

Pengembangan Metode Datamining K-Medoid Pada Kasus Distribusi Listrik di Indonesia

Cici Astria, Dedy Hartama, Agus Perdana Windarto*, Irfan Sudahri

¹ Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia
Email: Ciciastria352@gmail.com

Abstrak—Penelitian ini membahas tentang metode k-medoid pada pengelompokan wilayah pendistribusian listrik. Sumber data penelitian ini dikumpulkan berdasarkan dokumen-dokumen keterangan energi yang dihasilkan oleh Direktorat Jenderal Bea dan Cukai. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data dari tahun 2014-2018 yang terdiri dari 34 provinsi. Variabel yang digunakan adalah jumlah pendistribusian listrik berdasarkan wilayah. Metode yang digunakan untuk menyelesaikan kasus ini adalah memanfaatkan teknik datamining dengan metode k-medoid. Data diolah dengan bantuan software RapidMiner dan melakukan 2 cluster yaitu cluster tingkat distribusi tinggi (C1) dan cluster tingkat distribusi rendah (C2). Centroid data untuk cluster tingkat distribusi tinggi 38.544,51 dan centroid data untuk cluster tingkat distribusi rendah 910,51. Sehingga diperoleh penilaian berdasarkan indeks wilayah pendistribusian listrik dengan 4 provinsi cluster tingkat distribusi tinggi yakni DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah dan Jawa Timur dan 30 provinsi cluster tingkat distribusi rendah yakni Provinsi yang tidak terdapat dalam cluster tingkat distribusi tinggi. Hal ini dapat menjadi masukan kepada pemerintah provinsi yang menjadi prioritas tertinggi pada kegiatan pendistribusian listrik berdasarkan klaster yang telah dilakukan.

Kata Kunci: Datamining, Clustering, K-Medoid, Pendistribusian Listrik, Wilayah 1.

1. PENDAHULUAN

Listrik kini telah menjadi kebutuhan wajib setiap orang. Listrik telah memiliki peran penting yang tidak bisa ditinggalkan karena setiap kegiatan sehari-hari ini sangat bergantung pada listrik. Namun, belum semua wilayah di Indonesia dapat menikmati listrik secara adil dan merata. Beberapa faktor yang menjadi penghambat pemerataan listrik antara lain sulitnya penjangkauan lokasi, keterbatasan dana dan lain sebagainya. Berdasarkan data statistik PT PLN (Persero) tahun 2013, pencapaian rasio elektrifikasi seluruh Indonesia baru mencapai 78,06 % pada tahun 2013. Rasio ini Dengan pertumbuhan jumlah pelanggan rumah tangga dari 46.219.780 pelanggan pada akhir tahun 2012 menjadi 50.116.127 pelanggan pada akhir tahun 2013. Selanjutnya pada akhir Desember 2013, total kapasitas terpasang dan jumlah unit pembangkit PLN mencapai 34.206 MW dan 4.925 unit, dengan 26.768 MW (78,26%) berada di Jawa. Total kapasitas terpasang meningkat 3,96% dibandingkan dengan akhir Desember 2012[1].

Berdasarkan hal tersebut, peneliti bertujuan untuk melakukan pengelompokan terhadap wilayah pendistribusian listrik di Indonesia dengan menggunakan teknik yang ada di bidang ilmu komputer. Tersedia banyak cabang ilmu komputer yang dapat kita gunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang sifatnya kompleks. Cabang ilmu komputer tersebut adalah Artificial Intelligence seperti datamining [2]–[8], Sistem Pendukung Keputusan [9]–[22], sistem pakar [23], Jaringan Saraf Tiruan [24]–[27][28], [29], logika fuzzy [30] dan lain-lain. Tujuan dilakukan penelitian ini adalah untuk mengembangkan penelitian terdahulu apakah teknik ilmu komputer dapat membantu dalam melakukan pengelompokan pendistribusian listrik di Indonesia. Manfaat dari penelitian ini dapat menjadi masukan dan informasi kepada pemerintah dalam melakukan pendistribusian listrik secara merata guna melengkapi kebutuhan masyarakat. Berdasarkan hal tersebut pengembangan teknik yang digunakan dari datamining K-Means adalah K-Medoid. K-Medoid dapat membantu dalam pengelompokan provinsi mana saja yang masih kurang dalam penerangan listrik PLN. Strategi dasar dari algoritma clustering K-Medoids adalah untuk menemukan k cluster dalam n objek dengan pertama kali secara arbitrary menemukan wakil dari objek (medoid) untuk tiap-tiap cluster[31]. penelitian terdahulu yang penyelesaiannya menggunakan teknik metode k-means. Salah satunya yang dilakukan oleh Cici Astria[32]. Hasil dari penelitian tersebut menyatakan bahwa k-means dapat digunakan dalam menentukan pendistribusian listrik di wilayah Indonesia.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data

Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah data pendistribusian listrik di wilayah Indonesia yang diperoleh dari sebuah situs resmi <https://www.bps.go.id>. Data yang dikumpulkan berupa data pendistribusian listrik yang disalurkan ke seluruh provinsi di Indonesia. Variabel yang digunakan: pendistribusian listrik tahun 2014-2018 (x).

2.2 Pengolahan Data

Pada pengolahan data ini penulis melakukan pengolahan data awal yang merupakan tahap untuk mempersiapkan data yang telah diperoleh sebelumnya dan akan digunakan pada tahap selanjutnya. Data yang sudah dikumpulkan akan diolah menjadi 2 cluster dengan beberapa tahap dan proses perhitungannya menggunakan bantuan aplikasi rapidminer.

2.3 Clustering

Clustering atau klusterisasi adalah salah satu alat bantu pada data mining yang bertujuan mengelompokkan objek-objek ke dalam cluster - cluster. Cluster adalah sekelompok atau sekumpulan objek - objek data yang similar satu sama lain dalam

cluster yang sama dan disimilar terhadap objek-objek yang berbeda cluster. Objek akan dikelompokkan ke dalam satu atau lebih cluster sehingga objek - objek yang berada dalam satu cluster akan mempunyai kesamaan yang tinggi antara satu dengan lainnya.

2.4 Algoritma K-Medoid

Metode K-Medoids merupakan bagian dari partitioning clustering. Algoritma K- Medoids memiliki kelebihan untuk mengatasi kelemahan pada pada algoritma K-Means yang sensitive terhadap noise dan outlier, dimana objek dengan nilai yang besar yang memungkinkan menyimpang pada dari distribusi data[31].

Langkah- langkah algoritma K-Medoids:

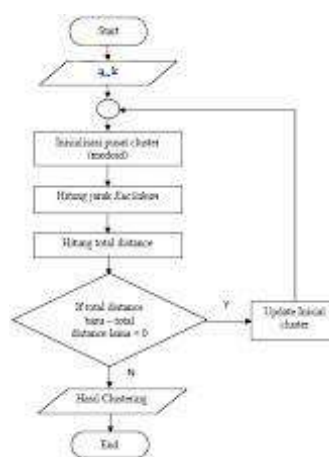
1. Inialisasi pusat cluster sebanyak k (jumlah cluster) Dalam penelitian ini penulis menggunakan 2 cluster yaitu: (C1)dan(C2)

2. Alokasikan setiap data (objek) ke cluster terdekat menggunakan persamaan ukuran jarak Euclidian Distance dengan

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{n=1}^i (x_i - y_i)^2} \tag{1}$$

3. Pilih secara acak objek pada masing-masing cluster sebagai kandidat medoid baru. 4. Hitung jarak setiap objek yang berada pada masing-masing cluster dengan kandidat medoid baru. 5. Hitung total simpangan (S) dengan menghitung nilai total Distance baru – total Distance lama. Jika $S < 0$, maka tukar objek dengan data cluster untuk membentuk sekumpulan k objek baru sebagai medoid.

