
IMPLEMENTASI RAPIDMINER DENGAN METODE K-MEANS (STUDY KASUS: IMUNISASI CAMPAK PADA BALITA BERDASARKAN PROVINSI)

Riyani Wulan Sari, Anjar Wanto, Agus Perdana Windarto

STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia
Email: riyaniwulansari24@gmail.com

Abstrak

Penyakit campak merupakan salah satu penyebab kematian pada anak-anak di seluruh dunia yang selalu meningkat setiap tahunnya. Meskipun program imunisasi campak telah dilaksanakan, namun angka kejadian campak pada anak masih cukup tinggi. Penelitian ini membahas tentang Implementasi Rapidminer dengan Metode K-Means (Study Kasus: Imunisasi Campak pada Balita berdasarkan Provinsi). Kenaikan kasus Campak pada Balita di Indonesia menjadi kasus yang tidak pernah lepas dari perhatian pemerintah. Sumber Data dan penelitian ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data dari tahun 2004-2017 yang terdiri dari 34 provinsi. Proses cluster dibagi kedalam 3 (tiga) cluster yaitu tingkat cluster tinggi (C1), tingkat cluster sedang (C2) dan tingkat cluster rendah (C3). Sehingga diperoleh penilaian untuk Kasus Imunisasi Campak pada Balita berdasarkan Provinsi cluster tinggi (C1) sebanyak 21 provinsi untuk cluster sedang (C2) sebanyak 12 provinsi dan untuk cluster rendah (C3) sebanyak 1 provinsi. Hasil dari cluster dapat dijadikan masukan bagi pemerintah khususnya provinsi, agar provinsi yang masuk kedalam cluster tinggi mendapat perhatian lebih dan meningkatkan sosialisasi imunisasi campak terhadap balita.

Kata kunci: *Data Mining, Penyakit Campak, Clustering, K-means*

Abstract

Measles is one of the causes of death in children around the world which always increases every year. Although measles immunization programs have been implemented, the incidence of measles in children is still quite high. This study discusses the Implementation of Rapidminer with the K-Means Method (Case Study: Measles Immunization in Toddlers by Province). The increase in cases of measles in toddlers in Indonesia is a case that has never been separated from the government's attention. Data sources and research were obtained from the Central Statistics Agency (BPS). The data used in this study are data from 2004-2017 which consists of 34 provinces. The cluster process is divided into 3 (three) clusters, namely high cluster level (C1), medium cluster level (C2) and low cluster level (C3). So that the assessment for cases of immunization against measles based on high cluster province (C1) is 21 provinces for medium cluster (C2) of 12 provinces and for low cluster (C3) of 1 province. The results of the cluster can be used as input for the government, especially the provinces, so that provinces that enter the high cluster receive more attention and increase the socialization of measles immunization against children under five.

Keywords: *Data Mining, Measles, Clustering, K-means*

1. PENDAHULUAN

Kesehatan merupakan salah satu aspek penting dalam pembangunan, karena berpengaruh terhadap kesejahteraan masyarakat dalam suatu negara. Pada pasal 44 Peraturan Menteri Kesehatan no.25 Tahun 2014 tentang Upaya Kesehatan Anak yaitu diperlukan peran aktif masyarakat baik secara perorangan maupun terorganisasi termasuk orangtua atau keluarga. Salah satu cara yang terbaik untuk meningkatkan kekebalan tubuh anak dengan memberikan imunisasi terhadap anak. Dengan adanya Undang-undang No.36 Tahun 2009 tentang Kesehatan dinyatakan bahwa setiap anak berhak memperoleh imunisasi dasar sesuai dengan ketentuan untuk mencegah terjadinya penyakit yang dapat dihindari melalui imunisasi dan pemerintah wajib memberikan imunisasi kepada setiap anak[1]. Penyakit campak adalah salah satu penyakit infeksi penyebab kematian bayi diseluruh dunia yang meningkat setiap tahun. Penyakit ini diakibatkan oleh virus campak, komplikasi penyakit campak antara lain radang selaput otak (meningitis), radang paru – paru, infeksi telinga. Pada tahun 2012 di Indonesia terjadi 15.987 kasus campak, 4 diantaranya mengalami kematian, sedangkan di Jawa Tengah terjadi 490 kasus campak. Lebih dari 95 % kematian akibat campak terjadi di negara – negara berpenghasilan penduduk rendah dengan infrastruktur kesehatan lemah[2]. Penyakit campak masih merupakan masalah kesehatan di Indonesia dalam upaya menurunkan angka kesakitan dan angka kematian. Indonesia telah melaksanakan berbagai upaya antara lain dengan program reduksi campak. Dalam rangka percepatan reduksi campak, maka dilakukan pemberian imunisasi campak dosis tambahan pada kelompok usia yang beresiko tinggi secara lebih luas berupa pelaksanaan crash program campak

