

IMPLEMENTASI MODEL PDCA DALAM MANAJEMEN SUMBER DAYA ENERGI LISTRIK

Miftah Muhammad^{a*}, Hafid Syaifuddin^b

^aUniversitas Khairun, Ternate, Indonesia

Article history

Received

3 Juli 2022

Received in revised form

5 Juli 2022

Accepted

15 Juli 2022

*Corresponding author
miftah.muh@unkhair.ac.id

Graphical abstract



Abstract

The need for energy, especially electrical energy, continues to increase accompanied by the growth of population and housing. Especially in Indonesia, the increase in household electricity use in 2017 reached 95%. This is certainly very influential on the raw materials to produce electrical energy. Various efforts have been made to reduce electricity consumption, especially in households. One way is to apply the concept of Energy Management System (EMS) with the Plan-Do-Check-Act (PDCA) model. The research also applies PDCA but focuses on the Plan stage. The plan stages are carried out by applying the C4.5 algorithm to form a rule in terms of predicting household electricity. This study also tested the performance of the system by using a confusion matrix. The data applied are real data collected in Ternate City, North Maluku, Indonesia. The results showed that the rules formed were 19 rules. System accuracy varies depending on the amount of training data applied. However, for the highest accuracy when the training data is applied, there are 55 training data where the accuracy obtained is 80%.

Keywords: PCDA, Electrical energy resource management, C4.5

Abstrak

Kebutuhan akan energi terutama energi listrik terus meningkat diiringi dengan bertumbuhnya penduduk dan rumah penduduk. Khusus di Indonesia peningkatan penggunaan listrik rumah tangga pada tahun 2017 mencapai 95%. Hal tersebut tentu sangat berpengaruh terhadap bahan baku untuk menghasilkan energi listrik. Berbagai upaya telah dilakukan untuk menekan konsumsi listrik khususnya pada rumah tangga. Salah satu cara yaitu dengan menerapkan konsep Energy Manajemen System (EMS) dengan model Plan-Do-Check-Act (PDCA). Pada penelitian juga menerapkan PDCA namun berfokus pada tahapan Plan. Tahapan plan yang dilakukan yaitu dengan menerapkan algoritma C4.5 untuk membentuk rule dalam hal prediksi listrik rumah tangga. Penelitian ini juga diuji kinerja sistem dengan menggunakan confusion matrix. Data-data yang diterapkan merupakan data real yang dikumpulkan di Kota Ternate, Maluku Utara, Indonesia. Hasil penelitian didapat bahwa rule yang terbentuk sebanyak 19 rule. Dengan akurasi sistem bervariasi tergantung jumlah data latih yang diterapkan. Namun untuk akurasi tertinggi ketika data latih yang diterapkan sebanyak 55 data latih dimana akurasi yang didapatkan yaitu sebesar 80%.

Kata kunci: PCDA, Manajemen sumber daya energi listrik, C4.5

© 2022 Penerbit Fakultas Teknik Unkhair. All rights reserved

1. PENDAHULUAN

Bertumbuhnya populasi dengan kemajuan teknologi disegala bidang begitu cepat menyebabkan kebutuhan akan energi juga semakin besar terutama energi listrik. Listrik merupakan energi yang paling banyak dibutuhkan. Hal ini karena energi listrik mudah dalam penyaluran dan mudah dikonversi kedalam bentuk energi. Itulah sebabnya dikatakan listrik merupakan energi vital bagi masyarakat modern saat ini. [1]

Berdasarkan segmentasi yang dilakukan Perusahaan Listrik Negara (PLN), pelanggan listrik dibagi menjadi 5 sektor yaitu sektor sosial, rumah tangga, bisnis/usaha, industri dan publik. Khusus untuk penggunaan listrik rumah tangga, di Indonesia penggunaan listrik rumah mengalami peningkatan yang sangat signifikan, sebagaimana dari 52% di tahun 2001 menjadi 95% di tahun 2017. (Ministry of Energy and Material Resources, (2018)).

Konsumsi energi listrik yang terus tumbuh tentu berpengaruh terhadap bahan baku untuk menghasilkan energi listrik, untuk itu saat ini pemerintah terus mengkampanyekan budaya hemat energi dikalangan masyarakat sehingga dapat menekan penggunaan listrik terutama dalam penggunaan listrik rumah tangga sebagaimana yang diteliti oleh [2] terkait penggunaan listrik di Indonesia. Selain itu, untuk melakukan hemat energi listrik diterapkan energi manajemen sistem (EMS) dengan model Plan-Do-Check-Act (PDCA) [3]. Pada penelitian ini hanya berfokus pada Plan. Tahap plan pada konsumsi energi listrik pernah juga dilakukan oleh [4] dengan menerapkan algoritma Autoencoder yang ada pada deep learning.

