Penerapan K-Means Dalam Mengelompokkan Nilai Tambah Industri Besar/Sedang Menurut Kabupaten/Kota

Pika Aryani¹, Ema Meyliza²

Program studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa
aryanipika4@gmail.com¹

Abstract

Each region must have industries both primary industries, secondary industries, manufacturing industries, construction industries, service industries and the quarter industry. These industries must produce an output that will be used or consumed by consumers or the public. More and more industries in a region indicates that the region has a lot of market demand from the community and the more industries, the income in the industry of a region increases. In this study the data was taken from a government website namely BPS (Statistics Indonesia) - www.bps.go.id which is a website that presents various statistical data from each region. There are 2 clusters in this study, namely high level clusters (C1) and low level clusters (C2). This study stopped at the 2nd iteration and there were centroid data generated namely high level centroid (78177, 56543, 42610, 155596) and low level centroid namely: ((3513.3), (3448.8), (2390.9)), (4568)). From the calculation process that has been carried out there are 2 high-level districts / cities namely (Deli Serdang and Medan) and 31 other low-level districts / cities. It is hoped that this research can be input to the government in each region to inform the output data generated from industry in each region, and then the data can be used whenever needed.

Keywords: *Datamining, Value-added, Clustering, K-Means, RapidMiner, Indonesia*

Abstrak

Setiap wilayah pasti memiliki industri baik itu industri primer, industri sekunder, industri manufaktur, industri konstruksi, industri jasa serta industri kuarter. Industri-industri tersebut pasti menghasilkan suatu keluaran yang dihasilkan dan akan di gunakan atau dikonsumsi oleh konsumen atau masyarakat. Semakin banyak industri di suatu wilayah maka menandakan bahwa wilayah tersebut memiliki banyak permintaan pasar dari masyarakat dan semakin banyak industri maka pendapatan di bidang industri suatu wilayah semakin meningkat. Di dalam penelitian ini data diambil dari sebuah website pemerintah yakni BPS (Badan Pusat Statistik) - www.bps.go.id yaitu website yang menyajikan berbagai data statistik dari setiap wilayah. Terdapat 2 *cluster* di dalam penelitian ini yaitu *cluster* tingkat tinggi (C1) dan *cluster* tingkat rendah (C2). Penelitian ini berhenti pada iterasi ke - 2 dan terdapat *centroid* data yang dihasilkan yakni *centroid* tingkat tinggi (78177, 56543, 42610, 155596) dan *centroid* tingkat rendah yakni: ((3513,3), (3448,8), (2390,9), (4568)). Dari proses perhitungan yang telah dilakukan terdapat 2 kabupaten/kota tingkat tinggi yakni (Deli Serdang Dan Medan) dan 31 kabupaten/kota tingkat rendah lainnya. Diharapkan penelitian ini bisa menjadi masukan kepada pemerintah disetiap wilayah untuk menginformasikan data *output* yang dihasilkan dari industri setiap wilayah yang selanjutnya data tersebut bisa digunakan jika sewaktu-waktu dibutuhkan.

Kata Kunci: Datamining, Nilai Tambah, Klastering, K-Means, RapidMiner, Indonesia

1. Pendahuluan

Setiap wilayah pasti memiliki industri baik itu industri primer, industri sekunder, industri manufaktur, industri konstruksi, industri jasa serta industri kuarter. Industri-industri tersebut pasti menghasilkan suatu keluaran yang dihasilkan dan akan di gunakan atau dikonsumsi oleh konsumen atau masyarakat. Semakin banyak industri di suatu wilayah maka menandakan bahwa wilayah tersebut memiliki banyak permintaan pasar dari masyarakat dan semakin banyak industri maka pendapatan di bidang industri suatu wilayah semakin meningkat. Di dalam penelitian ini data diambil dari sebuah website pemerintah yakni BPS (Badan Pusat Statistik) www.bps.go.id yaitu website yang menyajikan berbagai data statistik dari setiap wilayah. Tujuan penelitian ini untuk menganalisa apakah teknik ilmu komputer dapat diterapkan dalam mengelompokkan nilai tambah industri besar/ sedang menurut kabupaten/kota sehingga hasil dari penelitian tersebut dapat menjadi informasi bagi pihak yang berkepentingan dalam mengambil kebijakan terhadap daerah yang memiliki nilai tambah industri. 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. Salah satu ilmu computer yang dapat diterapkan dalam menyelesaikan permasalahan di atas adalah teknik datamining dengan metode klastering [30]. Penelitian ini menggunakan teknik datamining klastering dengan metode K-Means. Pada penelitian ini terdapat 2 *cluster* antara lain: *cluster* tingkat tinggi untuk pada nilai tambah industri besar/ sedang (C1) dan *cluster* tingkat rendah pada nilai tambah industri besar/ sedang (C2).