pada anak usia 6 – 59 bulan, mereka yang rentan terhadap campak yaitu anak diatas satu tahun, anak tidak mendapatkan imunisasi, serta remaja dan dewasa muda yang belum mendapatkan imunisasi kedua[3].

Data yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan dokumen-dokumen yang dihasilkan oleh Badan Pusat Statistik Nasional melalui situs <https://www.bps.go.id>. Banyak cabang ilmu komputer yang dapat menyelesaikan permasalahan yang bersifat kompleks. Hal ini terbukti dari penelitian terdahulu oleh para peneliti dalam menyelesaikan permasalahan[4][5][4]–[6] dalam bidang datamining, [7][8][7], [9]–[11] dalam bidang jaringan saraf tiruan, [12][13][14]–[16] dalam bidang sistem pendukung keputusan. Dalam hal ini peneliti membahas tentang Imunisasi Campak pada Balita berdasarkan Provinsi dimana proses metode yang dilakukan adalah datamining clustering K-Means. Hasil dari cluster dapat dijadikan masukan bagi pemerintah khususnya provinsi untuk meningkatkan sosialisasi imunisasi campak terhadap balita. Proses clushter dibagi kedalam 3 (tiga) cluster yaitu C1 untuk claster tertinggi, C2 untuk cluster sedang dan C3 untuk claster rendah.

2. TEORITIS

2.1 Data Mining

Data mining juga merupakan metode yang digunakan dalam pengolahan data berskala besar oleh karena itu data mining memiliki peranan yang sangat penting dalam beberapa bidang kehidupan diantaranya yaitu bidang industri, bidang keuangan, cuaca, ilmu dan teknologi[6], [17]. Data mining juga bisa diartikan sebagai rangkaian kegiatan untuk menemukan pola yang menarik dari data dalam jumlah besar, kemudian data – data tersebut dapat disimpan dalam database, data *warehouse* atau penyimpanan informasi. Ada beberapa ilmu yang mendukung teknik data mining diantaranya adalah data analisis, *signal processing*, *neural network* dan pengenalan pola[18].

2.2 Clustering

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[19].

2.3 K-Means

K-means merupakan suatu algoritma yang digunakan dalam pengelompokkan secara pertisi yang memisahkan data ke dalam kelompok yang berbeda – beda. Algoritma ini mampu meminimalkan jarak antara data ke *clusternya*. Pada dasarnya penggunaan algoritma ini dalam proses *clustering* tergantung pada data yang didapatkan dan konklusi yang ingin dicapai di akhir proses. Sehingga dalam penggunaan algoritma kmeans terdapat aturan sebagai berikut:

1. Berapa jumlah *clusteryang* perlu dimasukkan
2. Hanya memiliki atribut bertipe *numeric*

Pada dasarnya algoritma *K-means* hanya mengambil sebagian dari banyaknya komponen yang didapatkan untuk kemudian dijadikan pusat *clusterawal*, pada penentuan pusat *clusterini* dipilih secara acak dari populasi data. Kemudian algoritma *K-means* akan menguji masing – masing dari setiap komponen dalam populasi data tersebut dan menandai komponen tersebut ke dalam salah satu pusat *cluster* yang telah didefinisikan sebelumnya tergantung dari jarak minimum antar komponen dengan tiap – tiap pusat *cluster*. Selanjutnya posisi pusat *clusterakan* dihitung kembali samapi semua komponen data digolongkan ke dalam tiap – tiap *cluster* dan terakhir akan terbentuk *cluster* baru[20].

