

ANALISIS KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Tritiya A.R. Arungpadang, Febry A. Hontong, Liberty Tarigan

Jurusan Teknik Mesin Fakultas Teknik Universitas Sam Ratulangi

ABSTRAK

Energi listrik merupakan suatu kebutuhan dasar dan memegang peranan penting untuk kehidupan masyarakat, karena berbagai peralatan elektronik di rumah, kantor, dan pabrik membutuhkan listrik sebagai sumber energi. Konsumsi listrik meningkat sejalan dengan bertambahnya jumlah pelanggan dan besarnya konsumsi energi listrik yang digunakan. Kebutuhan konsumsi listrik pada periode mendatang perlu diprediksi dengan suatu model *forecasting* yang sesuai. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kebutuhan energi listrik yang diharapkan dapat dijadikan masukan dalam melakukan perencanaan pembangunan pembangkit tenaga listrik. Dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dan analisis gap terhadap total kapasitas pembangkit yang ada, dapat diperoleh gambaran ketersediaan energi listrik untuk beberapa tahun ke depan.

Kata Kunci : kebutuhan energi listrik, *artificial neural network*, analisis gap

1. PENDAHULUAN

Meningkatnya proses pembangunan membawa konsekuensi logis berupa peningkatan kebutuhan tenaga listrik. Investasi dari banyak investor, dalam berbagai bentuk, juga memberikan kontribusi dalam peningkatan kebutuhan tenaga listrik. Sebagai contoh, sistem kelistrikan di propinsi SULUT yang disuplai kebutuhan listriknya dari sistem Sulutgo (Sulawesi Utara dan Gorontalo), mengalami lonjakan kebutuhan dibanding beberapa tahun yang lalu. Untuk memenuhi kebutuhan yang ada, sistem kelistrikan SULUT harus mampu mencukupi kebutuhan energi listrik secara mandiri. Sebuah studi komprehensif jangka panjang dalam rangka penyediaan tenaga listrik di SULUT menjadi kebutuhan yang mendesak. Salah satu faktor yang sangat menentukan dalam membuat rencana operasi sistem tenaga listrik adalah perkiraan beban listrik yang akan ditanggung oleh sistem tenaga listrik tersebut.

Data historis kebutuhan listrik yang dikumpulkan secara kontinyu akan menghasilkan informasi berharga untuk pemodelan serta proses prediksi hubungan fungsional antar data. Estimasi yang lebih baik akan diperoleh dengan mengumpulkan historis yang lebih banyak. Namun, pada kenyataannya, sering terjadi bahwa kita harus membuat keputusan hanya dengan data yang terbatas karena kendala biaya dan waktu. Dalam kondisi ini, Shi dkk. (2004) menyarankan penggunaan *happstance data* atau data historis yang terbatas. Mereka berpendapat bahwa data ini dapat digunakan untuk memodelkan hubungan fungsional jika dikombinasikan dengan teknik *data mining* yang efektif dan tepat. Pada setiap kasus pemodelan proses, ketika hubungan antara faktor signifikan dan respon bersifat kompleks (non-linear dan *noisy*), performansi dari model

polinomial *low-order* dan respon varians akan sangat jelek. Beberapa pendekatan alternatif, seperti model polinomial *low-order*, non-parametrik, semi-parametrik, *artificial intelligence*, dan polinomial *high-order* telah digunakan untuk menyelesaikan masalah ini, tetapi mereka tidak dapat secara efektif memperbaiki situasi tersebut.

Arungpadang dan Kim (2013) telah menggunakan *artificial intelligence*, dalam hal ini jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*) yang digabungkan dengan algoritma genetik, sebagai model hubungan antara output dan kombinasi input. Ini sangat berguna untuk mencari hubungan antara kombinasi input terhadap output dengan hubungan yang tidak linier.

Untuk memenuhi kebutuhan energi listrik tersebut maka data yang dapat dijadikan patokan adalah beban puncak energi listrik dan/atau energi listrik terjual. Dalam rangka pemenuhan kebutuhan energi listrik yang memadai, diperlukan manajemen perencanaan operasi sistem yang tepat, salah satunya yaitu estimasi (*forecasting*) atau peramalan beban listrik untuk memberikan informasi bagi pihak penyedia energi listrik agar dapat memperkirakan besarnya permintaan sehingga dalam penyediaannya tidak terjadi pemborosan energi listrik yang dapat mengakibatkan kerugian. Untuk mendapatkan hasil estimasi yang maksimal maka akan digunakan jaringan syaraf tiruan dan metode peramalan tradisional yang akan menjadi pembandingan.

