

PREDIKSI KONSUMSI LISTRIK BANGUNAN MENGGUNAKAN METODE STASTIK

T. Iqbal Faridiansyah
Dosen Teknik Elektro Universitas Malikussaleh

Abstrak

Persoalan untuk memperoleh prediksi yang akurat dari konsumsi listrik telah banyak dibahas oleh banyak karya-karya sebelumnya. Berbagai teknik telah digunakan seperti metode statistik, time-series, metode heuristik dan banyak lagi. Apapun teknik yang digunakan, akurasi prediksi tergantung pada ketersediaan data historis serta seleksi yang tepat dari data. Bahkan data yang lengkap, harus dipilih sehingga akurasi prediksi dapat ditingkatkan. Paper ini mempresentasikan metode prediksi konsumsi listrik dari data konsumsi listrik bangunan komersial yang dipilih. Dua metode prediksi yang berbeda digunakan (yaitu. Moving Average, MA, dan Exponential Smoothing, ES) untuk mengevaluasi akurasi prediksi dengan menggunakan kumpulan data yang direkomendasikan. Hasil menunjukkan bahwa metode Moving Average (MA) lebih akurasi dibandingkan metode Exponential Smoothing (ES) dalam memprediksi konsumsi listrik bangunan dengan nilai error akurasi 0,2 dan 0,8.

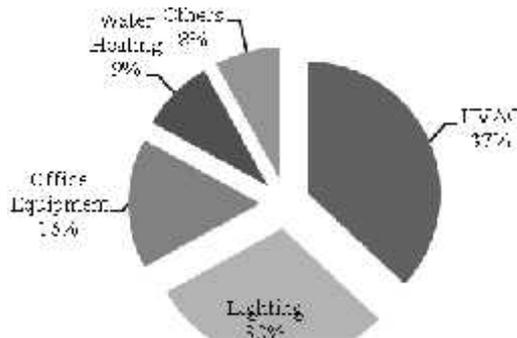
Kata kunci: Prediksi konsumsi listrik, Data set, Akurasi prediksi

1. Pendahuluan

Penggunaan listrik pada bangunan komersial telah berkembang pesat sejak dekade terakhir. Peningkatan jumlah bangunan memberikan kesan yang bagus untuk pembangunan negara, tetapi juga meningkatkan penggunaan energi. Statistik catatan dengan Komisi

Energi dari Malaysia ('Suruhanjaya Tenaga') [1] menunjukkan bahwa 94% dari tenaga listrik di negara ini dihasilkan oleh bahan fosil. Bangunan, yang terdiri dari bangunan komersial dan residensial menggunakan 54% dari penggunaan total energi di negara itu. bangunan komersial adalah kontributor utama dengan 33% sedangkan bangunan perumahan adalah 21%. HVAC adalah konsumen terbesar listrik di bangunan komersial, diikuti oleh pencahayaan, dan peralatan kantor seperti yang diilustrasikan pada Gambar 1. Pengetahuan tentang penggunaan energi masa depan akan membawa manfaat besar bagi personil pemeliharaan bangunan komersial. Misalnya, pola penggunaan energi diperkirakan akan membantu mereka dalam menganalisis penggunaan energi masa depan bangunan dan karenanya berencana target utama untuk pelestarian energi.

Karena keragaman dan kompleksitas bangunan komersial serta pola penggunaan acak, memprediksi konsumsi listrik dari sebuah bangunan yang rumit. Terlalu banyak penelitian sudah terkonsentrasi di mengusulkan teknik baru atau pendekatan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Dikatakan bahwa, apa pun teknik atau metode yang digunakan, akurasi prediksi tergantung pada ketersediaan data historis serta seleksi yang tepat dari data. Dengan kata lain, data yang baik diperlukan untuk metode/ teknik untuk memprediksi secara akurat.