2. Metodologi Penelitian

2.1. Datamining

Data mining juga bisa diartikan sebagai rangkaian kegiatan untuk menemukan pola yang menarik dari data dalam jumlah besar [31].

Berikut adalah flowchat dari K-means yang merupakan bagian dari datamining klastering seperti yang ditunjukkan pada gambar berikut:

Gambar 1. Flowchat K-Means

2.2. Clustering

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 [4].

2.3. Metode K-Means

Pada dasarnya algoritma k-means hanya mengambil sebagian dari banyaknya komponen yang didapatkan untuk kemudian dijadikan pusat *cluster* awal, pada penentuan pusat *cluster* ini dipilih secara acak dari populasi data [6].

3. Hasil dan Pembahasan

Dalam melakukan *clustering*, data yang diperoleh akan dihitung nilai rata-rata terlebih dahulu agar lebih mudah dalam pengolahannya seperti yang dapat dilihat pada table 1.

Tabel 1. Data Jumlah nilai tambah industri besar/ sedang menurut wilayah (Milyar)

No	Kabupaten/Kota	2013	2014	2015	2016
1	Nias	0	0	0	0
2	Mandailing Natal	1304,07	1742,7	1629,39	2152,08
3	Tapanuli Selatan	1065,5	916,73	1134,12	1076,04
4	Tapanuli Tengah	980,93	888,08	939,23	2797,71
5	Tapanuli Utara	163,72	413,49	343,93	645,62
6	Toba Samosir	804,59	1352,88	1226,78	2797,71
7	Labuhan Batu	4583,01	5191,18	4196,1	5595,42
8	Asahan	7057,51	9343,39	7483,84	29914
9	Simalungun	7142,76	6414,33	6038,57	12266,9
10	Dairi	59,52	59,81	0	645,62
11	Karo	373,91	496,77	352,4	1506,46
12	Deli Serdang	19985,3	38894,8	27983	120301
13	Langkat	4837,63	4953,3	5041,99	20444,8
14	Nias Selatan	1,33	3,18	71,82	645,62
15	Humbang Hasundutan	130,78	129,18	16,53	860,83
16	Pakpak Bharat	0	0	0	0
17	Samosir	20,49	13,75	0	0
18	Serdang Bedagai	5998,8	7343,24	4622,35	17216,7
19	Batubara	46515,8	36741,7	10694,3	5165
20	Padang Lawas Utara	4277,87	4692,34	2695,93	2367,29
21	Padang Lawas	4253,95	5776,05	4934,55	1936,87
22	Labuhan Batu Selatan	7741,65	8412,75	10475,7	5380,21
23	Labuhan Batu Utara	3476,36	3919,23	4555,39	4949,79
24	Nias Utara	5,72	5,05	17,06	430,42
25	Nias Barat	0	0	0	0
26	Sibolga	0,63	0,76	0,88	215,21
27	Tanjungbalai	1958,43	2049,65	1663,74	4734,58
28	Pematangsiantar	3977,19	4325,98	4903,24	7101,87
29	Tebing Tinggi	1899,5	1437,07	815,22	4088,96
30	Medan	136368	74190,6	57236,8	70588,3
31	Binjai	102,17	111,77	110,09	4734,58
32	Padangsidempuan	177,12	179	155,05	645,62
33	Gunungsitoli	1,2	0,85	1,03	1291,25

Sumber: BPS Indonesia

3.1. Centroid Data

Di dalam metode K-Means adapun penentuan *cluster* yang diinginkan. Penentuan *cluster* akan dibagi menjadi 2 titik yaitu tingkat tinggi (C1) dan tingkat rendah (C2). (C1) di dapat dari nilai maksimal suatu kriteria dan (C2) di dapat dari hasil nilai

terendah dari suatu kriteria. Nilai kriteria tersebut dapat dilihat pada tabel 2 berikut ini:

Tabel 2. Centroid Awal				
	a	b	c	d
C1	136368,1	74190,61	57236,79	120301,4
C2	0	0	0	0

Keterangan:

a = 2013

b = 2014

c = 2015

d = 2016

3.2. Clustering Data

Setelah didapat 2 titik *centroid* dari data yang ada selanjutnya akan melakukan proses iterasi 1 menggunakan 2 *centroid* data sebelumnya yang sudah ditentukan. *Cluster* tingkat tinggi (C1) ada 2 kabupaten/kota. *Cluster* tingkat rendah (C2) ada 31 kabupaten/kota lainnya. Hasil dari proses iterasi 1 bisa dilihat pada tabel 3 dan tabel 4 berikut ini:

Tabel 3. Perhitungan jarak pusat *cluster*

No	Kabupaten/Kota	2013	2014	2015	2016	c1	c2	Jarak Terpendek
1	Nias	0	0	0	0	204570,2	0	0
2	Mandailing Natal	1304,07	1742,7	1629,39	2152,08	201351,5	3467,559	3467,559
3	Tapanuli Selatan	1065,5	916,73	1134,12	1076,04	202578,5	2102,326	2102,326
4	Tapanuli Tengah	980,93	888,08	939,23	2797,71	201691,6	3234,23	3234,23
5	Tapanuli Utara	163,72	413,49	343,93	645,62	203835,7	856,0907	856,0907
6	Toba Samosir	804,59	1352,88	1226,78	2797,71	201561,5	3436,542	3436,542
7	Labuhan Batu	4583,01	5191,18	4196,1	5595,42	195189,7	9842,17	9842,17
8	Asahan	7057,51	9343,39	7483,84	29914	177684,1	32984,23	32984,23
9	Simalungun	7142,76	6414,33	6038,57	12266,9	188641,3	16706,38	16706,38
10	Dairi	59,52	59,81	0	645,62	204129,8	651,1106	651,1106
11	Karo	373,91	496,77	352,4	1506,46	203158,3	1667,392	1667,392
12	Deli Serdang	19985,3	38894,8	27983	120301	125086,1	131025,6	125086,1
13	Langkat	4837,63	4953,3	5041,99	20444,8	186520	22166,39	22166,39
14	Nias Selatan	1,33	3,18	71,82	645,62	204169,1	649,6116	649,6116
15	Humbang Hasundutan	130,78	129,18	16,53	860,83	203926,2	880,3933	880,3933
16	Pakpak Bharat	0	0	0	0	204570,2	0	0
17	Samosir	20,49	13,75	0	0	204551,6	24,67595	24,67595
18	Serdang Bedagai	5998,8	7343,24	4622,35	17216,7	186706,9	20191,29	20191,29
19	Batubara	46515,8	36741,7	10694,3	5165	157792,4	60454,27	60454,27
20	Padang Lawas Utara	4277,87	4692,34	2695,93	2367,29	197891,4	7293,17	7293,17
21	Padang Lawas	4253,95	5776,05	4934,55	1936,87	197181,1	8919,646	8919,646
22	Labuhan Batu Selatan	7741,65	8412,75	10475,7	5380,21	190433,7	16413,23	16413,23
23	Labuhan Batu Utara	3476,36	3919,23	4555,39	4949,79	196671,3	8526,279	8526,279
24	Nias Utara	5,72	5,05	17,06	430,42	204307	430,8255	430,8255
25	Nias Barat	0	0	0	0	204570,2	0	0
26	Sibolga	0,63	0,76	0,88	215,21	204442,8	215,2141	215,2141
27	Tanjungbalai	1958,43	2049,65	1663,74	4734,58	199284,6	5763,748	5763,748
28	Pematangsiantar	3977,19	4325,98	4903,24	7101,87	194836,7	10440,81	10440,81
29	Tebing Tinggi	1899,5	1437,07	815,22	4088,96	200159	4801,817	4801,817
30	Medan	136368	74190,6	57236,8	70588,3	49713,11	179886,8	49713,11
31	Binjai	102,17	111,77	110,09	4734,58	201681	4738,28	4738,28
32	Padangsidempuan	177,12	179	155,05	645,62	203964,5	710,1255	710,1255
33	Gunungsitoli	1,2	0,85	1,03	1291,25	203812,2	1291,251	1291,251

