

Penerapan Datamining Klastering Pada Perusahaan Industri Mikro di Indonesia

Dinda Nabila Batubara, Agus Perdana Windarto, Anjar Wanto, Dedy Hartama⁴, Eka Irawan

Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar, Indonesia

Email: ¹dindanabilabatubara@gmail.com

Abstrak—Industri Mikro adalah perusahaan industri yang tenaga kerjanya antara 1-4 orang. Perusahaan atau usaha industri adalah suatu unit (kesatuan) usaha yang melakukan kegiatan ekonomi, bertujuan menghasilkan barang atau jasa, terletak pada suatu bangunan atau lokasi tertentu, dan mempunyai catatan administrasi tersendiri mengenai produksi dan struktur biaya serta ada seorang atau lebih yang bertanggung jawab atas usaha tersebut. Sumber data diperoleh dari situs Badan Pusat Statistik Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan wilayah-wilayah di Indonesia dengan jumlah perusahaan industri mikro dengan menggunakan algoritma datamining klastering. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah perusahaan industri mikro di Indonesia berdasarkan provinsi pada tahun 2013 – 2015. Berdasarkan data tersebut diperoleh daerah dengan jumlah perusahaan insutri mikro dengan membagi menjadi 2 klaster yaitu, klaster tinggi (C1) dan klaster rendah (C2). Hasil penelitian diperoleh pengelompokan dari 34 provinsi yang ada di Indonesia dan 2 cluster yang ada diperoleh hanya 3 provinsi di Indonesia dengan jumlah perusahaan industri yang tergolong tinggi (C1) yaitu Jawa Barat, Jawa Tengah dan Jawa Timur. Dan 31 provinsi lainnya dengan jumlah perusahaan industri yang tergolong rendah (C2)

Kata Kunci: Data Mining, Klastering, Perusahaan Industri mikro

1. PENDAHULUAN

Usaha Mikro merupakan usaha produktif milik orang perorangan dan/atau badan usaha perorangan yang memenuhi kriteria Usaha Mikro sebagaimana diatur dalam Undang-Undang [1]. Peranan usaha mikro di Indonesia sangatlah besar. Banyak masyarakat yang menjadikan usaha mikro sebagai sumber penghasilan mereka. Pasca krisis ekonomi tahun 1997-1998 jumlah UMKM tidak berkurang, justru meningkat terus, bahkan mampu menyerap 85 juta hingga 107 juta tenaga kerja sampai tahun 2012. Pada tahun 2012, jumlah pengusaha di Indonesia sebanyak 56.539.560 unit. Dari jumlah tersebut, Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM) sebanyak 56.534.591 unit atau 99,99% [2]. 3 peran penting industri mikro pada masyarakat menengah ke bawah antara lain : 1) Sarana mengentaskan masyarakat dari jurang kemiskinan, 2) sarana untuk meratakan tingkat perekonomian rakyat kecil, 3) Memberikan pemasukan devisa bagi Negara. Untuk itu pemerintah perlu memperhatikan jumlah pertumbuhan industri mikro di daerah-daerah di Indonesia. Dengan menggunakan data dari Badan Pusat Statistik Indonesia (<https://www.bps.go.id/>) peneliti ingin mengelompokkan jumlah perusahaan industri mikro di Indonesia dengan menggunakan ilmu komputer. Tujuan penelitian ini untuk menganalisa apakah teknik ilmu komputer dapat diterapkan dalam mengelompokkan wilayah dengan jumlah perusahaan industri mikro sehingga hasil dari penelitian tersebut dapat menjadi informasi bagi pihak yang berkepentingan dalam mengambil kebijakan terhadap daerah yang memiliki jumlah perusahaan industri mikro yang rendah. Tersedia banyak cabang ilmu komputer yang dapat kita gunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang sifatnya kompleks. Cabang ilmu komputer tersebut adalah Artificial Intelligence seperti datamining [3]–[9], Sistem Pendukung Keputusan [10]–[23], sistem pakar [24], Jaringan Saraf Tiruan [25]–[28][29], [30], logika fuzzy [31] dan lain-lain. Salah satu ilmu komputer yang dapat diterapkan dalam menyelesaikan permasalahan di atas adalah teknik datamining dengan metode klastering[32].