1.1 Perumusan Masalah

Berdasarkan uraian di atas maka perumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

- Bagaimana mengestimasi kebutuhan listrik?
- Bagaimana mengembangkan model jaringan syaraf tiruan untuk mengestimasi kebutuhan listrik?
- Bagaimana hasil analisis gap terhadap kapasitas dan potensi energi listrik terpasang ?

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini ingin menerapkan penggunaan jaringan syaraf tiruan dan analisis gap terhadap analisis kebutuhan energi listrik yang ada saat ini.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah :

- (1) Estimasi yang baik terhadap penambahan kebutuhan listrik di propinsi SULUT dalam beberapa tahun ke depan
- (2) Perbandingan antara kebutuhan dan ketersediaan energi listrik di SULUT dalam beberapa tahun ke depan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Estimasi pada dasarnya merupakan dugaan atau prediksi mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di waktu yang akan datang. Prediksi bisa bersifat kualitatif maupun kuantitatif. Prediksi kualitatif sulit dilakukan untuk memperoleh hasil yang baik karena variabelnya sangat relatif sifatnya. Estimasi (prediksi kuantitatif) terbagi atas prediksi tunggal dan prediksi interval. Prediksi tunggal terdiri dari satu nilai, sedangkan prediksi interval terdiri dari beberapa nilai, berupa suatu interval yang dibatasi oleh nilai batas bawah dan batas atas. Estimasi, terkait suatu kebutuhan, berkaitan dengan kondisi : (1) apa yang dibutuhkan, (2) berapa banyak, dan (3) kapan harus disediakan. Estimasi kebutuhan pada periode mendatang diperlukan untuk melakukan perbandingan terhadap kondisi kebutuhan yang sebenarnya saat ini.

Data yang dikumpulkan dari eksperimen akan menghasilkan informasi penting untuk proses pemodelan, untuk memprediksi hubungan antara