Gambar 1 Penggunaan listrik pada Bangunan Komersial

2. Prediksi Konsumsi Listrik

Berbagai metode prediksi telah dikembangkan dalam literatur untuk memperkirakan konsumsi listrik di masa depan, baik untuk jangka pendek atau jangka panjang. Karena kompleksitas masalah, banyak peneliti telah menerapkan metode heuristik seperti Neural Network, Algoritma Genetika, Support Vector Machines dan lain-lain.

Weijie Mai et al. [2] diusulkan Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) untuk memprediksi konsumsi energi per jam dari bangunan kantor besar komersial menggunakan cuaca dan beban luar data data historis masukan. Sebuah bangunan kantor komersial di Shenzhen telah dipilih untuk studi kasus dan akurasi yang tinggi telah dibuktikan dalam metode validasi menggunakan data bangunan yang sebenarnya dalam berbagai kondisi cuaca. Kang Ji Li et al. [3] digunakan Hybrid Genetic Algorithm Berbasis Penyesuaian Jaringan Fuzzy Inference System (ANFIS-GA) dan Neural Networks (NN) sebagai studi banding untuk memprediksi konsumsi energi bangunan. Data yang dikumpulkan dari prediksi energi gedung perpustakaan yang terletak di Universitas Zhejiang, Cina menunjukkan bahwa metode ini memberikan kinerja yang lebih baik dalam hal akurasi dibandingkan dengan prediksi ANN. Bahasa Zhao et al. [4] memprediksi konsumsi listrik dengan menggunakan General Regression Neural Network (GRNN) untuk strategi konservasi energi. Data konsumsi listrik yang diambil dari bangunan kampus universitas dari Januari 2009-November 2011 yang digunakan. Hasil simulasi menunjukkan bahwa akurasi prediksi dan efisiensi terpenuhi. Pada [5], Pedro A. Gonzalez et al. menyajikan perkiraan konsumsi energi per jam di gedung-gedung dengan menggunakan Masukan Artificial Neural Network dilatih melalui algoritma hybrid. Hal ini menyatakan bahwa hasil yang baik dan akurat tercapai. BE kanan dan U. Teoman [6] diterapkan Kembali propagasi Neural Network (PNN). Data energi pemanasan yang dikumpulkan dari tiga gedung yang berbeda digunakan untuk prediksi.

3. METODE STATISTIK UNTUK PREDIKSI

3.1 Metode Statistik untuk Prediksi Konsumsi Listrik

Statistik memainkan peran penting dalam penelitian. Ini memberikan teknik sederhana dalam mengklasifikasikan data dan penyajian data yang lebih mudah, sehingga data dapat lebih mudah dipahami. Statistik dapat membantu para peneliti untuk menyimpulkan apakah perbedaan yang diperoleh adalah signifikan. Apakah kesimpulan yang diambil perwakilan cukup untuk memberikan kesimpulan terhadap populasi tertentu. teknik statistik juga dapat digunakan dalam pengujian hipotesis, mengingat tujuan penelitian secara umum adalah untuk menguji hipotesis yang telah dirumuskan, statistik dapat membantu peneliti dalam keputusan untuk menerima atau menolak hipotesis. Oleh karena itu, dalam memprediksi konsumsi listrik, metode statistik seperti; Moving Average (MA), dan Exponential Smoothing (ES) diterima secara luas.

3.1.1 Metode Moving Average (MA)[7]

Moving Average (MA) metode dibangun dengan menghitung kesalahan menjalankan rata-rata yang dihasilkan pada setiap titik waktu. Umumnya, nilai rata-rata tertimbang. Moving Average metode (MA) memiliki bentuk:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

Dimana Y_t diperkirakan nilai pada waktu t , yang merupakan rata-rata tertimbang dari kesalahan dalam waktu contoh sebelumnya. θ nilai adalah istilah koefisien Moving Average. Persamaan (1) ditulis ulang sebagai:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (2)$$

Dimana q , mewakili jumlah hal kesalahan sebelumnya, dikenal sebagai urutan Moving Average (MA).

