

Penerapan Data Mining Pada Presentasi Penerimaan Imunisasi Anak-Anak Menurut Provinsi Menggunakan K-Means Clustering

Muhammad Aliyul Amri, Dedy Hartama, Agus Perdana Windarto

Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: muhammadaliyul.amri12@gmail.com

Abstrak—Imunisasi adalah pemberian vaksin kedalam tubuh seseorang untuk memberikan kekebalan terhadap penyakit. Tujuan imunisasi yaitu mencegah agar anak-anak tidak terkena penyakit. Penelitian ini membahas tentang penerapan data mining terhadap pengelompokan penerima imunisasi anak-anak menurut provinsi menggunakan metode k-means clustering. Sumber data penelitian ini dikumpulkan dari dokumen-dokumen tahun 2015-2018 dari Badan Pusat Statistik BPS Indonesia. Berdasarkan data tersebut diketahui 2 cluster yaitu cluster tingkat penerimaan imunisasi tinggi (C1) dan cluster tingkat penerimaan imunisasi rendah. Hasil penelitian diperoleh bahwa 19 provinsi berada di cluster tingkat penerimaan imunisasi tinggi dan 15 provinsi berada di cluster tingkat penerimaan imunisasi rendah. Hal ini dapat menjadi masukan pada pemerintah untuk provinsi yang masih mendapatkan tingkat penerimaan imunisasi rendah dan menjadi perhatian lebih berdasarkan penelitian yang dilakukan.

Kata Kunci: Data mining, Imunisasi, Anak-Anak, K-Means, Clustering

1. PENDAHULUAN

Imunisasi adalah pemberian vaksin kedalam tubuh seseorang untuk memberikan kekebalan terhadap penyakit. Penerimaan imunisasi di Indonesia pada tahun 2014 mencakup 86,8 persen atau berada dibawah target, yakni 90 persen. Semakin jauh dari perkotaan pemberian imunisasi semakin berkurang, dikarenakan kebanyakan penduduk diluar dari perkotaan merupakan penduduk yang memiliki tingkat kesejahteraan dibawah 40 persen. Tetapi banyak dibagian provinsi di Indonesia yang masih tidak melaksanakan kegiatan imunisasi.

Berdasarkan hal tersebut, peneliti akan melakukan pengelompokan terhadap wilayah penerima imunisasi di Indonesia menurut provinsi menggunakan teknik ilmu computer. Tersedia banyak cabang ilmu komputer yang dapat kita gunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang sifatnya kompleks. Cabang ilmu komputer tersebut adalah Artificial Intelligence seperti datamining [1]–[7], Sistem Pendukung Keputusan [8]–[21], sistem pakar [22], Jaringan Saraf Tiruan [23]–[26][27], [28], logika fuzzy [29] dan lain-lain. Clustering akan melakukan pengelompokan data-data berdasarkan kesamaan karakteristik masing-masing data pada kelompok-kelompok yang ada [2]. Untuk melakukan perhitungan clustering ada banyak metode yang digunakan salah satunya yaitu K-Means. K-Means merupakan teknik algoritma clustering yang dimulai dengan pemilihan nilai secara acak K, nilai acak tersebut bisa disebut dengan centroid/means [3].

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan menggunakan metode K-Means clustering dalam melakukan pengelompokan, salah satunya dilakukan oleh Riski Sundari [4]. Hasil dari penelitiannya tersebut menyatakan bahwa K-Means Clustering dapat diterapkan dalam ilmu kesehatan. Oleh karena itu peneliti mengangkat topic tentang pengelompokan daerah provinsi yang memiliki presentasi penerimaan imunisasi dengan tingkat kesejahteraan dibawah 40 persen di rasa cocok dan dapat menjadi masukan bagi pemerintah agar provinsi yang masuk kedalam tingkat cluster terendah dapat dipertimbangkan atau bahkan diperbaiki.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini metode yang digunakan yaitu metode data mining k-means clustering yang memiliki tahapan pengerjaan sebagai berikut :