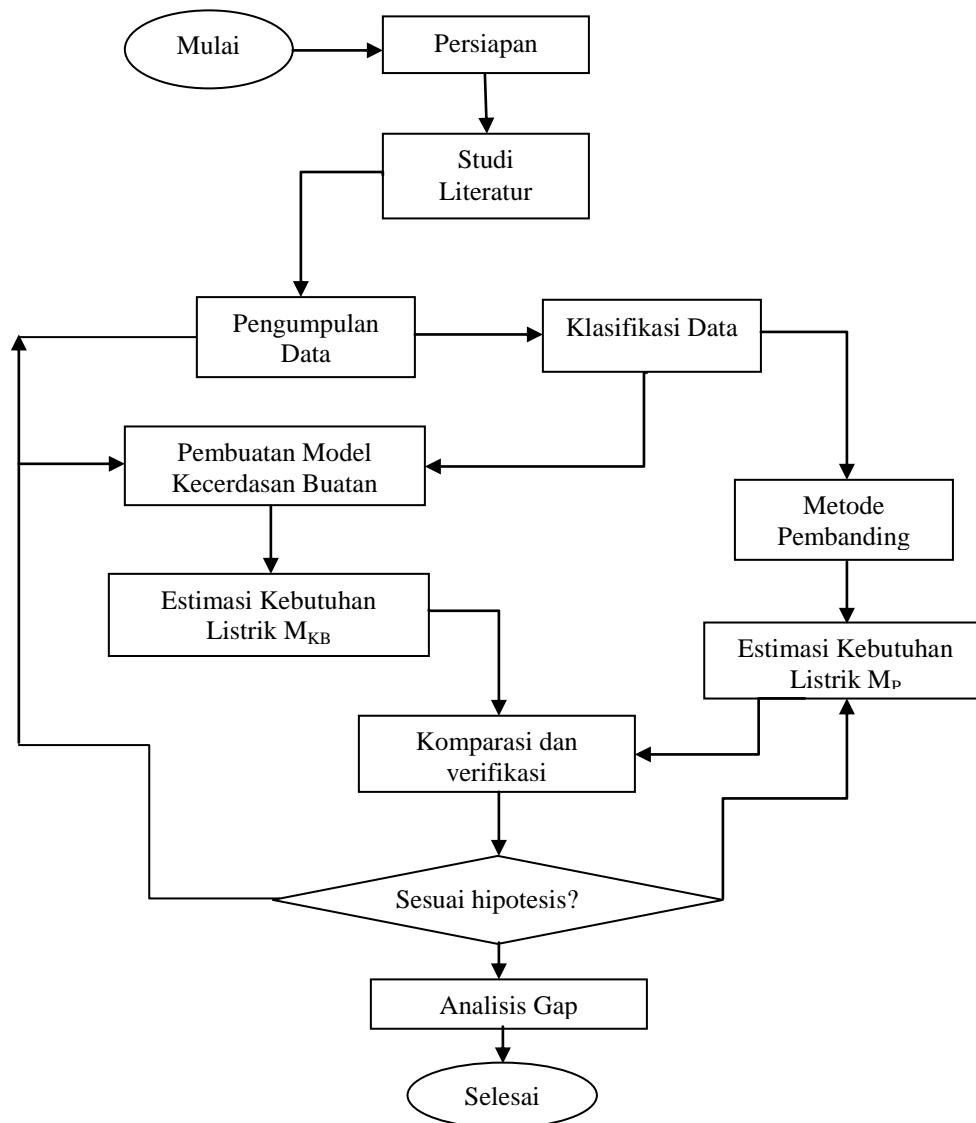
kombinasi input dan output. Estimasi yang lebih baik dari fungsi respon (output) dapat dicapai dengan melakukan sejumlah besar eksperimen. Padahal para insinyur harus membuat keputusan hanya dengan sejumlah kecil eksperimen, terutama karena biaya dan/atau kendala waktu. Dalam keadaan seperti itu, Shi et al. (2004) berpendapat data eksperimen yang dikumpulkan selama produksi dan disimpan dalam penyimpanan data perusahaan dapat digunakan. Mereka juga menyarankan bahwa data historis dapat digunakan untuk memodelkan hubungan fungsional jika digabungkan dengan teknik data mining yang efektif dan tepat. (Arungpadang dan Kim, 2012)

Beberapa penelitian terkait dalam bidang kebutuhan energi listrik dapat diuraikan dibawah ini :

- Campillo dkk. (2012) : Membahas model struktur : model *short-term forecasting* dan model *long-term forecasting* untuk memprediksi konsumsi energi
- Kheirkhah dkk (2013) : Menggunakan metode jaringan syaraf tiruan, *principal component analysis*, *data envelopment analysis* dan Anova untuk memprediksi kebutuhan listrik untuk perubahan musim dan bulanan pada konsumsi listrik
- Ozoh dkk. (2014) : Menggunakan teknik *time-series* dan jaringan syaraf tiruan untuk memprediksi konsumsi listrik

3. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini dilakukan perkiraan kebutuhan energi listrik di masa yang akan datang. Untuk memperkirakan perkembangan beban listrik dilakukan secara deskriptif yaitu metode yang mengamati perkembangan beban listrik tiap-tiap beban pelanggan. Jika perkiraan beban listrik dilakukan tanpa melihat variabel disetiap sektor maka kemungkinan penyimpangan yang terjadi semakin besar. Oleh karena itu metode ini memberikan perhitungan yang lebih baik dan teliti. Rencana tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Utara dan PT. PLN Wilayah Sulutgo. Model jaringan syaraf tiruan yang akan dibuat menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan perangkat lunak Matlab. Model perbandingan yang akan digunakan akan dipilih dari beberapa alternatif metode statistik atau alat bantu lainnya dengan pertimbangan lebih mudah namun kurang akurat.