3.1.2 Metode Exponential Smoothing (ES)[8]

Metode eksponensial smoothing (ES) adalah mengembalikan prosedur penuh melanjutkan peramalan pengamatan baru pada objek. Metode ini memberikan penekanan pada keutamaan penurunan cepat dalam pengamatan sebelumnya objek.

3.2 Akurasi Prediksi

Akurasi adalah salah satu hal yang mendasar dalam prediksi, yaitu bagaimana mengukur kesesuaian dari set data yang diberikan. Akurasi dipandang sebagai kriteria penolakan untuk memilih metode prediksi. Metode yang akurat memberikan kesalahan prediksi minimum yang umumnya diukur melalui pengukuran kesalahan statistik berikut; i) Berarti Absolute Deviation (MAD), ii) Root Mean Square Error (RMSE), iii) Berarti Absolute Persentase Kesalahan (MAPE) dan iv) Berarti Kesalahan Relatif (MRE)

3.2.1 Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE adalah rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai prediksi dengan data yang diamati (nilai sebenarnya). Penggunaan kelemahan RMSE adalah bahwa ia cenderung untuk menonjolkan perbedaan nilai yang besar karena squaring tersebut. Misalnya, ketika kesalahan peramalan untuk periode 1 dua kali lebih besar dari periode error 2, maka kesalahan persegi di periode pertama empat kali lebih besar dari kesalahan squared pada periode 2. Oleh karena itu, dengan menggunakan RMSE sebagai perhitungan kesalahan peramalan biasanya menunjukkan di mana perbedaan yang lebih baik memiliki beberapa nilai lebih kecil dari perbedaan nilai yang besar. Hal ini dihitung sebagai berikut;

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}} \tag{3}$$

3.2.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE adalah rata-rata perbedaan mutlak (absolut) antara nilai prediksi dengan nilai aktual, dinyatakan sebagai persentase dari nilai yang sebenarnya.

$$MAPE = \left\{ \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{\hat{y}_t} \right\} \times 100 / n \quad (4)$$

Dimana: y_t = Nilai actual

\hat{y}_t = Nilai perkiraan/peramalan

n = periode total

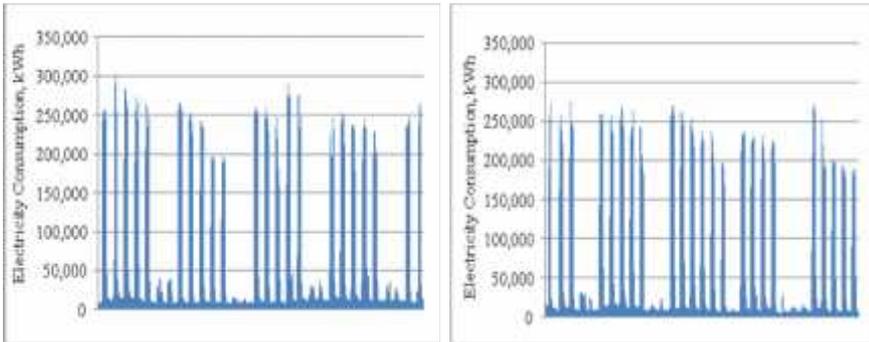
4. METODOLOGI

Untuk meningkatkan akurasi memprediksi konsumsi listrik bangunan, data historis yang dikumpulkan harus dianalisis terlebih dahulu. paper ini menyajikan dua bentuk data yaitu data konsumsi listrik dalam 1 minggu (7 hari termasuk hari sabtu dan minggu) dan hari kerja saja (5 hari tidak termasuk hari sabtu dan minggu) untuk menentukan data yang mana lebih akurat.

