pembangkit termal. Penelitian ini bertujuan memperoleh penjadwalan dan pembagian beban pembangkit tenaga listrik, guna mendapatkan biaya bahan bakar yang minimum, dengan tetap memperhatikan batasan *equality* dan *inequality*. Saat ini perkembangan teknologi *soft computing* semakin berkembang, terlihat dari banyaknya para peneliti menggunakan teknologi tersebut. *Soft computing* banyak digunakan karena kemampuannya dalam hal meniru akal manusia serta bersifat adaptif. Komponen utama *soft computing* dengan mengintergrasi sistem *fuzzy* dan jaringan syaraf tiruan. Metode *hybrid neuro-fuzzy* diterapkan pada pembangkit termal sistem interkoneksi 500 kV Jawa-Bali. Hasil optimasi *hybrid neuro-fuzzy* tersebut dibandingkan dengan kondisi riil di lapangan. Berdasarkan hasil optimasi didapat bahwa metode *hybrid neuro-fuzzy* tersebut lebih ekonomis dibandingkan dengan kondisi riil sistem.

Kata Kunci: Biaya bahan bakar, unit commitment pembangkit termal, soft computing.

ABSTRACT

Currently the price of fuels such as coal and oil more expensive , one reason is the weakening of the rupiah against foreign currencies . Higher fuel costs to be borne by thermal plants , has prompted researchers to make scheduling optimization of thermal power plant . This study aims to gain scheduling and load -sharing power plants , in order to obtain the minimum cost of fuel , with due regard to equality and inequality constraints. Currently the development of soft computing technologies is growing , visible from many researchers using these technologies . Soft computing is widely used for its ability to mimic human reasoning and it is adaptive . The main components of soft computing with intergrated fuzzy systems and neural networks . Hybrid neuro - fuzzy method applied to the thermal power system interconnection 500 kV Java - Bali . The results of neuro - fuzzy hybrid optimization are compared with the real situation on the ground. Based on the optimization results obtained that the neuro - fuzzy hybrid method is more economical compared to the real condition of the system.

Keywords: The cost of fuel, unit commitment of thermal generation, soft computing.

PENDAHULUAN

Sistem tenaga listrik yang diterapkan pada sistem Jawa-Bali menggunakan sistem interkoneksi, dimana tiap-tiap pembangkit serta gardu induk dihubungkan satu sama lain membentuk satu-kesatuan.

Dalam hubungan interkoneksi tiap-tiap pembangkit beroperasi dengan energi primer yang berbedabeda. Pembangkit termal sebagian besar menggunakan batu bara sebagai energi primernya. Presentase penggunaan batu bara mencapai 59,9 % (PT. PLN P3B Jawa-Bali, 2012). Tingginya penggunaan batubara, BBG, HSD dan MFO akan membawa permasalahan tersendiri bagi sistem pembangkitan tenaga listrik, terutama permasalahan akan biaya bahan bakar.

Faktor ekonomis pembangkitan adalah faktor karakteristik input-output pembangkitan, dimana tiaptiap pembangkit mempunyai biaya bahan bakar yang berbeda guna membangkitkan daya tenaga listrik yang berbeda pula. Biaya bahan bakar mempunyai presentase tertinggi yaitu 80% dari total biaya operasi pembangkit tenaga listrik [1].

Tahun	Produksi	Konsumsi	Ekspor
2000	231,7	72,8	153,4
2002	264,4	98,6	159,4
2004	307,1	135,6	163,2
2006	346,1	174,6	163,2
2008	391,2	218,6	163,2
2010	432,7	259,1	163,2
2012	469,3	294,9	163,2
2014	511,7	336,3	163,2
2016	556,4	379,9	163,2
2018	602,3	427,9	174,3
2019	596,3	453,8	142,5
2020	590,3	480,6	109,7