6. Ulangi langkah 3 sampai 5 hingga tidak terjadi perubahan medoid, sehingga didapatkan cluster beserta anggota cluster masing-masing. Maksimalkan: $th = \sum_{p=1}^p X_p Q_p V_p$ (2)



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Pada pengelompokan ini, data yang sudah dikumpulkan akan dihitung terlebih dahulu berdasarkan data pendistribusian listrik dari 34 provinsi yang ada di Indonesia yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Awal Pendistribusian Listrik

Provinsi	X
Aceh	2077,175
Sumatera Utara	8640,85
Sumatera Barat	3049,17
Riau	3648,038
Jambi	1063,248
Sumatera Selatan	4665,488
Bengkulu	752,3575
Lampung	3535,988
Kep. Bangka Belitung	841,845
Kep. Riau	2639,59
DKI Jakarta	38544,51
Jawa Barat	44262,91
Jawa Tengah	19825,44
DI Yogyakarta	2446,01
Jawa Timur	31042,77
Banten	12361,49
Bali	4478,293
Nusa Tenggara Barat	1376,16
Nusa Tenggara Timur	736,71
Kalimantan Barat	1998,38
Kalimantan Tengah	1002,133

Kalimantan Selatan	2138,1
Kalimantan Timur	2993,19
Kalimantan Utara	191,7975
Sulawesi Utara	1320,073
Sulawesi Tengah	910,51
Sulawesi Selatan	4536,918
Sulawesi Tenggara	711,66
Gorontalo	388,3575
Sulawesi Barat	254,3025
Maluku	480,65
Maluku Utara	283,7575
Papua Barat	450,9175
Papua	767,3425

Sumber : Badan Pusat Statistik , url : <https://www.bps.go.id>

3.1 Centroid Data

Dalam penerapan algoritma K-Medoid nilai centroid dapat ditentukan secara acak, dari data yang didapat dengan ketentuan bahwa pengelompokan yang diinginkan adalah 2, penentuan cluster dibagi atas dua bagian yakni cluster tingkat tinggi (C1) dan cluster tingkat (C2), maka nilai titik tengah atau centroid juga terdapat 2 titik. Penentuan titik cluster ini dilakukan dengan mengambil nilai secara acak. Data awal akan diolah menggunakan rumus Euclidian Distance dengan centroid awal yang telah ditentukan. Berikut adalah centroid awal yang digunakan:

Tabel 2. Data Centroid awal

C1	DKI Jakarta	38544,51
C2	Sulawesi Tengah	910,51

Ada pun hasil perhitungannya sebagai berikut:

Tabel 3. Data Setelah Diolah

Provinsi	X	C1	C2	Jarak Pendek
Aceh	2077,175	36467,335	1166,665	1166,665
Sumatera Utara	8640,85	29903,66	7730,34	7730,34
Sumatera Barat	3049,17	35495,34	2138,66	2138,66
Riau	3648,038	34896,472	2737,528	2737,528
Jambi	1063,248	37481,262	152,738	152,738
Sumatera Selatan	4665,488	33879,022	3754,978	3754,978
Bengkulu	752,3575	37792,1525	158,1525	158,1525
Lampung	3535,988	35008,522	2625,478	2625,478
Kep. Bangka Belitung	841,845	37702,665	68,665	68,665
Kep. Riau	2639,59	35904,92	1729,08	1729,08
DKI Jakarta	38544,51	0	37634	0
Jawa Barat	44262,91	5718,4	43352,4	5718,4
Jawa Tengah	19825,44	18719,07	18914,93	18719,07
DI Yogyakarta	2446,01	36098,5	1535,5	1535,5
Jawa Timur	31042,77	7501,74	30132,26	7501,74
Banten	12361,49	26183,02	11450,98	11450,98
Bali	4478,293	34066,217	3567,783	3567,783
Nusa Tenggara Barat	1376,16	37168,35	465,65	465,65
Nusa Tenggara Timur	736,71	37807,8	173,8	173,8
Kalimantan Barat	1998,38	36546,13	1087,87	1087,87
Kalimantan Tengah	1002,133	37542,377	91,623	91,623
Kalimantan Selatan	2138,1	36406,41	1227,59	1227,59
Kalimantan Timur	2993,19	35551,32	2082,68	2082,68
Kalimantan Utara	191,7975	38352,7125	718,7125	718,7125
Sulawesi Utara	1320,073	37224,437	409,563	409,563
Sulawesi Tengah	910,51	37634	0	0
Sulawesi Selatan	4536,918	34007,592	3626,408	3626,408
Sulawesi Tenggara	711,66	37832,85	198,85	198,85
Gorontalo	388,3575	38156,1525	522,1525	522,1525
Sulawesi Barat	254,3025	38290,2075	656,2075	656,2075
Maluku	480,65	38063,86	429,86	429,86
Maluku Utara	283,7575	38260,7525	626,7525	626,7525
Papua Barat	450,9175	38093,5925	459,5925	459,5925
Papua	767,3425	37777,1675	143,1675	143,1675