Beberapa penelitian terkait dengan prediksi konsumsi listrik sudah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya [5], [6] dengan data-data yang diterapkan yaitu dari UCI Machine Learning Repository; University of California, School of Information and Computer Science. Khusus untuk Indonesia dalam prediksi konsumsi energi listrik juga sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti lain (Alfa Saleh, 2015) dengan menerapkan algoritma naive bayes. berbeda dengan [2] mengklasifikasikan jenis rumah dalam mengkonsumsi listrik. Sedangkan pada penelitian ini menerapkan algoritma machine learning dalam prediksi konsumsi listrik rumah tangga. Didalam machine learning terdapat beberapa algoritma untuk mengestimasi konsumsi listrik rumah tangga, sebagaimana yang akan diterapkan dalam penelitian yaitu menggunakan algoritma decision tree.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Supervised Learning

Supervised learning adalah salah satu kelompok algoritma yang ada pada machine learning. Biasanya supervised learning juga disebut sebagai pembelajaran menggunakan guru. Didalam algoritma supervised learning terdapat berbagai macam algoritma pembelajaran diantaranya Support vector machine, Jaringan Saraf Tiruan, C4.5, Naive Bayes, K-neares dan beberapa algoritma lainnya [7].

2.2 Metode Decision Tree

Metode Decision Tree (Pohon Keputusan) merupakan bagian dari metode klasifikasi yang sangat kuat dan terkenal. Metode pohon keputusan mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang merepresentasikan rules.

Kelebihan dari metode pohon keputusan adalah:

- 1). Daerah pengambilan keputusan yang sebelumnya kompleks dan sangat global, dapat diubah menjadi lebih simpel dan spesifik
- 2). Eliminasi perhitungan-perhitungan yang tidak diperlukan, karena ketika menggunakan metode pohon keputusan maka sampel diuji hanya berdasarkan kriteria atau kelas tertentu
- 3). Fleksibel untuk memilih fitur dari node internal yang berbeda, fitur yang terpilih akan membedakan suatu kriteria dibandingkan kriteria yang lain dalam node yang sama. Kefleksibelan metod pohon keputusan ini meningkatkan kualitas keputusan yang dihasilkan jika dibandingkan ketika menggunakan metode penghitungan satu tahap yang lebih konvensional.
- 4). Dalam analisis multivarian, dengan kriteria dan kelas yang jumlahnya sangat banyak, seorang penguji biasanya perlu mengestimasi baik itu distribusi dimensi tinggi ataupun parameter tertentu dari distribusi kelas tersebut. Metode pohon keputusan dapat menghindari munculnya permasalahan ini dengan menggunakan kriteria yang jumlahnya lebih sedikit pada setiap node internal tanpa banyak mengurangi kualitas keputusan yang dihasilkan.

Kekurangan pada pohon keputusan adalah:

- 1). Terjadi overlapping terutama ketika kelas-kelas dan kriteria yang digunakan jumlahnya sangat banyak. Hal tersebut juga dapat menyebabkan meningkatnya waktu pengambilan keputusan dan jumlah memori yang diperlukan.
- 2). Pengakumulasian jumlah kesalahan dari setiap tingkat dalam sebuah pohon keputusan yang besar
- 3). Kesulitan dalam mendesain pohon keputusan yang optimal
- 4). Hasil kualitas keputusan yang didapatkan dari metode pohon keputusan sangat tergantung pada bagaimana pohon tersebut didesain.

2.3 Algoritma ID3

Algoritma pohon keputusan ID3 atau Iterative Dichotomiser 3 (ID3) merupakan sebuah metode decision tree yang telah dikembangkan oleh J. Ross Quinlan sejak tahun 1986. Algoritma pada metode ini menggunakan konsep dari entropi informasi. Algoritma ini melakukan pencarian secara rakus/menyeluruh (greedy) pada kemungkinan pohon keputusan.

2.4 Data Penelitian

Data penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil pada pelanggan PLN di kota Ternate, tepatnya pada kelurahan Jati. Data diambil melalui wawancara pada setiap rumah warga terkait penggunaan listrik dari setiap rumah.