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1. Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini diambil berdasarkan dokumen-dokumen keterangan Jumlah penduduk provinsi yang memiliki keluhan kesehatan yang dihasilkan dari Publikasi Statistik Indonesia dan diolah dari hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional/Susenas, Badan Pusat Statistik Nasional. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data dari tahun 2004-2017 yang terdiri dari 34 provinsi[21].

3.2. Tahap Pengolahan Data

Data yang telah diperoleh akan diolah terlebih dahulu untuk dapat diclustering. Dalam tahap sebelumnya, data setiap provinsi akan dijumlah setiap aspeknya sehingga pada tahapan ini sudah diperoleh perhitungan nilai yang akan diproses pada tahap clustering[22].

3.3. Tahap Clustering

Clustering merupakan klasifikasi tanpa pengawasan dan merupakan proses partisi sekumpulan objek data dari satu set menjadi beberapa kelas. Hal ini dapat dilakukan dengan menerapkan berbagai persamaan dan langkah-langkah mengenai jarak algoritma, yaitu dengan Euclidean Distance. Analisis kluster ialah metode yang dipakai untuk membagi rangkaian data menjadi beberapa grup berdasarkan kesamaan- kesamaan yang telah ditentukan sebelumnya. 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. Berikut adalah flowchart dalam menentukan cluster dengan K-Means[23].

3.4. Tahap Analisis

Pada tahapan ini dilakukan analisis data jumlah penduduk yang memiliki keluhan kesehatan. Data yang diperoleh diolah dengan menggunakan perhitungan bobot dari tiap indeks. Pada tahapan sebelumnya, telah ditentukan akan dicluster ke dalam 3 cluster yakni cluster tingkat keluhan kesehatan tinggi, cluster tingkat keluhan kesehatan sedang dan cluster tingkat keluhan kesehatan rendah. Pada tahapan inilah akan dianalisis hasilnya[24].

Dalam melakukan *clustering*, data yang diperoleh akan dihitung terlebih dahulu berdasarkan hasil rata-rata jumlah Persentase Balita yang Pernah Mendapat Imunisasi Campak berdasarkan Provinsi. Data tersebut kemudian diakumulasikan dan diambil nilai rata-rata nya, yaitu :

Tabel 1. Nilai rata-rata setelah data alternatif diakumulasikan

Provinsi	Rata-Rata	Provinsi	Rata-Rata
Aceh	64,47	Nusa Tenggara Barat	80,38
Sumatera Utara	67,75	Nusa Tenggara Timur	78,72
Sumatera Barat	70,13	Kalimantan Barat	70,14
R i a u	72,60	Kalimantan Tengah	75,30
J a m b i	74,14	Kalimantan Selatan	72,65
Sumatera Selatan	77,06	Kalimantan Timur	80,05
Bengkulu	78,45	Kalimantan Utara	15,69
Lampung	78,85	Sulawesi Utara	80,59
Kep Bangka Belitung	75,82	Sulawesi Tengah	71,74
Kepulauan Riau	73,46	Sulawesi Selatan	74,15
DKI Jakarta	79,07	Sulawesi Tenggara	76,61
Jawa Barat	76,47	Gorontalo	78,13
Jawa Tengah	80,03	Sulawesi Barat	59,24
DI Yogyakarta	83,40	M a l u k u	69,33
Jawa Timur	77,75	Maluku Utara	73,25
Banten	69,82	Papua Barat	62,86
B a l i	82,35	P a p u a	62,85

Sumber: Badan Pusat Statistik

Setelah diakumulasikan dan dicari nilai rata-rata maka akan didapatkan nilai dari setiap variable. Kemudian data tersebut akan masuk ke tahapan *clustering* dengan menerapkan algoritma *K-means* untuk *mengcluster* data menjadi tiga cluster.