Analisis Pengelompokan / Clustering merupakan proses membagi data dalam suatu himpunan ke dalam beberapa kelompok yang kesamaan datanya dalam suatu kelompok lebih besar daripada kesamaan data tersebut dengan data dalam kelompok lain. Potensi clustering adalah dapat digunakan untuk mengetahui struktur dalam data yang dapat dipakai lebih lanjut dalam berbagai aplikasi secara luas seperti klasifikasi, pengolahan gambar, dan pengenalan pola[33]. Untuk memperoleh informasi berupa prediksi melalui suatu proses data mining maka di penelitian ini menggunakan proses algoritma k-means yang merupakan salah satu metode yang terdapat pada datamining klastering. Algoritma K-Means merupakan model centroid. Mode centroid adalah model yang menggunakan centroid dalam pembuatan cluster. Centroid adalah nilai dari titik tengah suatu cluster. Centroid digunakan untuk menghitung jarak suatu objek data terhadap centroid. Suatu objek data termasuk dalam cluster jika memiliki jarak terpendek terhadap centroid cluster tersebut. Algoritma K-Means dapat diartikan sebagai algoritma pembelajaran yang sederhana untuk memecahkan suatu permasalahan pengelompokan yang bertujuan untuk meminimalkan kesalahan ganda [34].

Hal ini dibuktikan pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [35], pada penelitian tersebut dapat disimpulkan bahwa teknik data mining klastering diterapkan pada pengelompokan penduduk yang mengalami kekerasan fisik berdasarkan wilayah. Sehingga diperoleh penilaian bahwa 3 wilayah tergolong tingkat kekerasan fisik tertinggi di Indonesia (C1) antara lain: Sumatra Utara, Sumatra Selatan, Metro Jaya dan 28 wilayah tergolong tingkat kekerasan fisik rendah (C2) antara lain: Aceh, Sumatra Barat, Riau, Jambi, Bengkulu, Lampung, Bangka Belitung, Kepulauan Riau, Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Di Yogyakarta, Banten, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Gorontalo, Maluku, Maluku Utara, Papua.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahap Pengumpulan Data

Sumber data penelitian diperoleh dari data yang dikumpulkan berdasarkan dokumen-dokumen yang dihasilkan oleh Badan Pusat Statistik Indonesia melalui situs <https://www.bps.go.id>. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah perusahaan industri mikro di Indonesia yang terdiri dari 34 provinsi pada tahun 2013 – tahun 2015.

2.2 Tahap pengolahan data

Data diolah menggunakan 2 cluster yaitu cluster provinsi dengan jumlah perusahaan mikro tinggi (C1) dan cluster provinsi dengan jumlah perusahaan mikro rendah (C2) sehingga pada tahapan ini sudah diperoleh perhitungan nilai yang akan diproses pada tahap selanjutnya. Pada penelitian ini, proses pengolahan data menggunakan bantuan aplikasi RapidMiner untuk mendapatkan hasil yang akurat.

2.3 Tahap clustering

Clustering merupakan proses membagi data dalam suatu himpunan ke dalam beberapa kelompok yang kesamaannya dalam suatu kelompok lebih besar daripada kesamaan data tersebut dengan data dalam kelompok lain. Dalam menentukan cluster berdasarkan data yang telah tersedia, dibutuhkan sebuah flowchart untuk memudahkan dalam menentukan alur perhitungan sebagai alur untuk menemukan hasil dari penerapan cluster terhadap data yang akan diproses[36]. Berikut adalah flowchart dalam menentukan cluster dengan K-Means.



Gambar 1. Flowchart algoritma k-means

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Dalam melakukan clustering, data yang diperoleh akan dihitung terlebih dahulu berdasarkan jumlah perusahaan industri mikro berdasarkan provinsi di Indonesia pada tahun 2013 – 2015 yang ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Data Industri mikro tahun 2013-2015

Provinsi	2013	2014	2015
ACEH	74880	69316	64009
SUMATERA UTARA	64034	76227	94979
SUMATERA BARAT	57987	71413	63409
RIAU	15241	14355	16791
JAMBI	22590	25441	22415
SUMATERA SELATAN	57495	58751	47516
BENGKULU	10595	11310	11663
LAMPUNG	90051	94739	76728
KEP. BANGKA BELITUNG	9723	7752	5914
KEP. RIAU	13706	14638	7231
DKI JAKARTA	20738	15110	28378
JAWA BARAT	382899	437985	421881
JAWA TENGAH	650115	766782	934814
DI YOGYAKARTA	67454	73266	52907
JAWA TIMUR	539320	608774	771185
BANTEN	71736	75760	108235
BALI	84149	107434	95282
NUSA TENGGARA BARAT	93694	93645	79764
NUSA TENGGARA TIMUR	100761	109266	71768
KALIMANTAN BARAT	35892	36311	53867