2.5 Confusion matrix

Confusion Matrix adalah sebuah tabel untuk mengevaluasi informasi dari sistem dapat dilakukan dengan cara menghitung akurasi sistem berdasar inputan data training dan data uji. Untuk permasalahan dalam klasifikasi, pengukuran yang biasa digunakan adalah precision, recall dan accuracy [8]. Precision adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Recall adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. Accuracy didefinisikan sebagai tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Adapun model confusion matrix ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion matrix

Prediction Value	Valid Value	
	True	False
True	True Positive (TP) / Correct Value	False Positive (FP) / Unexpected Values
False	False Negative (FN) / Missing Value	True Negative (TN) (Correct of Opposite Value)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset

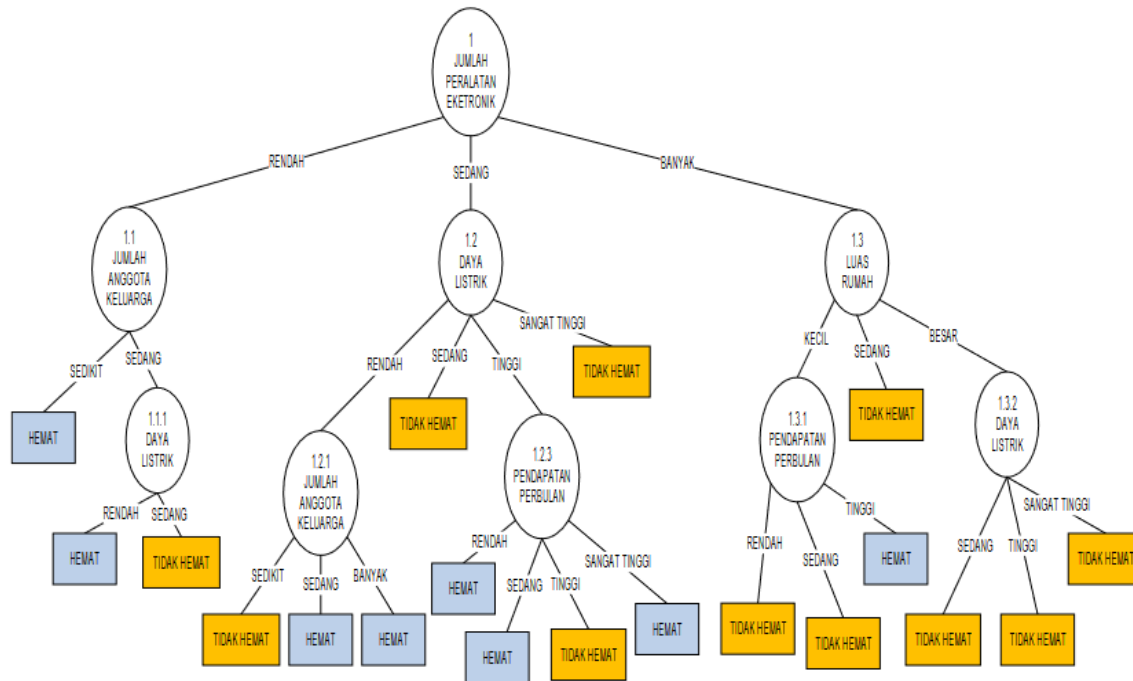
Dataset yang digunakan sebanyak 70 data yang didapat dari hasil wawancara dengan masyarakat Kelurahan Jati. Data yang diminta yaitu jumlah anggota keluarga, luas rumah, pendapatan perbulan, daya listrik, jumlah peralatan elektronik yang dimiliki, dan penggunaan listrik perbulan. Untuk lebih jelasnya dataset dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 2. Dataset Penggunaan listrik rumah tangga

No	Rumah Tangga	K1	K2	K3	K4	K5	Class
1	Rumah Tangga 1	2	8 x 6	500000	1300	5	183 Kwh
2	Rumah Tangga 2	7	10 x 8	4000000	900	9	101 Kwh
3	Rumah Tangga 3	4	8,5 x 7,5	2500000	900	14	189 Kwh
4	Rumah Tangga 4	3	15 x 10	500000	450	7	123 Kwh
5	Rumah Tangga 5	5	15 x 10	2000000	900	10	222 Kwh
6	Rumah Tangga 6	3	9 x 6,15	500000	900	5	77 Kwh
7	Rumah Tangga 7	6	12 x 6	2000000	900	5	73 Kwh
8	Rumah Tangga 8	5	15 x 7,5	2400000	900	6	134 Kwh
9	Rumah Tangga 9	7	14 x 7	1000000	900	11	45 Kwh
10	Rumah Tangga 10	9	13 x 7,5	3400000	1300	12	246 Kwh
.
.
.
.
70	Rumah Tangga 70	4	15 x 18	800000	900	13	165 Kwh