4. PREDIKSI KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK

Parameter yang dapat menjadi dasar perkiraan kebutuhan energi listrik adalah beban listrik puncak dan energi listrik terjual. Arsitektur jaringan yang digunakan adalah 12-10-5-1 (gambar 2), terdiri dari 12 unit masukan dengan sebuah bias dan 2 buah

layer tersembunyi dan satu unit keluaran. Layer tersembunyi pertama terdiri dari 10 unit dengan sebuah bias dan pada layer tersembunyi kedua ada 5 unit dengan sebuah bias. Nilai pada X (layer masukan) adalah data aktual yang ditransformasi menjadi data dalam bentuk biner. Nilai pada Z didapat dari perhitungan seperti berikut ini,

$$Z_{in_1} = X_1w_{11} + X_2w_{12} + X_3w_{13} + X_4w_{14} + X_5w_{15} + X_6w_{16} + X_7w_{17} + X_8w_{18} + X_9w_{19} + X_{10}w_{110} + X_{11}w_{111} + X_{12}w_{112} + 1w_{10}$$

Kemudian diterapkan fungsi aktivasi menggunakan rumus,

$$Z_i = f(Z_{in_i}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_{in_i}}}$$

Untuk nilai Z_{in_i} sampai Z_x berlaku proses yang sama seperti di atas. Nilai pada V juga didapat dari perhitungan menggunakan rumus berikut ini,

$$V_{in_2} = Z_1q_{11} + Z_{11}q_{111} + Z_{111}q_{1111} + Z_{1111}q_{11111} + Z_{11111}q_{111111} + Z_{111111}q_{1111111} + Z_{1111111}q_{11111111} + Z_{11111111}q_{111111111} + 1q_{10}$$

kemudian diterapkan fungsi aktivasi menggunakan rumus,

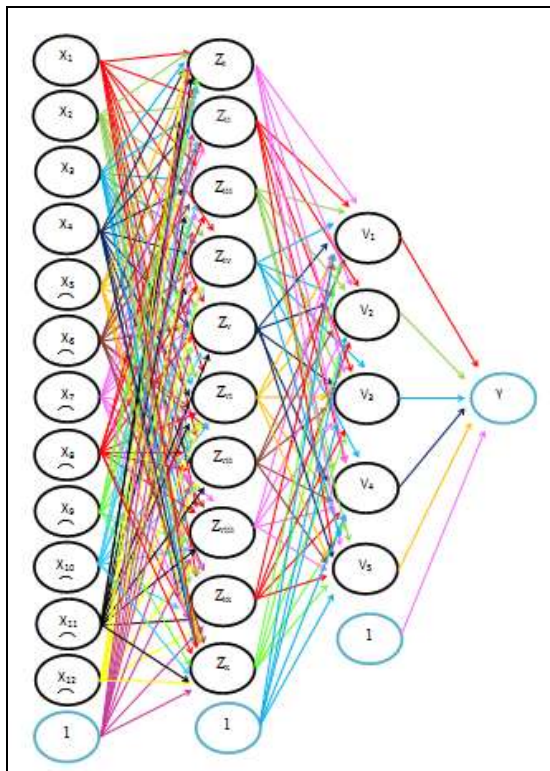
$$V_1 = f(V_{in_1}) = \frac{1}{1 + e^{-V_{in_1}}}$$

Untuk nilai V_2 sampai V_5 berlaku proses yang sama seperti di atas.

Nilai pada Y , juga didapat dari perhitungan menggunakan rumus berikut ini,

$Y_{net} = V_1s_1 + V_2s_2 + V_3s_3 + V_4s_4 + V_5s_5 + 1s_0$
kemudian diterapkan fungsi aktivasi menggunakan rumus,

$$Y = f(Y_{net}) = \frac{1}{1 + e^{-Y_{net}}}$$



X = Unit masukan; Z = Unit layar tersembunyi satu
V = Unit layar tersembunyi dua; Y = Hasil keluaran jaringan
1 = Bobot dan bias

Gambar 2. Arsitektur Jaringan 12-10-5-1 (Tarigan dkk, 2016)

Tahapan prediksi dengan jaringan syaraf tiruan adalah sebagai berikut :

- ✓ Transformasi data
 - Transformasi data dari data aktual menjadi bentuk data biner.
- ✓ Pengelompokan data
 - Untuk membuat pengelompokan data, kita perlu menetapkan besarnya periode dimana data berfluktuasi. Berhubungan data yang digunakan adalah data bulanan maka periode data dapat diambil minimal data selama satu tahun. Jumlah data dalam satu periode ini

dipakai sebagai jumlah masukan. Sebagai targetnya diambil data bulan pertama setelah periode berakhir. Maka masukan yang dipakai terdiri dari 12 masukan ($x_1 - x_{12}$) dengan keluaran adalah 1 unit.