3.2 Clustering

Dengan menggunakan centroid tersebut maka dapat dicluster data yang telah didapat menjadi 2 cluster. Proses cluster dengan mengambil jarak terdekat dari setiap data yang diolah. Dari data awal didapatkan pengelompokan pada iterasi 1 untuk 2 cluster tersebut. Pada iterasi awal pengelompokan yaitu 2 cluster yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Cluster Iterasi Pertama Klaster

C1	C2
0	1166,665
5718,4	7730,34
18719,07	2138,66
7501,74	2737,528
	152,738
	3754,978
	158,1525
	2625,478
	68,665
	1729,08
	1535,5
	11450,98
	3567,783
	465,65
	173,8
	1087,87
	91,623
	1227,59
	2082,68
	718,7125
	409,563
	0
	3626,408
	198,85
	522,1525
	656,2075
	429,86
	626,7525
	459,5925
	143,1675

Proses Clustering berhenti jika Simpangan > 0 , tetapi jika Simpangan < 0 maka tukar objek dengan data cluster untuk membentuk sekumpulan k objek baru sebagai medoid. Proses perhitungan simpangan dengan cara menjumlahkan nilai total Distance baru – total Distance lama yang beisi jarak setiap objek yang berada pada masing-masing cluster dengan anggota medoid baru. Dengan jumlah simpangan yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Jumlah Distance Iterasi pertama

C1	C2
0	1166,665
5718,4	7730,34
18719,07	2138,66
7501,74	2737,528
	152,738
	3754,978
	158,1525
	2625,478
	68,665
	1729,08
	1535,5
	11450,98
	3567,783
	465,65
	173,8
	1087,87
	91,623
	1227,59
	2082,68
	718,7125
	409,563
	0

3626,408
198,85
522,1525
656,2075
429,86
626,7525
459,5925
143,1675
31939,21
51737,03
83676,2365

Tabel 6. Jumlah Distance Iterasi ke-2

C1	C2
7501,74	1309,833
13220,14	7873,508
11217,33	2281,828
0	2880,696
	295,9055
	3898,146
	14,985
	2768,646
	74,5025
	1872,248
	1678,668
	11594,15
	3710,951
	608,8175
	30,6325
	1231,038
	234,7905
	1370,758
	2225,848
	575,545
	552,7305
	143,1675
	3769,576
	55,6825
	378,985
	513,04
	286,6925
	483,585
	316,425
	0
31939,21	53031,37
	84970,5815

Dari hasil perjumlahan data diatas Distance baru – Distance lama menghasilkan simpangan > 0, maka proses pengelompokan berhenti pada iterasi kedua dengan hasil simpangan 1294,345.

4. KESIMPULAN

Untuk melakukan penilaian terhadap hasil wilayah pendistribusian listrik dapat menerapkan metode clustering K-Medoid. Data diolah untuk memperoleh nilai dari pendistribusian listrik. Data tersebut diolah menggunakan Rapidminer untuk ditentukan nilai centroid dalam 2 cluster yaitu cluster tingkat distribusi tinggi dan cluster tingkat distribusi rendah. Centroid data untuk cluster tingkat distribusi tinggi 38.544,51 dan cetroid data untuk cluster tingkat distribusi rendah 910,51. Sehingga diperoleh penilaian berdasarkan indeks wilayah pendistribusian listrik dengan 4 provinsi cluster tingkat distribusi tinggi yakni DKI Jakarta, Jawa Barat Jawa Tengah dan Jawa Timur dan 30 provinsi cluster tingkat distribusi rendah yakni Provinsi yang tidak terdapat dalam cluster tingkat distribusi tinggi. Hasil yang dari penelitian dapat digunakan untuk mengetahui wilayah mana saja yang pendistribusian listrik belum merata.