Berdasarkan hasil perhitungan jarak pusat *cluster* pada tabel 3, dapat diambil pengelompokan untuk 1 iterasi seperti yang ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 4. Pengelompokan Iterasi 1

no	Kabupaten/Kota	c1	c2
1	N i a s		1
2	Mandailing Natal		1
3	Tapanuli Selatan		1
4	Tapanuli Tengah		1
5	Tapanuli Utara		1
6	Toba Samosir		1
7	Labuhan Batu		1
8	A s a h a n		1
9	Simalungun		1
10	D a i r i		1
11	K a r o		1
12	Deli Serdang	1	
13	L a n g k a t		1
14	Nias Selatan		1
15	Humbang Hasundutan		1
16	Pakpak Bharat		1
17	Samosir		1
18	Serdang Bedagai		1
19	Batubara		1
20	Padang Lawas Utara		1
21	Padang Lawas		1
22	Labuhan Batu Selatan		1
23	Labuhan Batu Utara		1
24	Nias Utara		1
25	Nias Barat		1
26	S i b o l g a		1
27	Tanjungbalai		1
28	Pematangsiantar		1
29	Tebing Tinggi		1
30	M e d a n	1	
31	B i n j a i		1
32	Padangsidempuan		1
33	Gunungsitoli		1

Proses terus melakukan iterasi sampai hasil dari iterasi tersebut sama dengan hasil iterasi sebelumnya. Pada kasus ini proses iterasi berhenti pada iterasi ke 2. Pada iterasi ke -2 dilakukan proses pencarian *centroid* data yang dapat dilihat pada tabel 5 berikut :

Tabel 5. Centoid Akhir

	a	b	c	d
C1	78176,71	56542,71	42609,87	155595,6
C2	3513,296	3448,845	2390,941	4567,969

Berikut adalah hasil dari proses iterasi terakhir pada perhitungan jarak pusat *cluster* yang dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 6. Perhitungan jarak pusat *cluster* iterasi ke-2

No	Kabupaten/Kota	2013	2014	2015	2016	c1	c2	Jarak Terpendek
1	N i a s	0	0	0	0	187974,1	7128,865	7128,865
2	Mandailing Natal	1304,07	1742,7	1629,39	2152,08	184761,3	3769,362	3769,362
3	Tapanuli Selatan	1065,5	916,73	1134,12	1076,04	186110	5116,295	5116,295
4	Tapanuli Tengah	980,93	888,08	939,23	2797,71	184770,8	4267,514	4267,514
5	Tapanuli Utara	163,72	413,49	343,93	645,62	187169,5	6325,197	6325,197
6	Toba Samosir	804,59	1352,88	1226,78	2797,71	184640,5	4027,312	4027,312

No	Kabupaten/Kota	2013	2014	2015	2016	c1	c2	Jarak Terpendek
7	Labuhan Batu	4583,01	5191,18	4196,1	5595,42	178965,6	2914,494	2914,494
8	A s a h a n	7057,51	9343,39	7483,84	29914	155934,1	26751,89	26751,89
9	Simalungun	7142,76	6414,33	6038,57	12266,9	171578,7	9723,445	9723,445
10	D a i r i	59,52	59,81	0	645,62	187397,2	6671,997	6671,997
11	K a r o	373,91	496,77	352,4	1506,46	186342,6	5665,596	5665,596
12	Deli Serdang	19985,3	38894,8	27983	120301	71814,41	124807,6	71814,41
13	L a n g k a t	4837,63	4953,3	5041,99	20444,8	166484,7	16220,94	16220,94
14	Nias Selatan	1,33	3,18	71,82	645,62	187422,2	6705,942	6705,942
15	Humbang Hasundutan	130,78	129,18	16,53	860,83	187164,9	6468,562	6468,562
16	Pakpak Bharat	0	0	0	0	187974,1	7128,865	7128,865
17	Samosir	20,49	13,75	0	0	187961,4	7112,138	7112,138
18	Serdang Bedagai	5998,8	7343,24	4622,35	17216,7	167994,1	13649,64	13649,64
19	Batubara	46515,8	36741,7	10694,3	5165	158248,1	55017,57	55017,57
20	Padang Lawas Utara	4277,87	4692,34	2695,93	2367,29	182267,8	2658,356	2658,356
21	Padang Lawas	4253,95	5776,05	4934,55	1936,87	181857,8	4399,668	4399,668
22	Labuhan Batu Selatan	7741,65	8412,75	10475,7	5380,21	175712,4	10418,35	10418,35
23	Labuhan Batu Utara	3476,36	3919,23	4555,39	4949,79	180254,5	2247,944	2247,944
24	Nias Utara	5,72	5,05	17,06	430,42	187610,2	6849,63	6849,63
25	Nias Barat	0	0	0	0	187974,1	7128,865	7128,865
26	S i b o l g a	0,63	0,76	0,88	215,21	187795,3	6991,925	6991,925
27	Tanjungbalai	1958,43	2049,65	1663,74	4734,58	182248	2220,796	2220,796
28	Pematangsiantar	3977,19	4325,98	4903,24	7101,87	178057,1	3703,629	3703,629
29	Tebing Tinggi	1899,5	1437,07	815,22	4088,96	183182,7	3060,053	3060,053
30	M e d a n	136368	74190,6	57236,8	70588,3	105536,1	173267,3	105536,1
31	B i n j a i	102,17	111,77	110,09	4734,58	183971,1	5291,681	5291,681
32	Padangsidempuan	177,12	179	155,05	645,62	187277,1	6496,613	6496,613
33	Gunungsitoli	1,2	0,85	1,03	1291,25	186905,7	6377,464	6377,464