3.2 Hasil Pohon Keputusan

Berdasarkan hasil perhitungan model PCDA dengan metode Decision tree sesuai dengan langkah-langkah yang diterapkan maka didapat pohon keputusan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 2. Hasil pembentukan pohon keputusan

3.3 Rule Yang terbentuk

Selain pohon keputusan yang terbentuk maka ak

Dengan memperhatikan pohon keputusan pada gambar 2 diketahui bahwa semua cabang sudah mempunyai kelas masing-masing. Dengan demikian, pohon keputusan pada gambar 22 merupakan pohon keputusan akhir. Sehingga rule yang terbentuk berdasarkan pohon keputusan yaitu:

1. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedikit dan Jumlah Anggota Keluarga = Sedikit, maka Penggunaan Listrik = Hemat.
2. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedikit dan Jumlah Anggota Keluarga = Sedang dan Daya Listrik = Rendah, maka Penggunaan Listrik = Hemat.
3. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedikit dan Jumlah Anggota Keluarga = Sedang dan Daya Listrik = Sedang, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.
4. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Rendah dan Jumlah Anggota Keluarga = Sedikit, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.
5. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Rendah dan Jumlah Anggota Keluarga = Sedang, maka Penggunaan Listrik = Hemat.
6. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Rendah dan Jumlah Anggota Keluarga = Banyak, maka Penggunaan Listrik = Hemat.
7. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Sedang, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.
8. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Tinggi dan Pendapatan Perbulan = Rendah, maka Penggunaan Listrik = Hemat.
9. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Tinggi dan Pendapatan Perbulan = Sedang, maka Penggunaan Listrik = Hemat.
10. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Tinggi dan Pendapatan Perbulan = Tinggi, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.
11. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Tinggi dan Pendapatan Perbulan = Sangat Tinggi, maka Penggunaan Listrik = Hemat.
12. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Sedang dan Daya Listrik = Sangat Tinggi, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.

13. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Banyak dan Luas Rumah = Kecil dan Pendapatan Perbulan = Rendah, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.

14. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Banyak dan Luas Rumah = Kecil dan Pendapatan Perbulan = Sedang, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.

15. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Banyak dan Luas Rumah = Kecil dan Pendapatan Perbulan = Tinggi, maka Penggunaan Listrik = Hemat.

16. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Banyak dan Luas Rumah = Sedang, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.

17. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Banyak dan Luas Rumah = Kecil dan Daya Listrik = Sedang, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat. 18. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Banyak dan Luas Rumah = Kecil dan Daya Listrik = Tinggi, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat.

19. Jika Jumlah Peralatan Elektronik = Banyak dan Luas Rumah = Kecil dan Daya Listrik = Sangat Tinggi, maka Penggunaan Listrik = Tidak Hemat

3.4 Hasil Pengujian confusion matrix

Setelah dilakukan berbagai macam perubahan jumlah data latih dan data uji, ternyata memiliki hasil persentase akurasi yang berbeda-beda. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.17.

Tabel 3. Hasil perbandingan confusion matrix

No	Jumlah Data Latih	Jumlah Aturan (Rule)	Jumlah Data Uji	Jumlah Benar	Hasil Persentase		
					Presisi	Recall	Akurasi
1	15	9	55	38	74,359%	80,556%	69,091%
2	25	13	45	31	74,286 %	83,871%	68,889%
3	35	18	35	22	72,727%	69,565%	62,857%
4	45	10	25	16	65%	86,667%	64%
5	55	19	15	12	91,667%	84,615%	80%