Provinsi	2013	2014	2015
KALIMANTAN TENGAH	17456	18936	11884
KALIMANTAN SELATAN	64235	67674	55564
KALIMANTAN TIMUR	20689	15866	11084
KALIMANTAN UTARA	0	0	1180
SULAWESI UTARA	37091	35527	39431
SULAWESI TENGAH	30247	38511	20745
SULAWESI SELATAN	94537	100526	112896
SULAWESI TENGGARA	57180	68711	46084
GORONTALO	20934	22610	12458
SULAWESI BARAT	26028	27888	11123
MALUKU	35208	36422	19312
MALUKU UTARA	8328	7851	6939
PAPUA BARAT	2730	2353	1442
PAPUA	9292	9413	6973

3.1 Centroid data

Dalam penerapan algoritma K-means dihasilkan nilai centroid dari data yang didapat dengan ketentuan klusterisasi yang diinginkan adalah 2. Penentuan cluster dibagi atas 2 cluster yaitu cluster tingkat populasi tinggi (C1), cluster tingkat dan cluster tingkat populasi rendah (C2). Pada penelitian ini penentuan titik cluster dilakukan dengan mengambil nilai terbesar (maksimum) untuk cluster tingkat populasi tinggi(C1), dan nilai terkecil (minimum) untuk cluster tingkat populasi rendah (C2) yang ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Centroid data awal

C1	650115	766782	934814
C2	0	0	1180

3.2 Klustering data

Dengan menggunakan centroid yang telah diperoleh, data di kluster menjadi 2 kluster. Proses kluster data dilakukan dengan mengambil jarak terdekat dari setiap data yang di oleh. Hasil pengelompokan data dapat dilihat pada table 3.

Tabel 3. Penentuan jarak pusat cluster pada iterasi 1

Provinsi	C1	C2	Jarak Terdekat	Kluster
ACEH	1255251,16	119829,9023	119829,9023	C2
SUMATERA UTARA	1235184,186	136781,4355	136781,4355	C2
SUMATERA BARAT	1262339,213	111061,952	111061,952	C2
RIAU	1346097,179	26116,22919	26116,22919	C2
JAMBI	1332608,734	40105,83257	40105,83257	C2
SUMATERA SELATAN	1280548,36	94363,02201	94363,02201	C2
BENGKULU	1353488,656	18709,98167	18709,98167	C2
LAMPUNG	1225408,12	150970,729	150970,729	C2
KEP. BANGKA BELITUNG	1359810,158	13305,67507	13305,67507	C2
KEP. RIAU	1353198,889	20946,12329	20946,12329	C2
DKI JAKARTA	1335197,523	37391,28171	37391,28171	C2
JAWA BARAT	665291,0043	717935,816	665291,0043	C1
JAWA TENGAH	0	1371960,858	0	C1
DI YOGYAKARTA	1264206,565	112221,35	112221,35	C2
JAWA TIMUR	253014,8409	1119990,868	253014,8409	C1
BANTEN	1222810,907	149487,1376	149487,1376	C2
BALI	1208251,33	165765,8136	165765,8136	C2
NUSA TENGGARA BARAT	1222222,669	154024,0134	154024,0134	C2
NUSA TENGGARA TIMUR	1216127,257	164543,3184	164543,3184	C2
KALIMANTAN BARAT	1298816,92	73366,50703	73366,50703	C2
KALIMANTAN TENGAH	1345856,915	27890,13532	27890,13532	C2
KALIMANTAN SELATAN	1266920,65	107997,8007	107997,8007	C2
KALIMANTAN TIMUR	1346599,065	27890,03214	27890,03214	C2
KALIMANTAN UTARA	1371960,858	0	0	C2
SULAWESI UTARA	1308527,041	64039,43325	64039,43325	C2
SULAWESI TENGAH	1322927,482	52732,98166	52732,98166	C2
SULAWESI SELATAN	1195036,891	177547,6998	177547,6998	C2
SULAWESI TENGGARA	1276211,6	100035,6093	100035,6093	C2
GORONTALO	1341790,329	32812,15842	32812,15842	C2
SULAWESI BARAT	1337405,694	39421,57502	39421,57502	C2
MALUKU	1322754,8	53804,59806	53804,59806	C2
MALUKU UTARA	1359712,775	12812,48867	12812,48867	C2
PAPUA BARAT	1369175,783	3613,606647	3613,606647	C2
PAPUA	1358363,295	14439,6912	14439,6912	C2