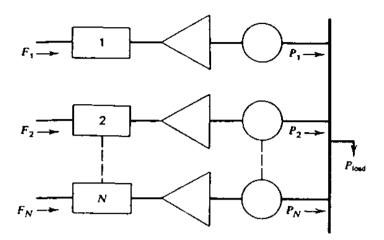
Tabel 1. *Perkiraan produksi, konsumsi, dan ekspor batu bara 2000-2020* [2]

Salah satu bahan bakar yang banyak digunakan oleh pusat pembangkit tenaga listrik adalah batu bara. Sebagaimana dilihat pada tabel 1. perkiraan produksi, konsumsi, dan ekspor batu bara semakin lama semakin meningkat terus. Akan tetapi diperkirakan bahwa mulai tahun 2019 produksi maupun ekspor akan menurun. Hal ini disebabkan karena batu bara di Indonesia jenis yang baik terbatas adanya. Pemakaian batu bara jenis baik meningkat secara terus-menerus dan akan memaksa bangsa Indonesia mengimpornya [2]. Hal ini tentunya akan membuat harga batu bara semakin mahal dikarenakan sulitnya proses pengadaan batu bara sebagai salah satu bahan bakar pusat pembangkit tenaga listrik.

Masalah operasi ekonomis pembangkit menjadi persoalan yang penting dalam hal pembangkitan tenaga listrik. Terlihat sudah banyak peneliti yang mencoba menyelesaikan persoalan ini dengan beberapa metode. Peneliti yang menggunakan metode *soft computing* baik *fuzzy* maupun *neuro-fuzzy* telah berhasil dalam memecahkan masalah *unit commitment*, seperti metode ANFIS dapat digunakan untuk solusi simulasi dari penjadwalan pembebanan optimal pada sistem 500 kV Jawa-Bali [3], *fuzzy logic* memberikan biaya operasi yang lebih minimum dibandingkan dengan pendekatan *dynamic* [4], hasil-hasil penelitian serupa dapat dilihat pada artikel ilmiah [5-10].

Masalah operasi ekonomis pembangkit termal dalam penelitian ini akan menerapkan teknologi *soft* computing dengan metode ANFIS, sehingga diperoleh optimasi penjadwalan pembangkit dengan biaya bahan bakar yang minimum.

Batasan masalah dalam penelitian ini, salah satunya mengabaikan rugi-rugi transmisi. Operasi ekonomis pembangkit tenaga listrik dengan mengabaikan rugi-rugi transmisi dapat digambarkan sebagai berikut.



Gambar 1. Optimasi pembangkit dengan mengabaikan rugi-rugi transmisi [11]

Persamaan karakteristik input-output pembangkit yang menyatakan hubungan antara jumlah biaya bahan bakar yang dibutuhkan untuk membangkitkan daya tertentu pada pembangkit tenaga termal didekati dengan fungsi polynomial, yaitu:

$$Fi(Pi) = ai + biPi + ciPi^{2}$$
(1)

$$F_{T} = \sum_{i=1}^{N} F_{i} (P_{i})$$
 (2)

Dimana:

Fi = Input bahan bakar termal ke-i (Btu/h atau Rp/h)

Pi = Output daya pembangkit ke-i (MW)

ai, bi, ci = Konstanta input-output pembangkit termal ke-i

i = Indeks pembangkit ke i (i =1,2,3,...,n) F_T = Total biaya bahan bakar pembangkit

Incremental cost dapat diartikan penambahan biaya yang diperlukan guna menambah pembangkitan daya listrik. Pengurangan beban pada unit dengan biaya tambahan yang paling tinggi akan menghasilkan pengurangan biaya yang lebih besar daripada peningkatan biaya untuk menambahkan sejumlah beban yang sama pada unit dengan biaya tambahan yang lebih rendah. Pemindahan beban dari suatu unit ke unit yang lain dapat menghasilkan pengurangan biaya pengoperasian total sehingga biaya pengoperasian tambahan dari kedua unit sama.