✓ Proses pelatihan

- Tujuan dari proses pelatihan adalah melatih jaringan dengan pola masukan yang diberikan dan menginisialisasi bobot. Model jaringan syaraf tiruan, dengan pemograman Matlab R2014B, untuk proses ini adalah : (Arungpadang dkk, 2016)
 - $p=[\dots ; \dots ; \dots]$; % input
 - $t=[\dots ; \dots]$; % target
 - $net=newff(minmax(p), [10,5,1], {'tansig','tansig','purelin'}, 'trainlm');$ [10,5,1],
 - % network_building_12-10-5-1
 - $net.trainParam.lr= \dots$;
 - $net.trainParam.epochs= \dots$; % Max epochs
 - $net.trainParam.show= \dots$; % MSE freq.
 - $net.trainParam.goal= \dots$; % limit of MSE
 - $net = train (net, p,t)$; % network training
 - $[y,Pf,Af,e,perf] = sim (net,p,[],[],t)$
 - % record the optimal weight and bias
 - $net.IW \{1,1\}$
 - $net.b \{1\}$
 - $net.LW \{2,1\}$
 - $net.b \{2\}$
 - $net.LW \{3,2\}$
 - $net.b \{3\}$

✓ Proses pengujian

- Proses ini bertujuan untuk mengetahui apakah jaringan mengenali pola data yang diuji. Model jaringan syaraf tiruan, dengan pemograman Matlab R2014B, untuk proses ini adalah : (Arungpadang dkk, 2016)
 - $p=[\dots ; \dots ; \dots]$; % input
 - $net=newff(minmax(p), [10,5,1], {'tansig','tansig','purelin'}, 'trainlm');$ [10,5,1],
 - % network_building_12-10-5-1
 - % weight and bias_result from training
 - $net.IW \{1,1\}=[\dots ; \dots ; \dots ; \dots ; \dots ; \dots]$;
 - $net.b \{1\}=[\dots ; \dots ; \dots ; \dots ; \dots]$;
 - $net.LW \{2,1\}=[\dots ; \dots ; \dots ; \dots ; \dots]$;
 - $net.b \{2\}=[\dots ; \dots ; \dots ; \dots]$;
 - $net.LW \{3,2\}=[\dots ; \dots]$;
 - $net.b \{3\}=[\dots ; \dots]$;
 - $net.trainParam.lr= \dots$;
 - $net.trainParam.epochs= \dots$; % Max epochs
 - $net.trainParam.show= \dots$; % MSE freq.
 - $net.trainParam.goal= \dots$; % limit of MSE
 - $net = train (net, p,t)$; % network training
 - $[y,Pf,Af,e,perf] = sim (net,p,[],[],t)$

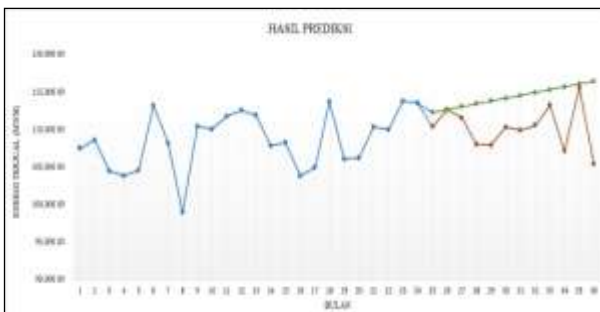
✓ Proses simulasi

- Proses simulasi dilakukan untuk mengetahui keluaran jaringan dengan memasukan semua pola data. Model jaringan syaraf tiruan, dengan pemograman Matlab R2014B, untuk proses ini adalah : (Arungpadang dkk, 2016)
 - $p=[\dots ; \dots ; \dots]$; % input
 - $net=newff(minmax(p), [10,5,1], {'tansig','tansig','purelin'}, 'trainlm');$ [10,5,1],