3.5. Centroid Data

Dalam penerapan algoritma *K-means* dihasilkan nilai titik tengah atau *centroid* dari data yang didapat dengan ketentuan bahwa clusterisasi yang diinginkan adalah 3. Penentuan titik cluster ini dilakukan dengan mengambil nilai terbesar (maksimum) untuk cluster tinggi (C1), nilai rata-rata (average) untuk cluster sedang (C2) dan nilai terkecil (minimum) untuk cluster rendah (C3). Nilai titik tersebut dapat diketahui pada tabel berikut:

Tabel 2. Centroid Data Awal (Iterasi 1)

Centroid	
Max (C1)	83,40
Average (C2)	72,45
Min (C3)	15,69

3.6 Clustering Data

Dengan menggunakan *centroid* tersebut maka dapat dicluster data yang telah didapat menjadi 3 cluster. Proses cluster dengan mengambil jarak terdekat dari setiap data yang diolah. Dari data jumlah Persentase Balita yang Pernah Mendapat Imunisasi Campak berdasarkan Provinsi didapatkan pengelompokan pada iterasi 1 untuk 3 cluster tersebut. Proses pencarian jarak terdekat, pengelompokan data pada iterasi 1 dan Clustering atas dapat digambarkan pada tabel dan gambar berikut:

Tabel 3. Perhitungan Jarak Pusat Cluster Iterasi 1

Provinsi	Rata-Rata	Iterasi 1			Jarak Terpendek
		c1	c2	c3	
Aceh	64,47	18,93	7,98	48,78	7,98
Sumatera Utara	67,75	15,65	4,70	52,06	4,70
Sumatera Barat	70,13	13,27	2,32	54,44	2,32
R i a u	72,60	10,80	0,15	56,91	0,15
J a m b i	74,14	9,26	1,69	58,44	1,69
Sumatera Selatan	77,06	6,33	4,61	61,37	4,61
Bengkulu	78,45	4,94	6,00	62,76	4,94
Lampung	78,85	4,54	6,40	63,16	4,54
Kep Bangka Belitung	75,82	7,57	3,37	60,13	3,37
Kepulauan Riau	73,46	9,94	1,01	57,76	1,01
DKI Jakarta	79,07	4,33	6,62	63,37	4,33
Jawa Barat	76,47	6,93	4,02	60,77	4,02
Jawa Tengah	80,03	3,37	7,58	64,33	3,37
DI Yogyakarta	83,40	0,00	10,95	67,70	0,00
Jawa Timur	77,75	5,65	5,30	62,05	5,30
Banten	69,82	13,58	2,63	54,12	2,63
B a l i	82,35	1,05	9,90	66,65	1,05
Nusa Tenggara Barat	80,38	3,01	7,93	64,69	3,01
Nusa Tenggara Timur	78,72	4,68	6,27	63,03	4,68
Kalimantan Barat	70,14	13,26	2,31	54,45	2,31
Kalimantan Tengah	75,30	8,09	2,86	59,61	2,86
Kalimantan Selatan	72,65	10,74	0,21	56,96	0,21
Kalimantan Timur	80,05	3,34	7,60	64,36	3,34
Kalimantan Utara	15,69	67,70	56,76	0,00	0,00
Sulawesi Utara	80,59	2,81	8,14	64,89	2,81
Sulawesi Tengah	71,74	11,66	0,71	56,05	0,71
Sulawesi Selatan	74,15	9,25	1,70	58,45	1,70
Sulawesi Tenggara	76,61	6,79	4,16	60,92	4,16
Gorontalo	78,13	5,27	5,68	62,44	5,27
Sulawesi Barat	59,24	24,16	13,21	43,54	13,21
M a l u k u	69,33	14,07	3,12	53,64	3,12
Maluku Utara	73,25	10,14	0,80	57,56	0,80
Papua Barat	62,86	20,54	9,59	47,17	9,59
P a p u a	62,85	20,54	9,60	47,16	9,60

Tabel 4. Hasil Pengelompokan Iterasi 1

Provinsi	c1	c2	c3	Provinsi	c1	c2	c3
Aceh		1		Nusa Tenggara Barat	1		
Sumatera Utara		1		Nusa Tenggara Timur	1		
Sumatera Barat		1		Kalimantan Barat		1	
R i a u		1		Kalimantan Tengah		1	
J a m b i		1		Kalimantan Selatan		1	
Sumatera Selatan		1		Kalimantan Timur	1		