Nilai *incremental cost* untuk beberapa pembangkit yang melayani suatu beban dapat dicari dengan menggunakan rumus di bawah ini.

$$\lambda = \frac{\partial Fi}{\partial Pi} = bi + 2ciPi \tag{3}$$

Kendala operasi ekonomis pembangkit salah satunya adalah batas kesetimbangan daya (*equality constraints*), yang menjadi kendala ialah total daya yang dibangkitkan oleh pusat-pusat pembangkit harus sama dengan kebutuhan beban. Dengan mengasumsikan tidak adanya rugi-rugi transmisi, maka dapat direpresentasikan pada persamaan di bawah ini:

$$\emptyset = 0 = Pload - \sum_{i=1}^{N} Pi$$
 (4)

$$\sum_{i=1}^{n} P_i = P_D \tag{5}$$

Kendala lainya dalam operasi ekonomis pembangkit adalah batas daya minimum dan maksimum pembangkit. Dalam pembebanan pembangkit tenaga listrik, harus memperhatikan karakteristik *rating* pembebanan suatu unit pembangkit termal yang diambil pada daerah karakteristik *heat-rate* hampir datar, dimana *heat-rate* berharga minimum dan efisiensi optimum yang berkisar antara 80-90% [12].

$$Pi_{min} \le Pi \le Pi_{max} \tag{6}$$

Soft computing adalah suatu model pendekatan untuk melakukan komputasi dengan meniru akal manusia dan memiliki kemampuan untuk menalar dan belajar pada lingkungan yang penuh dengan ketidakpastian dan ketidaktepatan [11].

Misalkan ada dua input x dan y dan satu output f. Ada 2 aturan pada basis aturan model Sugeno [14]:

Rule 1 : If x is A_1 and y is B_1 Then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

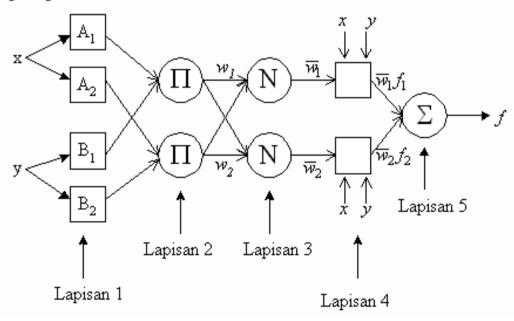
Premis consequent

Rule 2 : If x_1 is A_2 and x_2 is B_2 Then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Premis consequent

Jika α predikat untuk aturan ke dua aturan adalah w₁ dan w₂, maka dapat dihitung rata-rata berbobot :

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f}{w_1 + w_2} = \overline{w_1} f_1 + \overline{w_2} f_2 \tag{7}$$



Gambar 2. Arsitektur jaringan ANFIS

Jaringan ANFIS pada Gambar 2. terdiri dari beberapa lapisan-lapisan sebagai berikut:

1. Tiap-tiap neuron i pada lapisan pertama adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktivasi. Output dari tiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input, yaitu : $\alpha_{A1}(x)$, $\alpha_{B1}(y)$, $\alpha_{A2}(x)$,atau $\alpha_{B2}(y)$. Sebagai contoh, misalkan fungsi keanggotaan segitiga diberikan sebagai :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \le a \text{ atau } x \ge c \\ (x-a)/(b-a); & a \le x \le b \\ (b-x)/(c-b); & b \le x \ge c \end{cases}$$
(8)

dimana {a,b.c} adalah parameter-parameter. Jika nilai parameter-parameter ini berubah, maka bentuk kurva yang terjadipun akan ikut berubah. Parameter-parameter pada lapisan itu biasanya dikenal dengan nama *premise parameters*.