Pada iterasi 1 diperoleh cluster data jumlah perusahaan mikro berdasarkan provinsi yang dapat dilihat pada tabel 3. Proses clustering tersebut berhenti pada iterasi ke 2, pada iterasi 2 menentukan nilai titik tengah atau centroid dapat diketahui pada Tabel 4.

Tabel 4. Centroid iterasi 2

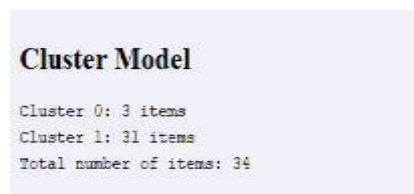
K1	524111,3333	604513,6667	709293,3333
K2	42409,06452	45387,80645	40579,70968

Setelah mendapatkan centroid data, dilakukan perhitungan dengan cara yang sama seperti pada iterasi pertama. Dengan mencari jarak terdekat dari setiap data.

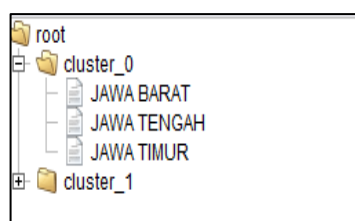
Tabel 5. Penentuan jarak pusat cluster pada iterasi 1

Provinsi	C1	C2	Jarak terdekat	Kluster
ACEH	951124,1791	46646,02601	46646,02601	C2
SUMATERA UTARA	931740,3367	66166,27903	66166,27903	C2
SUMATERA BARAT	958454,374	37962,60357	37962,60357	C2
RIAU	1042494,964	47613,45938	47613,45938	C2
JAMBI	1028907,501	33475,7686	33475,7686	C2
SUMATERA SELATAN	976492,1555	21313,66967	21313,66967	C2
BENGKULU	1049894,136	54859,89147	54859,89147	C2
LAMPUNG	921095,8065	77537,04414	77537,04414	C2
KEP. BANGKA BELITUNG	1056154,501	60716,9183	60716,9183	C2
KEP. RIAU	1049456,253	53680,09824	53680,09824	C2
DKI JAKARTA	1031710,757	39182,42361	39182,42361	C2
JAWA BARAT	360941,2269	644559,2498	360941,2269	C1
JAWA TENGAH	305069,6758	1299758,075	305069,6758	C1
DI YOGYAKARTA	960001,574	39451,29346	39451,29346	C2
JAWA TIMUR	63875,13119	1047906,757	63875,13119	C1
BANTEN	919508,0219	79748,21374	79748,21374	C2
BALI	904248,2885	92651,45932	92651,45932	C2
NUSA TENGGARA BARAT	917906,889	80587,28153	80587,28153	C2
NUSA TENGGARA TIMUR	911555,9811	91967,82828	91967,82828	C2
KALIMANTAN BARAT	995387,3951	17361,23928	17361,23928	C2
KALIMANTAN TENGAH	1042103,934	46322,75086	46322,75086	C2
KALIMANTAN SELATAN	962831,8186	34605,99427	34605,99427	C2
KALIMANTAN TIMUR	1042802,184	47045,67088	47045,67088	C2
KALIMANTAN UTARA	1068435,284	73558,94813	73558,94813	C2
SULAWESI UTARA	1004813,504	11262,18664	11262,18664	C2
SULAWESI TENGAH	1018999,414	24261,5331	24261,5331	C2
SULAWESI SELATAN	891194,3981	104819,7877	104819,7877	C2
SULAWESI TENGGARA	972088,4669	28150,47254	28150,47254	C2
GORONTALO	1037968,587	42081,31911	42081,31911	C2
SULAWESI BARAT	1033453,425	37977,36491	37977,36491	C2
MALUKU	1018738,853	24177,60307	24177,60307	C2
MALUKU UTARA	1056096,773	60845,93778	60845,93778	C2
PAPUA BARAT	1065593,484	70414,36676	70414,36676	C2
PAPUA	1054721,575	59332,43292	59332,43292	C2