Provinsi	c1	c2	c3	Provinsi	c1	c2	c3
Bengkulu	1			Kalimantan Utara			1
Lampung	1			Sulawesi Utara	1		
Kep Bangka Belitung		1		Sulawesi Tengah		1	
Kepulauan Riau		1		Sulawesi Selatan		1	
DKI Jakarta	1			Sulawesi Tenggara		1	
Jawa Barat		1		Gorontalo	1		
Jawa Tengah	1			Sulawesi Barat		1	
DI Yogyakarta	1			Maluku		1	
Jawa Timur		1		Maluku Utara		1	
Banten		1		Papua Barat		1	
Bali	1			Papua		1	

Proses *K-means* akan terus beriterasi sampai pengelompokan data sama dengan pengelompokan data iterasi sebelumnya. Dengan kata lain, proses akan terus melakukan iterasi sampai data pada iterasi terakhir sama dengan iterasi sebelumnya. Setelah mendapatkan nilai titik tengah atau *centroid*, proses sama dilakukan dengan mencari jarak terdekat. Proses pencarian jarak terdekat, pengelompokan data pada iterasi terakhir dan Clustering data dapat digambarkan pada tabel berikut:

Tabel 5. *Centroid* Data Iterasi 7

Centroid	
Max (C1)	77,81
Average (C2)	67,80
Min (C3)	15,7

Tabel 6. Perhitungan Jarak Pusat Cluster Iterasi 7

PROVINSI	RATA-RATA	ITERASI 7			JARAK TERPENDEK
		C1	C2	C3	
Aceh	64,47	13,34	3,33	48,78	3,33
Sumatera Utara	67,75	10,06	0,05	52,06	0,05
Sumatera Barat	70,13	7,68	2,33	54,44	2,33
Riau	72,60	5,21	4,80	56,91	4,80
Jambi	74,14	3,67	6,34	58,44	3,67
Sumatera Selatan	77,06	0,75	9,26	61,37	0,75
Bengkulu	78,45	0,64	10,66	62,76	0,64
Lampung	78,85	1,04	11,05	63,16	1,04
Kep Bangka Belitung	75,82	1,99	8,02	60,13	1,99
Kepulauan Riau	73,46	4,35	5,66	57,76	4,35
DKI Jakarta	79,07	1,26	11,27	63,37	1,26
Jawa Barat	76,47	1,34	8,67	60,77	1,34
Jawa Tengah	80,03	2,22	12,23	64,33	2,22
DI Yogyakarta	83,40	5,59	15,60	67,70	5,59
Jawa Timur	77,75	0,06	9,95	62,05	0,06
Banten	69,82	7,99	2,02	54,12	2,02
Bali	82,35	4,54	14,55	66,65	4,54
Nusa Tenggara Barat	80,38	2,57	12,59	64,69	2,57
Nusa Tenggara Timur	78,72	0,91	10,92	63,03	0,91
Kalimantan Barat	70,14	7,67	2,34	54,45	2,34
Kalimantan Tengah	75,30	2,51	7,51	59,61	2,51
Kalimantan Selatan	72,65	5,16	4,86	56,96	4,86
Kalimantan Timur	80,05	2,24	12,25	64,36	2,24
Kalimantan Utara	15,69	62,12	52,10	0,00	0,00
Sulawesi Utara	80,59	2,78	12,79	64,89	2,78
Sulawesi Tengah	71,74	6,07	3,94	56,05	3,94
Sulawesi Selatan	74,15	3,66	6,35	58,45	3,66
Sulawesi Tenggara	76,61	1,20	8,81	60,92	1,20
Gorontalo	78,13	0,32	10,33	62,44	0,32
Sulawesi Barat	59,24	18,57	8,56	43,54	8,56

PROVINSI	RATA-RATA	ITERASI 7			JARAK TERPENDEK
		C1	C2	C3	
Maluku	69,33	8,48	1,53	53,64	1,53
Maluku Utara	73,25	4,56	5,45	57,56	4,56
Papua Barat	62,86	14,95	4,94	47,17	4,94
Papua	62,85	14,96	4,94	47,16	4,94