2.1 Tahap Pengumpulan Data

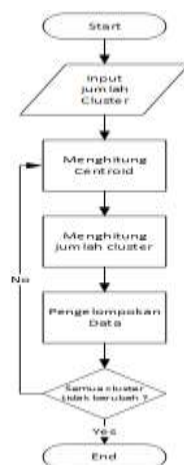
Dalam pengelompokan presentasi penerimaan imunisasi menurut provinsi di Indonesia diperlukan data yang terkait tentang hal itu. Sumber data penelitian diperoleh dari Badan Pusat Statistik Indonesia BPSI melalui situs <https://www.bps.go.id> [5]. Data akan diolah dengan melakukan clustering penerimaan imunisasi dengan tingkat kesejahteraan dibawah 40 persen menurut provinsi dengan 2 cluster yaitu cluster tingkat penerimaan imunisasi tinggi dan tingkat penerimaan imunisasi rendah.

2.2 Tahap Pengolahan Data

Data yang diperoleh kemudian diolah dengan menjumlahkan data setiap provinsi dari setiap aspeknya sehingga diperoleh perhitungan nilai yang akan diproses dengan mengclusternya [6].

2.3 Tahap Clustering

Clustering merupakan proses pembagian data dalam beberapa kelompok yang kesamaan datanya kedalam suatu kelompok yang lebih besar dari kesamaan data tersebut dengan data dalam kelompok lain [7]. Dalam menentukan cluster dibutuhkan sebuah flowchart untuk memudahkan dalam menentukan alur perhitungan sebagai alur untuk menentukan hasil dari penerapan cluster terhadap data yang tersedia yang kemudian diproses [8]. Berikut Flowchart dalam K-Means.



Gambar 1. Flowchart K-Means

2.4 Tahap Analisis

Pada tahap analisis ini data presentasi imunisasi anak-anak dengan tingkat kesejahteraan dibawah 40 persen menggunakan palikasi tool RapiMiner. RapidMiner merupakan aplikasi yang mengestraksi data dengan metode data mining [4]. Data yang diperoleh akan diolah dengan menggunakan perhitungan bobot dari tiap indeks [8].

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Dalam melakukan clustering, data yang diperoleh akan dihitung terlebih dahulu berdasarkan jumlah kasus [7] presentasi penerimaan imunisasi anak-anak dengan tingkat kesejahteraan dibawah 40 persen pada tahun 2015-2018 menurut provinsi yang ditunjukkan pada table 1.

Table 1. Presentasi Penerimaan Imunisasi Anak-Anak Menurut Provinsi

Provinsi	Presentasi Penerima Imunisasi Anak-Anak			
	2015	2016	2017	2018
Aceh	35,66	38,15	23,19	18,32
Sumatera Utara	46,07	47,08	27,10	27,98
Sumatera Barat	50,39	61,11	35,59	37,62
Riau	42,22	41,82	31,73	30,34
Jambi	58,54	54,33	46,99	66,39
Sumatera Selatan	62,93	52,31	47,40	48,75
Bangkulu	67,22	64,47	43,48	62,48
Lampung	70,89	69,12	50,92	67,40
Kep. Bangka Belitung	73,92	75,95	58,33	78,34
Kep. Riau	70,06	75,64	57,40	73,55
DKI Jakarta	65,26	64,09	52,43	68,78
Jawa Barat	61,87	63,08	43,01	54,99
Jawa Tengah	72,15	74,18	63,64	74,95
DI Yogyakarta	84,43	81,72	71,28	86,41
Jawa Timur	63,26	73,32	55,51	67,02
Banten	40,09	47,07	25,46	30,40
Bali	77,84	86,01	67,60	92,10
Nusa Tenggara Barat	66,11	75,26	59,73	75,20
Nusa Tenggara Timur	51,01	62,11	57,96	44,41
Kalimantan Barat	47,63	62,62	41,02	47,60
Kalimantan Tengah	44,72	51,29	43,16	43,24
Kalimantan Selatan	68,31	76,59	61,89	62,97
Kalimantan Timur	74,09	58,55	44,84	71,30
Kalimantan Utara	58,67	70,01	56,13	64,72
Sulawesi Utara	63,89	71,36	54,07	57,44
Sulawesi Tengah	50,83	56,52	50,21	47,69
Sulawesi Selatan	60,39	62,29	47,68	56,56
Sulawesi Tenggara	61,83	69,13	59,10	36,78
Gorontalo	65,57	82,75	51,32	56,25
Sulawesi Barat	57,26	54,54	47,65	45,30
Maluku	45,33	49,89	32,66	27,23
Maluku Utara	36,35	54,30	32,09	26,63
Papua Barat	38,07	38,84	31,06	19,87
Papua	30,55	30,76	19,72	22,84