- 2. Tiap-tiap neuron pada lapisan kedua berupa neuron tetap yang outputnya adalah hasil dari masukan. Biasanya digunakan operator AND. Tiap-tiap node mempresentasikan α predikat dari aturan ke-i.
- 3. Tiap-tiap neuron pada lapisan ketiga berupa node tetap yang merupakan hasil perhitungan rasio dari α predikat (w), dari aturan ke-i terhadap jumlah dari keseluruhan α predikat.

$$\overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \text{dengan i} = 1,2 \tag{9}$$

4. Tiap-tiap neuron pada lapisan keempat merupakan node adaptif terhadap suatu output.

$$\overline{w_i}f_i = \overline{w_i}(p_ix + q_iy + r_i), dengan i = 1,2$$
 (10)

5. Tiap-tiap neurorn pada lapisan kelima adalah node tetap yang merupakan jumlah dari semua masukan [15].

$$\sum_{i} \overline{w_{i}} f_{i} = \frac{\sum_{i} w_{i} f_{i}}{\sum w_{i}}$$
 (11)

Sistem *neuro-fuzzy* berdasar pada sistem *inference 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 *inference fuzzy* dan sistem jaringan syaraf tiruan. Dari kemampuannya untuk belajar maka sistem *neuro-fuzzy* sering disebut sebagai ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems*) [14].

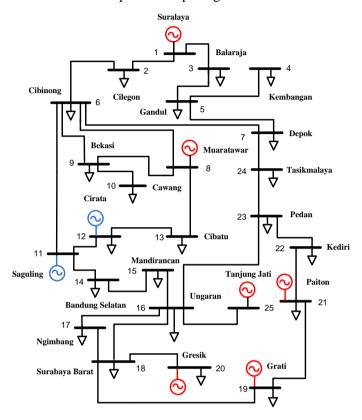
Tabel 2. Aturan pembelajaran ANFIS

	Forward pass	Backward pass
Premise parameter	Fixed	Gradient descent
Consequent parameter	Least square estimator	Fixed

METODE

Data primer penelitian berupa pengeluaran beban listrik per-jam yang dikeluarkan oleh PT. PLN (Persero) P3B Jawa-Bali yang terletak di Gandul-Depok. Data primer tersebut berupa data pembebanan pada tiap-tiap bus pada hari selasa, tanggal 7 mei 2013 [14].

Pada penelitian ini menggunakan data sistem interkoneksi 500 kV Jawa-Bali yang terdiri dari 25 bus dengan 8 pembangkit. Pembangkit yang digunakan hanya pembangkit termal seperti pembangkit Suralaya, Muara Tawar, Tanjung Jati, Gresik, Paiton dan Grati, sedangkan pembangkit hidro seperti Saguling dan Cirata tidak disertakan dalam penelitian ini. *Single line* diagram sistem interkoneksi 500 kV Jawa-Bali yang sudah dimodelkan dapat dilihat pada gambar 3 di bawah ini.



Gambar 3. Model sistem interkoneksi 500 kV Jawa-Bali

Berdasarkan data pembebanan tiap-tiap pembangkit termal per-satu jam dimulai dari pukul 1.00-24.00 pada hari selasa, tanggal 7 mei 2013 yang dikeluarkan oleh PT. PLN (Persero) P3B Jawa-Bali, terlihat kenaikan atau penurunan beban untuk tiap-tiap jamnya tidak jauh berbeda. Berdasarkan data tersebut maka peneliti membuat pembebanan rata-rata untuk tiap 3 jam sekali. Pembebanan rata-rata tiap 3 jam tersebut dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Pembebanan pembangkit sistem 500 kV Hari selasa, tanggal 7 mei 2013

Pukul	Suralaya	M. Tawar	T. Jati	Gresik	Paiton	Grati
1-3	2985	926	2416	1327	2915	392
4-6	2996	992	2216	1393	2863	394
7-9	2978	1214	2225	1422	3009	406
10-12	2974	1338	2358	1584	2980	403
13-15	2866	1307	2370	1493	3008	401
16-18	2903	1075	2544	1335	3055	402
19-21	3005	1317	2631	1536	3056	414
22-24	2950	956	2550	1420	3060	407

Data *heat-rate* diperlukan dalam mencari fungsi biaya bahan bakar pembangkit tenaga listrik. Data *heat-rate* yang digunakan dapat dilihat pada tabel 4 di bawah ini.