Tabel 7. Hasil Pengelompokan Iterasi 7

PROVINSI	C1	C2	C3	PROVINSI	C1	C2	C3
Aceh		1		Nusa Tenggara Barat	1		
Sumatera Utara		1		Nusa Tenggara Timur	1		
Sumatera Barat		1		Kalimantan Barat		1	
Riau		1		Kalimantan Tengah	1		
Jambi	1			Kalimantan Selatan		1	
Sumatera Selatan	1			Kalimantan Timur	1		
Bengkulu	1			Kalimantan Utara			1
Lampung	1			Sulawesi Utara	1		
Kep. Bangka Belitung	1			Sulawesi Tengah		1	
Kepulauan Riau	1			Sulawesi Selatan	1		
DKI Jakarta	1			Sulawesi Tenggara	1		
Jawa Barat	1			Gorontalo	1		
Jawa Tengah	1			Sulawesi Barat		1	
DI Yogyakarta	1			Maluku		1	
Jawa Timur	1			Maluku Utara	1		
Banten		1		Papua Barat		1	
Bali	1			Papua		1	

3.7 Analisa Data

Pada iterasi 7, pengelompokan data yang dilakukan terhadap 3 cluster dengan iterasi 1 didapatkan hasil yang sama. Dari 34 data jumlah Persentase Balita yang Pernah Mendapat Imunisasi Campak berdasarkan Provinsi dapat diketahui bahwa Provinsi cluster tinggi (C1) sebanyak 21 provinsi untuk cluster sedang (C2) sebanyak 12 provinsi dan untuk cluster rendah (C3) sebanyak 1 provinsi.

4. KESIMPULAN

Untuk melakukan penilaian Persentase Balita yang Pernah Mendapat Imunisasi Campak berdasarkan Provinsi dapat menerapkan metode clustering *K-means*. Data diolah untuk memperoleh nilai dari Jumlah Persentase Balita yang Pernah Mendapat Imunisasi Campak. Data tersebut diolah menggunakan *Ms. Excel* untuk ditentukan nilai *centroid* dalam 3 cluster yaitu cluster tinggi (C1), cluster sedang (C2) dan cluster rendah (C3). Sehingga diperoleh penilaian berdasarkan pengelompokan Jumlah Persentase Balita yang Pernah Mendapat Imunisasi Campak berdasarkan Provinsi dengan cluster tinggi (C1) sebanyak 21 provinsi untuk cluster sedang (C2) sebanyak 12 provinsi dan untuk cluster rendah (C3) sebanyak 1 provinsi. Hasil dari penelitian ini dapat dijadikan masukan bagi pemerintah khususnya provinsi, agar provinsi yang masuk kedalam cluster tinggi mendapat perhatian lebih dan meningkatkan sosialisasi imunisasi campak terhadap balita.

5. REFERENSI

- [1] K. P. Juanda, "EFEKTIVITAS PELAKSANAAN PROGRAM IMUNISASI CAMPAK Kata Kunci : Efektivitas Program , Program Imunisasi Campak," vol. 5, pp. 6409–6420, 2017.
- [2] H. N. Rosalina, D. E. Wijayanti, and R. Caturiningsih, "Jurnal Kesehatan Dan Kebidanan (Journal of Midwifery and Health)," *J. Kesehat. dan kebidanan*, pp. 64–70, 2015.
- [3] L. Mafulla Rahmayanti, "Hubungan Status Imunisasi Campak Dan Perilaku Pencegahan Penyakit Campak Dengan Kejadian Campak Pada Bayi Dan Balita Di Puskesmas Kabupaten Bantul Tahun 2013-2014," 2015.
- [4] 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.
- [5] M. G. Sadewo, A. P. Windarto, and D. Hartama, "PENERAPAN DATAMINING PADA POPULASI DAGING AYAM RAS PEDAGING DI INDONESIA BERDASARKAN PROVINSI MENGGUNAKAN