4.1 Data Konsumsi Listrik

Sebuah data profil beban yang sebenarnya dari bangunan komersial digunakan. Data konsumsi per jam dari gedung universitas (Dipilih blok, Fakultas Teknik Elektro, UTM) dicatat selama 2 bulan; April 2013 dan Mei 2013 dan disajikan pada Gambar 2 (a) dan (b) masing-masing. Data April yang diberikan pada Gambar 2 (a) digunakan sebagai data historis untuk memprediksi konsumsi hari kerja harian untuk Mei 2013. Hal ini dapat dilihat bahwa konsumsi listrik bangunan bervariasi dari waktu ke waktu dengan pola tertentu. Dalam hal ini data historis (data April) dibagi menjadi 2 bentuk yaitu data selama 1 minggu dan 5 hari kerja, kemudian digunakan untuk memprediksi konsumsi bangunan listrik untuk Mei 2013. Dua metode prediksi

statistik (Moving Average, MA, dan Exponential Smoothing, ES) digunakan. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan data konsumsi aktual dari bulan Mei 2015.



Gambar 2 Profil Konsumsi Listrik (kWh) bulan (a) April dan (b) Mei

4.2 Hasil Akurasi Prediksi Menggunakan Dua Data Set Berbeda

Untuk memprediksi konsumsi listrik dari bangunan untuk bulan: May 2013 Dua metode prediksi statistik yaitu. ES dan MA digunakan pada data set. uji statistik; RMSE, dan MAPE digunakan untuk menilai akurasi prediksi. Akurasi prediksi untuk kedua metode untuk data set yang berbeda disajikan pada Tabel 1. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode prediksi memberikan nilai error terendah saat menggunakan data set (menghilangkan data hari sabtu dan minggu). Akan tetapi hasil dengan menggunakan metode Moving Average (MA) menunjukkan nilai error lebih baik dibanding metode Exponential Smoothing (ES). Ini dapat dilihat pada table 1 pada kolom 3 dengan menggunakan akurasi prediksi metode Root Mean Square Error (RMSE) baris 4 dan 5.

Tabel 1 Akurasi Prediksi menggunakan data set yang berbeda

Data set	Metode Prediksi	RMSE	MAPE
Semua data	ES	2.94	1.66
	MA	0.34	0.81
Data mingguan dihilangkan	ES	0.08	0.07
	MA	0.02	0.09

5. KESIMPULAN

Prediksi Konsumsi listrik dengan menggunakan metode Moving Average (MA) dan menggunakan metode Root Mean Square Error (RMSE) dapat menjadi suatu acuan untuk para peneliti sebagai alat pendekatan prediksi konsumsi listrik bangunan untuk masa akan depan.

References

- [1] Tenaga, S. 2012. National Energy Balance 2012. Suruhanjaya Tenaga (Energy Commission): Putrajaya, Malaysia.
- [2] Ben-Nakhi AF, Mahmoud MA. Cooling load prediction for building using general regression neural networks. *Energy Conversion and Management* 2004;45(13-14):2127-41.
- [3] Wong SL, Wan KKW, Lam TNT. Artificial neural networks for energy analysis of office building with daylighting. *Applied Energy* 2010;87(2):551-7.
- [4] Aydinalp M, Urgusal VI, Fung AS. Modeling of the appliance, lighting, and space cooling energy consumption in the residential sector using neural networks. *Applied Energy* 2002;71(2):87-110.

- [5] Languang Z., Jing H., Jinxiang P., and Fengzhong Z., Electrical energy demand forecasting with GRNN for energy saving strategy, *Applied Mechanics and Materials* vols. 198-199 (2012), p. 639-643.
- [6] Victor M., Gareth A. Taylor, and Arthur E., A novel econometrics model for peak demand forecasting, *IEEE*, 2014.
- [7] Arindrajit Pal, Jyoti Prakash Singh, Paramartha Dutta, The Path Length Prediction of MANET Using Moving Average Model, *Procedia Technology*, Volume 10, 2013, Pages 882-889
- [8] Everette S. Gardner Jr., Exponential smoothing: The state of the art –Part II, *International Journal of Forecasting*, Volume 22, Issue 4, October–December 2006, Pages 637-666
- [9] Shalabh, A revisit to efficient forecasting in linear regression models, *Journal of Multivariate Analysis*, Volume 114, February 2013, Pages 161-170.