Tabel 4. Heat-rate pembangkit sistem 500 kV Jawa-Bali

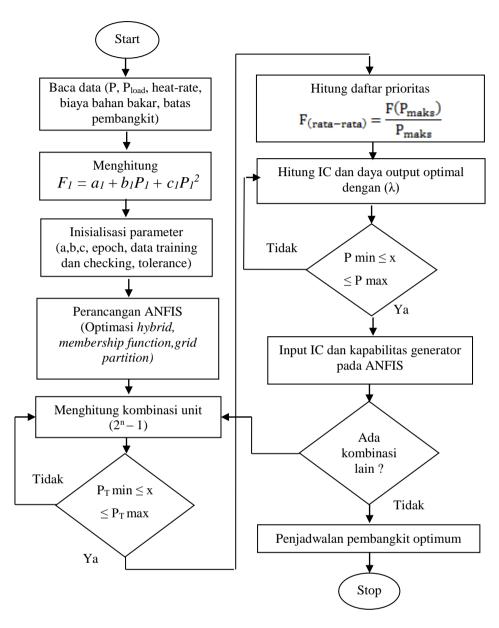
No. Bus	Daya	Pembar	ngkitan	(MW)		Heat Rate (Cal/Wh)		
Dus	1	2	3	4	1	2	3	4
1	1703	2221	2561	3247	19287	18783	18521	18103
8	876	1099	1329	1530	30800	30629	27683	27007
25	1630	2026	2411	2644	9662	9535	9436,4	9365,62
20	1088	1313	1564	1873	45128	44829	44661	44510
21	1544	2108	2544	3020	13576	13015	12636	12295
19	210	252	317	446	15171	12901	12606	12396

Guna mendapatkan operasi ekonomis pembangkit yang optimal dan aman, maka perlu diperhatikan juga batasan minimum dan maksimum pembangkit dalam sistem 500 kV Jawa-Bali. Batasan minimum dan maksimum serta biaya bahan bakar pembangkit termal tersebut dapat dilihat pada tabel 5 di bawah ini.

Tabel 5. Batas daya dan biaya bahan bakar pembangkit

No.	Pembangkit	P min (MW)	P maks (MW)	Biaya bahan bakar (Rp/MCal)
1	Suralaya	1600	3400	19,66
2	Muaratawar	750	1700	47,80
3	Tanjung Jati	1400	2700	30,80
4	Gresik	900	2100	13,27
5	Paiton	1400	3200	25,08
6	Grati	150	500	37,55

Dalam menyelesaikan masalah operasi ekonomis pembangkit tenaga listrik, diperlukan langkahlangkah yang tepat, guna tercapainya tujuan optimasi penjadwalan pembangkit tenaga listrik di atas. ANFIS yang dirancang dalam penelitian ini memerlukan data input berupa *incremental cost* dan kapabilitas generator serta data output berupa biaya bahan bakar pembangkit yang optimal. Guna lebih jelas, berikut diagram alir optimasi penjadwalan pembangkit menggunakan metode ANFIS.



Gambar 4. Diagram alir unit commitment pembangkit termal dengan ANFIS

Langkah pada diagram alir *unit commitment* pembangkit termal dengan ANFIS di atas akan diterapkan pada penelitian ini sehingga diperoleh operasi ekonomis pembangkit sebagai solusi yang baik dalam hal *unit commitment* untuk pembangkit termal sistem 500 kV Jawa-Bali.