REFERENCES

- [1] R. Syahputra, "Transmisi dan Distribusi Tenaga Listrik," *LP3M UMY, Yogyakarta*, pp. 1–45, 2017.
- [2] W. Katrina, H. J. Damanik, F. Parhusip, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, "C.45 Classification Rules Model for Determining Students Level of Understanding of the Subject," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 12005, pp. 1–7, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012005.
- [3] M. Widyastuti, A. G. Fepdiani Simanjuntak, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Classification Model C.45 on Determining the Quality of Customer Service in Bank BTN Pematangsiantar Branch," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 12002, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012002.

- [4] Sudirman, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Data mining tools | rapidminer: K-means method on clustering of rice crops by province as efforts to stabilize food crops in Indonesia," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 420, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/420/1/012089.
- [5] R. W. Sari, A. Wanto, and A. P. Windarto, "Implementasi Rapidminer Dengan Metode K-Means (Study Kasus: Imunisasi Campak Pada Balita Berdasarkan Provinsi)," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 224–230, 2018, doi: 10.30865/komik.v2i1.930.
- [6] N. Rofiqo, A. P. Windarto, and D. Hartama, "Penerapan Clustering Pada Penduduk Yang Mempunyai Keluhan Kesehatan Dengan Datamining K-Means," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 216–223, 2018, doi: 10.30865/komik.v2i1.929.
- [7] M. G. Sadewo, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Clustering Dalam Mengelompokkan Banyaknya Desa/Kelurahan Menurut Upaya Antisipasi/ Mitigasi Bencana Alam Menurut Provinsi Dengan K-Means," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 311–319, 2018, doi: 10.30865/komik.v2i1.943.
- [8] D. Hartama, A. Perdana Windarto, and A. Wanto, "The Application of Data Mining in Determining Patterns of Interest of High School Graduates," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1339, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1339/1/012042.
- [9] D. R. Sari, N. Rofiqo, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Analysis of the Factors Causing Lazy Students to Study Using the ELECTRE II Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012007.
- [10] R. W. Sari, A. P. Windarto, S. P. Keputusan, P. Kreatifitas, M. Pkm, and A. D. A. N. Pembahasan, "Penerapan Electree Pada Seleksi Proposal Program Kreativitas Mahasiswa (PKM) di STIKOM Tunas Bangsa," in *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS) SAINTEKS 2019*, 2019, pp. 800–806.
- [11] F. Syahputra, M. Mesran, I. Lubis, and A. P. Windarto, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Guru Berprestasi Kota Medan Menerapkan Metode Preferences Selection Index (Studi Kasus : Dinas Pendidikan Kota Medan)," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 147–155, 2018, doi: 10.30865/komik.v2i1.921.
- [12] P. P. P. A. N. W. F. I. R. H. Zer, Masitha, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Analysis of the ELECTRE Method on the Selection of Student Creativity Program Proposals," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012011.
- [13] P. P. P. A. N. W. F. I. R. H. Zer, D. Hartama, and A. P. Windarto, "Analisis Komparasi Metode AHP dan TOPSIS dalam Pemilihan Asuransi Kategori Kesehatan Terbaik PT . Prudential," in *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI) SENSASI 2019*, 2018, pp. 427–432.
- [14] M. Widyastuti, F. R. S. Samosir, A. P. Windarto, and D. Hartama, "Implementasi Metode Promethee Dalam Pemilihan Kenaikan Jabatan Sous Chef Menjadi Chef," *Teknol. Komput. Sains*, vol. 1, no. 1, pp. 807–812, 2019.