3.1 Centroid Data

Dalam penerapan metode K-Means clustering menghasilkan nilai centroid dari data yang didapat dengan ketentuan clustering yang diinginkan adalah 2 cluster [5] yaitu cluster tingkat penerimaan imunisasi tinggi yang diambil dari nilai terbesar (C1) dan tingkat penerimaan imunisasi rendah yang diambil dari nilai terkecil (C2) yang ditunjukkan pada table 2.

Tabel 2. Nilai Centroid Awal

Cluster Tinggi (C1)	84,43	86,01	71,28	92,10
Cluster Rendah (C2)	30,55	30,76	19,72	18,32

3.2 Clustering Data

Dari centroid tersebut, akan dicari jarak terdekat dari 2 cluster yang diolah, hal ini dilakukan agar mengetahui nilai cluster mana yang paling dekat dengan data, maka perlu dihitung jarak setiap data dengan titik pusat setiap centroid [1]. Hasil penentuan jarak pusat cluster interasi satu ditunjukkan pada table 3.

Tabel 3. Penentuan Jarak Pusat Cluster Interasi 1

Provinsi	C1	C2	Jarak Terdekat	Cluster
Aceh	111,47	9,63	9,63	C2
Sumatera Utara	95,13	25,59	25,59	C2
Sumatera Barat	77,59	44,03	44,03	C2
Riau	95,46	23,39	23,39	C2
Jambi	54,08	66,28	54,08	C1
Sumatera Selatan	63,62	56,61	56,61	C2
Bangkulu	49,09	70,68	49,09	C1
Lampung	39,09	80,03	39,09	C1
Kep. Bangka Belitung	23,85	94,95	23,85	C1
Kep. Riau	29,17	89,70	29,17	C1
DKI Jakarta	41,80	77,02	41,80	C1
Jawa Barat	56,67	62,55	56,67	C1
Jawa Tengah	25,36	93,55	25,36	C1
DI Yogyakarta	7,13	113,11	7,13	C1
Jawa Timur	38,56	80,83	38,56	C1
Banten	96,89	23,15	23,15	C2
Bali	7,55	114,13	7,55	C1
Nusa Tenggara Barat	29,50	89,89	29,50	C1
Nusa Tenggara Timur	64,34	59,53	59,53	C2
Kalimantan Barat	69,26	51,16	51,16	C2
Kalimantan Tengah	77,20	42,34	42,34	C2
Kalimantan Selatan	35,85	85,42	35,85	C1
Kalimantan Timur	44,64	78,14	44,64	C1
Kalimantan Utara	43,57	76,22	43,57	C1
Sulawesi Utara	46,19	73,96	46,19	C1
Sulawesi Tengah	66,44	53,54	53,54	C2
Sulawesi Selatan	54,41	64,25	54,41	C1
Sulawesi Tenggara	63,28	65,89	63,28	C1
Gorontalo	45,28	79,79	45,28	C1
Sulawesi Barat	66,91	52,79	52,79	C2
Maluku	92,37	28,83	28,83	C2
Maluku Utara	95,60	28,46	28,46	C2
Papua Barat	105,87	15,90	15,90	C2
Papua	115,80	4,52	4,52	C2

Pada interasi 1 diperoleh cluster data presentasi penerima imunisasi anak-anak menurut provinsi yang dapat dilihat pada tabel 3. Proses clustering tersebut berhenti pada interasi ke 2, dan untuk menentukan interasi kedua diketahui nilai centroidnya pada table 4.