Struktur ANFIS yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Sistem *inferensi fuzzy* model sugeno orde nol, metode inisialisasi dengan *grid partition*, fungsi keanggotaan *trimf* dengan tiap input memiliki 3 *membership function*, untuk *membership function* kapabilitas generator (CG) = {Low (low), Average (avg), High (high)}, sedangkan *membership function incremental cost* (IC) = {Zero(zero), Small(small), Large(large)}. Input ANFIS adalah nilai *incremental cost* dan kapabilitas generator, sedangkan output ANFIS adalah biaya bahan bakar pembangkit dengan keluaran berupa *constant*. Proses pembelajaran ANFIS dengan menggunakan optimasi *hybrid*. Nilai *epoch* yang dilakukan 100 kali dengan *error tolerance* sebesar nol (*default*).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik pembangkit menjadi hal yang sangat dasar dalam melakukan pengoptimalan pembangkitan yaitu dengan cara mengatur output pembangkit guna menekan pembiayaan bahan bakar. Melalui model matematis karakteristik pembangkit ini dapat dilakukan proses optimasi guna memperoleh biaya pembangkitan yang optimum.

Untuk memperoleh karakteristik fungsi biaya pembangkit tersebut, peneliti menggunakan data *heat-rate* tiap pembangkit yang terdapat pada tabel 4. Perhitungan karakteristik biaya pembangkit tersebut diselesaikan menggunakan bantuan software Matlab 7.12.0 (R2011a).

Tiap-tiap pembangkit termal tersebut mempunyai persamaan fungsi karakteristik biaya pembangkit yang dapat dilihat pada tabel 6 di bawah ini.

Pembangkit	Fungsi Karakteristik Biaya Pembangkit (Rp)
Suralaya	$50128314,5979 + 360033,1927P - 6,0281P^2$
Muaratawar	$-186485617,\!0894+2097531,\!76P-453,\!9568P^2$
Tanjung Jati	$7784849,0809 + 304371,0807P - 7,1046P^2$
Gresik	$29171523,\!4812 + 567578,\!4249P + 4,\!018\ P^2$
Paiton	$39171979,\!4321 + \ 336062,\!901P - 13,\!4878P^2$
Grati	$112227667,0927-145841,7382P+808,5977P^2\\$

Tabel 6. Fungsi biaya pembangkit 500 kV Jawa-Bali

Guna mempercepat proses iterasi dalam menentukan pembagian beban yang optimal pada kombinasi-kombinasi *unit commitment*, dalam penelitian ini diterapkan metode urutan prioritas pembangkit dengan tetap mengusahakan pembagian beban pembangkit dengan nilai *incremental cost* yang sama namun tetap memperhatikan batasan *equality* dan *inequality*. Penggunaan metode daftar prioritas tersebut merujuk pada artikel ilmiah [15].

Daftar prioritas pembangkit ini dapat diperoleh melalui persamaan :

$$F_{(rata-rata)} = \frac{F(P_{maks})}{P_{maks}}$$
 (12)

Berikut di bawah ini merupakan daftar prioritas pembangkit yang digunakan dalam penelitian optimasi penjadwalan pembangkit termal sistem 500 kV Jawa-Bali.

Pembangkit	Biaya Produksi Rata-Rata (Rp/MW.h)	Urutan Prioritas	
Tanjung Jati	288,47	1	
Paiton	308,12	2	
Suralaya	356,02	3	
Grati	470,29	4	
Gresik	592,96	5	
Muara Tawar	1314,00	6	

Tabel 7. Daftar urutan prioritas pembangkit

Berdasarkan hasil simulasi dan analisis operasi ekonomis pembangkit dengan menggunakan ANFIS, didapat suatu optimasi penjadwalan pembangkit sistem 500 kV yang dapat dilihat pada tabel 8 di bawah ini.