Pembahasan

Berdasarkan hasil penerapan model PCDA dengan menerapkan metode ID3 didapat node teratas pada pohon keputusan yaitu pada kriteria jumlah peralatan elektroni. Artinya jumlah peralatan paling berpengaruh dalam penggunaan listrik rumah tangga. Kemudian rule atau aturan yang terbentuk yaitu sebanyak 19 aturan. Selanjutnya ketika dilakukan pengujian dengan confusion matrix sebanyak 5 kali pengujian didapat hasil dan jumlah rule yang berbeda-beda. Misalnya ketika digunakan data lati 15, jumlah rule yang terbentuk sebanyak 9 rule. Dimana presisi sebesar 74,359%, recall 80,556% dan akurasi 69,091%. Untuk 25 data latih jumlah rule yang terbentuk sebanyak 13 rule. Dimana presisi 74,286%, Recall 83,871% dan akurasi 68,889%. 35 data latih diterapkan didapat jumlah 18 rule yang terbentuk dengan presisi 72,727%, recall 69,565% dan akurasi 62,857 %. Untuk 45 data latih dengan 25 data uji presisi yang dihasilkan yaitu 65%, recall 86,667%, akurasi 64% dan jumlah rule yang terbentuk sebanyak 10 rule. Sedangkan ketika menggunakan 55 data latih dengan jumlah data uji sebanyak 15 data didapat rule yang terbentuk sebanyak 19 rule. Dimana presisi 91,667%, recall 84,615% dan akurasi 80%. Dengan demikian akurasi tertinggi didapatkan saat data latih sebanyak 55 data latih. Metode ID3 yang diterapkan kurang konsisten pada data penggunaan listrik rumah tangga. Hal ini karena tidak ada proses validasi data yang dilakukan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan pada bab-bab sebelumnya, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode C4.5 dapat diimplementasikan untuk prediksi penggunaan listrik rumah tangga.
2. Cara implementasi metode C4.5 untuk prediksi penggunaan listrik rumah tangga dengan cara mengumpulkan data (dataset penggunaan listrik rumah tangga), membagi data (data latih dan data uji), kemudian menghitung entropy, gain, split info, dan gain ratio data latih.
3. Jumlah data latih yang digunakan sangat mempengaruhi dalam pembentukan rule keputusan.
4. Rule keputusan yang diperoleh dari hasil perhitungan data latih digunakan untuk mencari hasil prediksi dari data uji. Semakin banyak data uji yang diprediksi dengan benar maka semakin tinggi akurasi yang diperoleh.
5. Hasil pengujian dari 70 data penggunaan listrik rumah tangga dengan data latih sebanyak 55 data dan data uji sebanyak 15 data, diperoleh rule keputusan sebanyak 19 rule, dengan hasil persentase presisi 91,667%, recall 84,615% dan akurasi 80%.
6. Pengujian dengan menggunakan white box menunjukkan bahwa implementasi sistem berhasil dibuat.

Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih disampaikan kepada semua pihak yang telah berperan dalam penelitian analisis produktivitas waktu kerja alat berat pada pembangunan lanjutan reklamasi dan jalan kawasan kayu merah-kalumata) sehingga penelitian ini dapat di selesaikan dengan baik.

References

- [1] Jasinski, T., 2019. Modeling electricity consumption using nighttime light images and artificial neural networks. *Energy*.179 831-842.ScienceDirect
- [2] Lee, C, Y., Kaneko, S., dan Sharifi A., 2020. Effects of building types and materials on household electricity consumption in Indonesia. *Sustainable Cities and society* (54). 1-11. ScienceDirect
- [3] Prashar, A. 2017. Adopting PDCA (Plan-Do-Check-Act) Cycle for Energy Optimization in Energy-Intensive SMEs. *J. Clean. Prod.* 145, 277–293.
- [4] Kim, J-Y., dan Cho, S-B., 2019. Electric Energy Consumption Prediction by Deep Learning with State Explainable Autoencoder. *Energies*.1-14. doi:10.3390/en12040739
- [5] Zhuang, Z., Chen, H., dan Luo, X., 2019.Spatial Granularity Analysis on Electricity Consumption Prediction Using LSTM Recurrent Neural Network. 10th International Conference on Applied Energy (ICAE2018), *Energy Procedia*. 2713-2718. Hongkong.
- [6] Chang, Z., Zhang, Y., dan Chen, W., 2019. Electricity price prediction based on a hybrid model of adam optimized LSTM neural network and wavelet transform, *Energy*. 187. 1-12. ScienceDirect
- [7] Harrington, P., *Machine Learning In Action*, New York: Manning Publication, 2012.
- [8] Ridwan, M., Suyono, H., & Sarosa, M., 2013, Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. *jurnal EECCIS*, 7(1), 59-64.