Tabel 4. Nilai Centroid ke 2

Cluster Tinggi (C1)	67,59	70,89	55,02	67,03
Cluster Rendah (C2)	45,27	49,89	36,40	34,55

Setelah mendapatkan nilai centroid, lakukan proses yang sama seperti pada pengelompokan data di interasi 1 dengan mencari jarak terdekat. Proses pencarian jarak terdekat pada interasi 2 dapat dilihat pada table 5.

Tabel 5. Penentuan Jarak Pusat Cluster Interasi 2

Provinsi	C1	C2	Jarak Terdekat	Cluster
Aceh	74,01	25,85	25,85	C2
Sumatera Utara	57,75	11,76	11,76	C2
Sumatera Barat	40,42	12,73	12,73	C2

Riau	58,12	10,68	10,68	C2
Jambi	20,52	36,36	20,52	C1
Sumatera Selatan	27,55	25,30	25,30	C2
Bangkulu	13,97	39,04	13,97	C1
Lampung	5,95	47,73	5,95	C1
Kep. Bangka Belitung	14,30	62,44	14,30	C1
Kep. Riau	8,76	56,92	8,76	C1
DKI Jakarta	7,84	45,05	7,84	C1
Jawa Barat	19,57	30,18	19,57	C1
Jawa Tengah	12,98	60,72	12,98	C1
DI Yogyakarta	32,26	80,33	32,26	C1
Jawa Timur	4,99	47,87	4,99	C1
Banten	59,49	13,10	13,10	C2
Bali	33,47	81,55	33,47	C1
Nusa Tenggara Barat	10,50	57,22	10,50	C1
Nusa Tenggara Timur	29,54	27,28	27,28	C2
Kalimantan Barat	32,26	18,95	18,95	C2
Kalimantan Tengah	40,17	11,11	11,11	C2
Kalimantan Selatan	9,84	51,97	9,84	C1
Kalimantan Timur	17,78	48,24	17,78	C1
Kalimantan Utara	9,33	43,40	9,33	C1
Sulawesi Utara	10,34	40,54	10,34	C1
Sulawesi Tengah	29,74	20,93	20,93	C2
Sulawesi Selatan	17,01	31,53	17,01	C1
Sulawesi Tenggara	31,12	34,12	31,12	C1
Gorontalo	16,58	46,74	16,58	C1
Sulawesi Barat	30,01	20,18	20,18	C2
Maluku	54,96	8,22	8,22	C2
Maluku Utara	58,39	13,43	13,43	C2
Papua Barat	68,54	20,45	20,45	C2
Papua	78,62	31,59	31,59	C2



Gambar 2. Cluster Model



Gambar 3. Folder View Tingkat Presentasi Penerima Imunisasi Tinggi C1



Gambar 4. Folder View Tingkat Presentasi Penerima Imunisasi Rendah C2

3.3 Analisis Data

Pengelompokan data yang dilakukan terhadap 2 cluster, pada iterasi 2 didapatkan hasil yang sama dengan iterasi 1. Dari 34 provinsi di Indonesia diketahui 19 provinsi penerimaan imunisasi tinggi yaitu Jambi, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, Kep. Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara Gorontalo dan 15 provinsi lainnya dengan tingkat penerimaan imunisasi rendah.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa datamining k-means clustering pada pengelompokan presentasi penerimaan imunisasi anak-anak pada tingkat kesejahteraan dibawah 40 persen menurut provinsi dapat diterapkan. Data diolah menjadi 2 cluster yaitu cluster tingkat penerimaan imunisasi tinggi dan tingkat penerimaan imunisasi rendah. Dengan hasil penelitian yang menyimpulkan dari 34 provinsi di Indonesia diketahui 19 provinsi penerimaan imunisasi tinggi yaitu Jambi, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, Kep. Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara Gorontalo dan 15 provinsi lainnya dengan tingkat penerimaan imunisasi rendah.

REFERENCES

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] Hamdani, “Sistem Pakar Untuk Diagnosa Penyakit Mata Pada Manusia,” vol. 5, no. 2, pp. 13–21, 2010.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] C. C. Lee, “Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy,” no. 2, 1990.