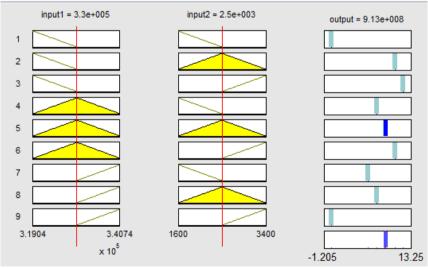
Pukul	Suralaya	M. Tawar	T. Jati	Gresik	Paiton	Grati
1-3	3400	-	2700	1214	3200	447
4-6	3400	-	2700	1107	3200	447
7-9	3400	-	2700	1505	3200	449
10-12	3400	-	2700	1887	3200	450
13-15	3400	-	2700	1696	3200	450
16-18	3400	-	2700	1565	3200	449
19-21	3400	1314	2700	900	3200	444
22-24	3400	-	2700	1594	3200	449

Tabel 8. Penjadwalan pembangkit dengan ANFIS

Tahap terakhir dari optimasi pembangkit menggunakan ANFIS ini adalah tahap pengujian terhadap model ANFIS yang telah dibuat. Pengujian ini dilakuakan dengan memasukan input *incremental cost* dan kapabilitas generator selain data *training*.

Hasil optimasi direpresentasikan dalam bentuk *rule viewer* yang berguna untuk melihat alur penalaran *fuzzy* pada sistem optimasi penjadwalan pembangkit energi listrik.

Hasil optimasi dalam bentuk *rule viewer* pada pembangkit suralaya dapat dilihat pada gambar di bawah ini.

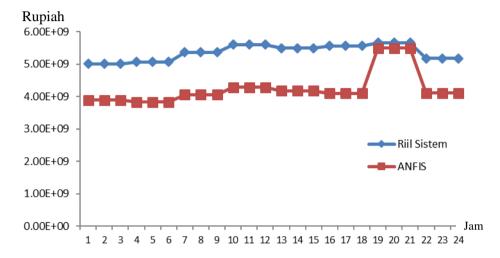


Gambar 3.1 Rule viewer suralaya

Tahapan pengujian dapat pula dilakukan dengan mengetikan *fis=readfis('sur')* pada *command windows* matlab, maka ANFIS akan membaca hasil pembelajaran dari pembangkit suralaya. Kemudian dengan mengetikan *out=evalfis([3.299e+005 2500],fis)* maka ANFIS akan mengeluarkan nilai biaya bahan bakar pembangkit yang optimal yaitu sebesar Rp. 912.536.476. Tahapan-tahapan

pengujian ANFIS tersebut diterapkan juga pada pembangkit Muara Tawar, Tanjung Jati, Gresik, Paiton, dan Grati.

Hasil optimasi penjadwalan pembangkit termal sistem 500 kV pada tabel 4.2 di atas, akan dibandingkan dengan kondisi riil di lapangan, sehingga didapat hasil perbandingan yang menggambarkan nilai optimasi penjadwalan pembangkit dengan menggunakan ANFIS. Grafik perbandingan optimasi penjadwalan pembangkit sistem 500 kV Jawa-Bali pada hari selasa, tanggal 7 mei 2013 per-satu jam terhadap kondisi riil dapat dilihat pada grafik di bawah ini.



Gambar 3.2 Grafik perbandingan biaya bahan bakar kondisi riil dengan ANFIS

Hasil optimasi dengan menggunakan *hybrid neuro-fuzzy* dengan data pembebanan pada hari selasa, tanggal 7 mei 2013 didapat total biaya sebesar Rp.101.825.566.994,5230, sedangkan total biaya data riil sistem sebesar Rp.128.860.198.534,3310. Maka berdasarkan hasil penelitian di atas didapat bahwa optimasi ANFIS dapat menekan biaya sebesar Rp.27.034.631.539,9081 yaitu 20,98 % lebih ekonomis.