Berdasarkan hasil perhitungan jarak pusat *cluster* pada iterasi ke-2 sama dengan pengelompokan pada iterasi ke -1 yang ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 7. Pengelompokan Iterasi 2

no	Kabupaten/Kota	c1	c2
1	N i a s		1
2	Mandailing Natal		1
3	Tapanuli Selatan		1
4	Tapanuli Tengah		1
5	Tapanuli Utara		1
6	Toba Samosir		1
7	Labuhan Batu		1
8	A s a h a n		1
9	Simalungun		1
10	D a i r i		1
11	K a r o		1
12	Deli Serdang	1	
13	L a n g k a t		1
14	Nias Selatan		1
15	Humbang Hasundutan		1
16	Pakpak Bharat		1
17	Samosir		1
18	Serdang Bedagai		1
19	Batubara		1
20	Padang Lawas Utara		1
21	Padang Lawas		1
22	Labuhan Batu Selatan		1
23	Labuhan Batu Utara		1
24	Nias Utara		1
25	Nias Barat		1
26	S i b o l g a		1
27	Tanjungbalai		1

28	Pematangsiantar	1
29	Tebing Tinggi	1
30	Medan	1
31	Binjai	1
32	Padangsidempuan	1
33	Gunungsitoli	1

Cluster Model

```
Cluster 0: 31 items
Cluster 1: 2 items
Total number of items: 33
```

Gambar 2. Hasil dengan menggunakan *software RapiMiner*

Hasil perhitungan menggunakan 2 *centroid* data pada iterasi ke -2 ternyata sama dengan hasil perhitungan pada iterasi ke -2 dan hal ini menandakan bahwa proses telah selesai. Dari proses tersebut didapat dari 33 kabupaten/kota bahwa terdapat 2 kabupaten/kota yang tergolong dalam hasil industri tingkat tinggi lalu ada 31 kabupaten/kota yang tergolong dalam populasi tingkat rendah lainnya.

4. Kesimpulan

Dalam menentukan tingkat hasil industri besar, sedang berdasarkan kabupaten/kota dapat menggunakan *clustering* dalam penghitungannya. Data tersebut diolah dengan bantuan software MS. *Excel* dalam proses perhitungannya. Ditetapkan 2 *cluster* antarlain: *cluster* tingkat tinggi dan rendah. Sehingga dapat diperoleh hasil dari nilai *centroid* tersebut bahwa terdapat 2 kabupaten/kota yang tergolong tingkat tinggi dan 31 kabupaten/kota tergolong rendah. Hasil dari penelitian ini bisa jadi masukan dan suatu informasi kepada pemerintah disetiap wilayah untuk memberi informasi tentang data pendapatan industri berdasarkan nilai tambah yang selanjutnya data tersebut bisa digunakan jika sewaktu-waktu dibutuhkan.

Daftar Pustaka

- [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 Promothoe 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 Backpropagation 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.
- [30] 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.
- [31] Cooper, “No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における 健康関連指標に関する共分散構造分析Title,” pp. 5–10, 2019.