- [15] S. Sundari, Karmila, M. N. Fadli, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Decision Support System on Selection of Lecturer Research Grant Proposals using Preferences Selection Index," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–8, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012006.
- [16] P. Alkhairi, L. P. Purba, A. Eryzha, A. P. Windarto, and A. Wanto, "The Analysis of the ELECTREE II Algorithm in Determining the Doubts of the Community Doing Business Online," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012010.
- [17] D. N. Batubara, D. R. Sitorus P, and A. P. Windarto, "Penerapan Metode PROMETHEE II Pada Pemilihan Situs Travel Berdasarkan Konsumen," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 46–52, 2019, doi: 10.32736/sisfokom.v8i1.598.
- [18] K. Fatmawati *et al.*, "Analysis of Promethee II Method in the Selection of the Best Formula for Infants under Three Years," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012009.
- [19] T. Imandasari, A. P. Windarto, and D. Hartama, "Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS) Analisis Metode MAUT Pada Pemilihan Deodorant," in *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS) SAINTEKS 2019*, 2019, pp. 736–739.
- [20] K. F. Irnanda, F. N. Arifah, M. R. Raharjo, A. Arifin, and A. P. Windarto, "The selection of Calcium Milk Products that are appropriate for advanced age using PROMETHEE II Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1381, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1381/1/012070.
- [21] T. Imandasari, M. G. Sadewo, A. P. Windarto, A. Wanto, H. O. Lingga Wijaya, and R. Kurniawan, "Analysis of the Selection Factor of Online Transportation in the VIKOR Method in Pematangsiantar City," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 12008, pp. 1–7, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012008.
- [22] T. Imandasari and A. P. Windarto, "Penerapan Metode VIKOR Pada Pemilihan Popok Bayi Berdasarkan Jenis Kulit," *Semin. Nas. Sains Teknol. Inf.*, pp. 215–220, 2018.
- [23] Hamdani, "Sistem Pakar Untuk Diagnosa Penyakit Mata Pada Manusia," vol. 5, no. 2, pp. 13–21, 2010.
- [24] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, "Implementasi Jst Pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum Konvensional Dengan Backpropagation," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 411–418, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854767.
- [25] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, "Model Arsitektur Neural Network Dengan Backpropogation Pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum Konvensional," *Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 147–158, 2018.
- [26] A. P. Windarto, L. S. Dewi, and D. Hartama, "Implementation of Artificial Intelligence in Predicting the Value of Indonesian Oil and Gas Exports With BP Algorithm," *Int. J. Recent Trends Eng. Res.*, vol. 3, no. 10, pp. 1–12, 2017, doi: 10.23883/IJRTER.2017.3482.J5BBS.
- [27] Sumijan, A. P. Windarto, A. Muhammad, and Budiharjo, "Implementation of Neural Networks in Predicting the Understanding Level of Students Subject," *Int. J. Softw. Eng. Its Appl.*, vol. 10, no. 10, pp. 189–204, 2016.
- [28] Budiharjo, T. Soemartono, A. P. Windarto, and T. Herawan, "Predicting tuition fee payment problem using backpropagation neural network model," *Int. J. Adv. Sci. Technol.*, vol. 120, pp. 85–96, 2018, doi: 10.14257/ijast.2018.120.07.
- [29] Budiharjo, T. Soemartono, A. P. Windarto, and T. Herawan, "Predicting School Participation in Indonesia using Back-Propagation Algorithm Model," *Int. J. Control Autom.*, vol. 11, no. 11, pp. 57–68, 2018.
- [30] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy," no. 2, 1990.
- [31] C. Astria, A. P. Windarto, D. Hartama, P. Studi, and S. Informasi, "Penerapan K-Medoid Pada Rumah Tangga Yang Memiliki Sumber," vol. 3, pp. 604–609, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1667.
- [32] C. Astria, A. P. Windarto, A. Wanto, and E. Irawan, "Metode K-Means Pada Pengelompokan Wilayah Pendistribusian Listrik," pp. 306–312, 2019.