- % network building_12-10-5-1
- % weight and bias_result from training
- net.IW {1,1}=[... ; ... ; ... ; ... ; ... ; ... ; ...];
- net.b {1}=[... ; ... ; ... ; ... ; ... ; ...];
- net.LW {2,1}=[...; ...; ...; ...; ...];
- net.b {2}=[... ; ... ; ... ; ... ; ...];
- net.LW {3,2}=[... ; ...];
- net.b {3}=[... ; ...];
- [y] = sim (net,p)
- net.trainParam.lr= ...;
- net.trainParam.epochs= ...; % Max epochs
- net.trainParam.show= ...; % MSE freq.
- net.trainParam.goal= ...; % limit of MSE
- net = train (net, p,t); % network training
- % record the optimal weight and bias
- net.IW {1,1}
- net.b {1}
- net.LW {2,1}
- net.b {2}
- net.LW {3,2}
- net.b {3}
- [y] = sim (net,p)

5. PEMBAHASAN

Hasil prediksi kebutuhan energi listrik, dalam hal ini energi listrik terjual, untuk periode 3 tahun ke depan jika di-plot dalam grafik, fluktuasi prediksi terlihat seperti pada gambar 3.

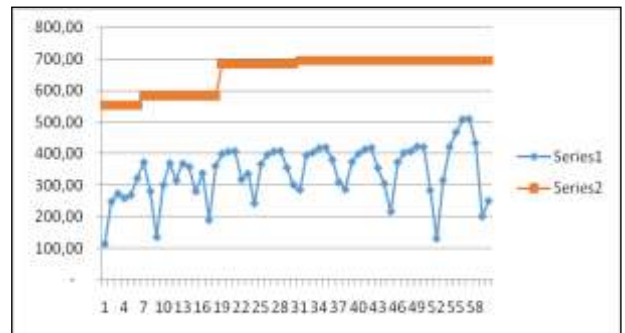


Gambar 3. Hasil prediksi kebutuhan energi listrik (Hontong dkk, 2016)

Pada grafik terlihat, hasil estimasi menggunakan jaringan syaraf tiruan memiliki pola data yang fluktuatif. Hal ini terjadi karena jaringan syaraf tiruan melakukan estimasi berdasarkan pengenalan terhadap pola data. Sedangkan, dengan metode peramalan, metode peramalan *exponential smoothing*, memiliki pola peningkatan secara linier.

Dari hasil yang didapatkan dari kedua metode, bisa dilihat bahwa jaringan syaraf tiruan memiliki hasil yang lebih baik untuk memprediksi kebutuhan energi listrik di waktu yang akan datang karena kemampuan mengolah data yang akurat dan dapat membaca fluktuasi data, sesuai dengan pola data aktual. Jika dibandingkan dengan metode *exponential smoothing* yang hanya menggunakan satu data terakhir untuk memprediksi bulan selanjutnya.

Untuk hasil prediksi beban listrik puncak, jika di-plot bersama data kenaikan kapasitas listrik terpasang untuk 5 tahun kedepan, dapat dilakukan analisis gap seperti terlihat pada gambar 4.



Gambar 4. Grafik analisis *gap* kebutuhan energi listrik terhadap kapasitas listrik terpasang

Gambar 4 menunjukkan bahwa kapasitas terpasang lebih tinggi dari hasil prediksi. Hasil tersebut menjelaskan bahwa secara normal, tidak ada masalah berarti terkait suplai energi listrik, dengan asumsi semua potensi berjalan normal. Yang perlu diantisipasi adalah, strategi penyediaan komponen mesin dan perawatan mesin.

Perawatan yang dapat digunakan yaitu *predictive maintenance* dan *preventive maintenance*, sehingga dapat memperpanjang umur mesin pembangkit dan mengantisipasi kerusakan secara tiba-tiba, untuk meminimalisir masalah yang akan terjadi pada sistem produksi listrik. *Preventive maintenance* adalah perawatan yang terjadwal untuk merawat komponen-komponen kritis yang mudah rusak agar dapat meminimalisir waktu berhenti mesin produksi (*down time*). *Predictive maintenance* adalah perawatan yang memprediksikan kerusakan terhadap komponen-komponen yang dapat diprediksikan, dalam pelaksanaannya merupakan kegiatan monitoring secara berkala atas dasar interval waktu, interval operasi atau kriteria tertentu lainnya yang ditetapkan lebih dulu.