- K-MEANS CLUSTERING,” *InfoTekJar (Jurnal Nas. Inform. dan Teknol. Jaringan)*, vol. 2, no. 1, pp. 60–67, 2017.
- [6] A. P. Windarto, “Implementation of Data Mining on Rice Imports by Major Country of Origin Using Algorithm Using K-Means Clustering Method,” *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. 1, no. 2, pp. 26–33, 2017.
- [7] 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.
- [8] M. N. H. Siregar, “Neural Network Analysis With Backpropogation In Predicting Human Development Index (HDI) Component by Regency / City In North Sumatera,” *International Journal Of Information System Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 22–33, 2017.
- [9] Solikhun, A. P. Windarto, Handrizal, and M.Fauzan, “Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Sujuk Negara Ritel Berdasarkan Kelompok Profesi Dengan Backpropogation Dalam Mendorong Laju Pertumbuhan Ekonomi,” *Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 2, pp. 184–197, 2017.
- [10] 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.
- [11] A. P. Windarto, “IMPLEMENTASI JST DALAM MENENTUKAN KELAYAKAN NASABAH PINJAMAN KUR PADA BANK MANDIRI MIKRO SERBELAWAN DENGAN METODE BACKPROPOGATION,” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.)*, vol. 1, no. 1, pp. 12–23, 2017.
- [12] A. Putrama and A. P. Windarto, “Analisis dalam menentukan produk bri syariah terbaik berdasarkan dana pihak ketiga menggunakan ahp,” *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 3, no. 1, pp. 60–64, 2018.
- [13] P. P. P. A. N. W. F. I. R. H. Zer and A. P. Windarto, “Analisis Pemilihan Rekomendasi Produk Terbaik Prudential Berdasarkan Jenis Asuransi Jiwa Berjangka Untuk Kecelakaan Menggunakan Metode Analytic Hierarchy Process (Ahp),” *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 3, no. 1, pp. 78–82, 2018.
- [14] D. R. Sari, A. P. Windarto, D. Hartama, and S. Solikhun, “Sistem Pendukung Keputusan untuk Rekomendasi Kelulusan Sidang Skripsi Menggunakan Metode AHP-TOPSIS,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2018.
- [15] A. P. Windarto, “Penilaian Prestasi Kerja Karyawan PTPN III Pematangsiantar Dengan Metode Simple Additive Weighting (SAW),” *J. Ris. Sist. Inf. Dan Tek. Inform.*, vol. 2, no. ISSN 2527-5771, pp. 84–95, 2017.
- [16] T. Imandasari and A. P. Windarto, “Sistem Pendukung Keputusan dalam Merekomendasikan Unit Terbaik di PDAM Tirta Lihou Menggunakan Metode Promethee,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 5, no. 4, p. 159, 2017.
- [17] D. Hartama, “MODEL ATURAN KETERHUBUNGAN DATA MAHASISWA MENGGUNAKAN ALGORITMA C 4.5 UNTUK MENINGKATKAN INDEKS PRESTASI,” 2011.
- [18] M. Ridwan, H. Suyono, and M. Sarosa, “Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier,” *Eeccis*, vol. 7, no. 1, pp. 59–64, 2013.
- [19] J. Informatika, W. Mega, and P. Duhita, “CLUSTERING MENGGUNAKAN METODE K-MEANS UNTUK,” vol. 15, no. 2, 2015.
- [20] A. K. Wardhani, “Implementasi Algoritma K-Means untuk Pengelompokkan Penyakit Pasien pada Puskesmas Kajen Pekalongan,” *J. Transform.*, vol. 14, no. 1, pp. 30–37, 2016.
- [21] L. Teori, “(K-MEANS ALGORITHM IMPLEMENTATION FOR CLUSTERING OF PATIENTS DISEASE IN KAJEN CLINIC OF PEKALONGAN) Anindya Khrisna Wardhani Magister Sistem Informasi Universitas Diponegoro,” vol. 14, pp. 30–37, 2016.
- [22] G. F. Mandias *et al.*, “Penerapan Algoritma K-Means Untuk Analisis Prestasi Akademik Mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Universitas Klabat Application of K-Means Algorithm for Academic Achievement Analysis of Faculty of Computer Science Universitas Klabat,” pp. 230–239, 2017.
- [23] D. A. N. Prestasi and M. Lalu, “DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI PRESTASI SISWA DATA MINING TO PREDICT STUDENT ’ S ACHIEVEMENT BASED ON SOCIO-ECONOMIC , MOTIVATION , DISCIPLINE AND,” vol. 4, pp. 222–231.
- [24] P. Soepomo, “PENERAPAN DATA MINING UNTUK KLASIFIKASI PREDIKSI PENYAKIT ISPA (Infeksi Saluran Pernapasan Akut) DENGAN ALGORITMA DECISION TREE (ID3),” vol. 2, 2014.