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan bantuan software rapidminer untuk mendukung ke akuratan hasil perhitungan. Berikut adalah hasil penggunaan software rapidminer



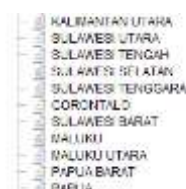
Gambar 2. Cluster Model



Gambar 3. Folder view Cluster C1



Gambar 4. Folder view cluster C2



Gambar 5. Folder view cluster C2 (lanjutan)

Pada iterasi 2, pengelompokan data yang dilakukan terhadap 2 cluster memiliki hasil yang sama dengan iterasi 1. Sehingga proses perhitungan berhenti pada iterasi ke-2. Dari 34 provinsi di Indonesia dapat diketahui, hanya 3 provinsi di Indonesia yang memiliki jumlah perusahaan industri mikro yang tergolong tinggi, yaitu Jawa Barat, Jawa Tengah dan Jawa Timur. 31 provinsi lainnya memiliki jumlah perusahaan industri mikro yang tergolong rendah.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa K-means Clustering pada pengelompokan keberadaan area resapan air berdasarkan provinsi dapat diterapkan. Data diolah menjadi 2 cluster yaitu cluster tinggi dan cluster rendah. Dimana hasil penelitian menyimpulkan dari 34 provinsi yang ada di Indonesia dan 2 cluster yang ada diperoleh hanya 3 provinsi di Indonesia dengan tingkat cluster tinggi (C1) yaitu Jawa Barat, Jawa Tengah dan Jawa Timur. Dan 31 provinsi lainnya dengan cluster rendah (C2).

REFERENCES

- [1] F. Anggraeni, "Pengembangan Usaha Mikro, Kecil Dan Menengah (UMKM) Melalui Fasilitasi Pihak Eksternal Dan Potensi Internal (Studi Kasus Pada Kelompok Usaha 'Emping Jagung' Di Kelurahan Pandanwangi Kecamatan Blimbing Kota Malang)," *J. Adm. Publik Mhs. Univ. Brawijaya*, vol. 1, no. 6, pp. 1286–1295, 2013.
- [2] I. M. Hamzah and D. Agustien, "Pengaruh Perkembangan Usaha Mikro, Kecil, Dan Menengah Terhadap Pendapatan Nasional Pada Sektor Umkm Di Indonesia," *J. Ekon. Pambang.*, vol. 8, no. 2, pp. 215–228, 2019.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.

- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] Hamdani, "Sistem Pakar Untuk Diagnosa Penyakit Mata Pada Manusia," vol. 5, no. 2, pp. 13–21, 2010.
- [25] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, "IMPLEMENTASI JST PADA PREDIKSI TOTAL LABA RUGI KOMPRESIF BANK UMUM KONVENSIONAL DENGAN BACKPROPAGATION," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 411–418, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854767.
- [26] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, "MODEL ARSITEKTUR NEURAL NETWORK DENGAN BACKPROPAGATION PADA PREDIKSI TOTAL LABA RUGI KOMPRESIF BANK UMUM KONVENSIONAL," *Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 147–158, 2018.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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.
- [31] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy," no. 2, 1990.
- [32] D. N. Batubara, A. P. Windarto, D. Hartama, and H. Satria, "Analisis Metode K-MEANS Pada Pengelompokan Keberadaan Area Resapan Air Menurut Provinsi," no. x, pp. 345–349, 2019.
- [33] M. G. Sadewo, A. P. Windarto, and S. R. Andani, "Pemanfaatan Algoritma Clustering Dalam Mengelompokkan Jumlah Desa / Kelurahan Yang Memiliki Sarana Kesehatan," vol. 1, pp. 124–131, 2017.
- [34] A. P. Windarto, "Penerapan Data Mining Pada Ekspor Buah-Buahan Menurut Negara Tujuan Menggunakan K-Means Clustering," *Techno.COM*, vol. 16, no. 4, pp. 348–357, 2017.
- [35] D. R. S. P, A. P. Windarto, D. Hartama, and E. Irawan, "Analisis Datamining Pada Pengelompokan Penduduk Yang Menjadi Korban Kekerasan Fisik Menurut Wilayah," pp. 350–356, 2019.
- [36] C. Astria, A. P. Windarto, A. Wanto, and E. Irawan, "Metode K-Means Pada Pengelompokan Wilayah Pendistribusian Listrik," pp. 306–312, 2019.