PENUTUP

Kesimpulan

Setelah melakukan kajian empirik terhadap hasil penelitian di atas, maka dapat dikatakan :

- a. Penerapan *soft computing* dapat digunakan untuk penyelesaian permasalahan optimasi penjadwalan pembangkit tenaga listrik.
- b. Optimasi penjadwalan pembangkit tenaga listrik dengan menggunakan *hybrid neuro-fuzzy* dapat menekan biaya bahan bakar pembangkit sebesar 20.98 % lebih ekonomis daripada data riil sistem.

Saran

Guna pengembangan dalam penyelesaian masalah operasi ekonomis pembangkit, peneliti menyarankan :

- a. Hasil analisis ini masih perlu dibandingkan dengan metode lain seperti metode-metode *genetic* algorithm dan lain-lain.
- b. Hasil optimasi *hybrid neuro-fuzzy* dapat diterapkan pada perencanaan operasi sistem tenaga listrik yang akan datang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Marsudi, Djiteng. (2011). Pembangkitan Energi Listrik (Edisi Kedua). Jakarta. Erlangga.
- [2] Kadir, Abdul. (2010). *Energi: Sumberdaya, Inovasi, Tenaga Listrik dan Potensi Ekonomi (Edisi Ketiga*). Jakarta. Universitas Indonesia (UI-Press).
- [3] Saragi Hadi Sasongko, Hermawan, Susatyo Handoko. (2013), *Penjadwalan Pembebanan Menggunakan Faktor Penalti Pada Sistem Transmisi 500 kV Jawa-Bali Dengan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik UNDIP, Semarang.
- [4] C.Indumathi E, S. Ravichandran. (2004), *A Fuzzy Based Technique For Unit Commitment*, IEEE Transaction On Power Systems.
- [5] Su.C, Hsu Y. (1991), Fuzzy dynamic programming an application to unit commitment. IEEE Transactions On Power Systems, Vol.6, No.3.
- [6] Chung-Ching Su, Yuan-Yih Hsu. (1991) Fuzzy Dynamic Programming: An Application To Unit Commitment, IEEE Transaction On Power Systems, Vol.6, No.3, Agustus.
- [7] Seyedrasoul S, Nandipuram R, Prasad, Howard. (1997), *A Fuzzy Logic Approach To Unit Commitment*, IEEE Transaction On Power Systems, Vol.12, No.2, Mei.
- [8] H. Daneshi M, S. Afsharnia, A.Rezaei. (2003), *Application Of Fuzzy Dynamic Programming And Neural Network In Generation Scheduling*. IEEE Bologna Power Tech Conference, 23-26 Juni.
- [9] Maninder Kaur, Rajdeep Kaur. (2012), Fuzzy Logic And Neural Network Approach To Short Term Thermal Unit Commitment. IJAET Vol. 3, No.1, Maret.
- [10] Y. Sharma K. K. Swarnkar. (2013), *Power System Generation Scheduling and Optimization Using Fuzzy Logic Technique*, International Journal of Computational EngineeringResearch, vol 3, pp, 99-106.
- [11] Wood, Allen J., dan Bruce. (1984). *Power Generation Operation And Control (Second Edition)*. New York. John Wiley & Sons, Inc.
- [12] Jang, J., S., R., Sun, C., T., Mizutani, E. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Prentice-Hall International, New Jersey.
- [13] Marsudi, Djiteng. (2006). Operasi Sistem Tenaga Lsitrik (Edisi Kedua). Jakarta. Erlangga.
- [14] Kusumadewi, Sri., dan Hartati, Sri. (2010). Neuro-Fuzzy: *Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf (Edisi Kedua)*. Yogyakarta. Graha Ilmu.
- [15] ____. 2013. Rencana Operasi Harian (Logsheet selasa, 7 mei 2013) PT. PLN (Persero). Jakarta: PT. PLN (Persero) P3B Jawa-Bali.
- [16] Anizar Indriani. (2006), *Optimasi Penjadwalan Unit Pembangkit Thermal Dengan Dynamic Programming*, Jurnal Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI), Yogyakarta.