6. KESIMPULAN

1. Estimasi menggunakan jaringan syaraf tiruan memiliki hasil yang dapat mengikuti kecenderungan data historis sedangkan estimasi metode peramalan tradisional (sebagai pembanding) hasil yang cenderung linear. Pada kasus estimasi kebutuhan energi listrik ini, jaringan syaraf tiruan memiliki hasil estimasi yang mirip dengan pola data historis yang ada.
2. Berdasarkan analisis *gap* terhadap kenaikan penyediaan kapasitas energi listrik terpasang, secara normal, tidak ada masalah berarti dalam hal penyediaan energi listrik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Arungpadang, T.A.R., and Kim, Y.J. (2012) Robust Parameter Design Based on Back Propagation Neural Network. *The Korean OR/MS Society*, vol. 29, pp. 81-89.
- [2] Arungpadang, T.A.R., and Kim, Y.J. (2013) A Study on Dual Response Approach Combining Neural Network and Genetic Algorithms. *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, vol. 39, pp. 361-366.
- [3] Arungpadang, T.A.R., and Kim, Y.J. (2013) Design Optimization for Capability Enhancement Based on a Dual Response Approach. *ICIC Express Letters*, vol. 7, no. 5, pp. 81-89.
- [4] Arungpadang, T.A.R. (2014) *Artificial Intelligence based Dual Response Approach for Robust Parameter Design*. Doctoral Dissertation. Dept. Of Systems Management and Engineering, Pukyong National University, South Korea.
- [5] Arungpadang, T.A.R., dan Kim, Y.J. (2014) *Studi Pendekatan Respon Ganda dengan Kecerdasan Buatan untuk Robust Parameter Design*. Prosiding Seminar Nasional Peran Ilmu Pengetahuan & Teknologi untuk Menjamin Ketahanan Energi Listrik di Sulut, ISBN : 978-602-71339-0-7.
- [6] Arungpadang, T.A.R., Patras, L., and Neyland, J. (2016) *Prediction of Electricity Demand by using Smoothing Method and Artificial Intelligence (case study Sulutgo system)*, Proceedings The 2nd International Multidisciplinary Conference, 452-460 ISBN 978-602-17688-9-1.
- [7] Campillo, J., Wallin, F., Tostensson, D., and Vassileva, I. (2012) *Energy Demand Model for Forecasting Electricity Consumption and Simulating Demand Response Scenarios in Sweden*, International Conference on Applied Energy, ICAE2012-A10599.
- [8] Hontong, F.A., Arungpadang, T., dan Neyland, J.S.C. (2016) Prediksi Kebutuhan Energi Listrik Sulawesi Utara Menggunakan Artificial Neural Network dan Metode Exponential Smoothing, *Jurnal Online Poros Teknik Mesin*, vol. 5 no. 2.
- [9] Kheirkhah, A. Azadeh, A., Saberi, M., Azaron, A., and Shakouri, H. (2013) Improved Estimation of Demand Function by Using Artificial Neural Network, Principal Component Analysis and Data Envelopment Analysis, *Computer & Industrial Engineering*, vol. 64, 425 – 441.
- [10] Ozoh, P., Abd-Rahman, S., Labadin, J., and Apperley, M. (2014) A Comparative Analysis of Techniques for Forecasting Electricity Consumption, *International Journal of Computer Application*, vol. 88, no. 15, 9-12.
- [11] Shi, X., Schillings, P., and Boyd, D. (2004) Applying Artificial Neural Network and Virtual Experimental Design to Quality Improvement of Two Industrial Processes. *International Journal of Production Research*, vol 42, no. 1, pp.101-118.
- [12] Tarigan, L., Arungpadang, T., dan Neyland, J.S.C. (2016) Estimasi Beban Puncak Energi Listrik pada Sistem Sulutgo Menggunakan Artificial Neural Network dan Metode Moving Average, *Jurnal Online Poros Teknik Mesin*, vol. 5 no. 2.