

Data Mining Dengan Algoritma Dynamicsome untuk Penentuan Pengiriman dan Stok yang belum di kirim Pupuk Subsidi

Rini Prasetyani¹, Taufik Djatna²

¹Department of Industrial Engineering, Pancasila University, Jl. Srengsewah Jagakarsa, South Jakarta 46126.

²Agricultural Industrial Technology Postgraduate Program, Bogor Agricultural University Campus IPB Darmaga PO Box 220, Bogor 16002

Email: rini,prasetyani@univpancasila.ac.id¹, taufikdjatna@apps.ipb.ac.id²

Abstract : *Data Mining is a new technology that is very useful to help companies find very important information from their data warehouses. Some data mining applications focus on prediction, they predict what will happen in a new situation from data that describes what happened in the past. In order to find out how many tons of fertilizer have been sent and how many have not been sent by the subsidized fertilizer factory appointed by the government. can be done by using analytical techniques, namely the analysis of consumer buying habits. Detection of fertilizers that are often purchased together is done using association rules. In this study, an a priori algorithm will be used to determine the association rules for buying fertilizer. So in solving these problems, the DynamicSome Algorithm method is used, which is a modification of the Apriori algorithm which will search for frequent itemsets from transaction data. Frequent itemset is a pair of items found in transaction data. In addition, the DynamicSome algorithm is also used to analyze the relationship between different items in a large set of items, this aims to see the relationship and attachment between these items, from the calculation results obtained in the 2016 tax year there are still 5 districts that have not been sent and in 2017 still 3 districts have not been sent.*

Keywords : *Data Mining, Dynamicsome Algorithm, High Frequency Pattern Analysis*

1. INTRODUCTION

Pada saat menggunakan algoritma DynamicSome ini diharapkan mampu menghasilkan *output* yang lebih akurat sehingga akan mempercepat proses perhitungan. Dalam dunia usaha pengguna (*user*) pasti mengenal retur pembelian dan retur penjualan. Sebelum melakukan pemesanan, pastinya adanya kesepakatan atau perjanjian yang terjadi dibelah dua pihak, jika masalah yang terjadi sesuai dengan perjanjian, produsen akan bersedia menangani masalah itu, Masalah akan muncul apabila terjadi pengembalian barang kadaluarsa (rusak) dikarenakan beberapa penyebab diantaranya barang rusak atau cacat (kadaluarsa) sebelum serah terima dengan pembeli, barang tidak sesuai pesanan, barang tidak laku di toko. Selain itu permasalahan juga akan muncul, jika barang telah selesai diperjual belikan tetapi pembeli mengajukan komplain dengan alasan tertentu dan mengembalikan barang[1].

Transaksi jual beli tidak selamanya akan berjalan lancar, terkadang ada hambatan yang menyebabkan barang lama terkirim hingga akhirnya barang rusak atau habis masa berlakunya karena lama diperjalanan. Umumnya ketika barang yang diperjual belikan telah rusak dan sampai ke tangan pembeli, maka pembeli akan mengembalikan barang tersebut. Pengembalian barang oleh pembeli disebut retur pembelian dan penerimaan barang

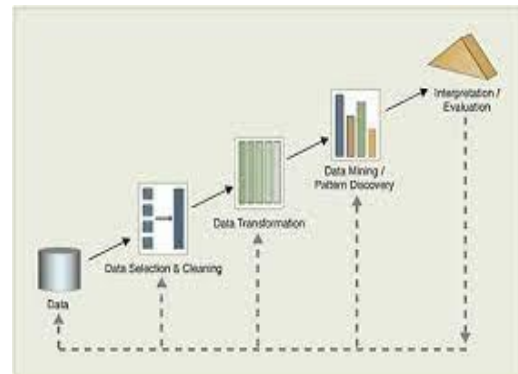
yang telah dijual oleh penjual disebut retur penjualan[1].

Algoritma apriori adalah satu algoritma dasar yang diusulkan oleh Agrawal dan Srikant pada tahun 1994 untuk menemukan frequent itemsets pada aturan asosiasi Boolean. Ide utama pada algoritma aprioria adalah : pertama, mencari frequent itemset (himpunan item - item yang memenuhi minimum support) dari basis data transaksi, kedua – menghilangkan itemset dengan frekuensi yang rendah berdasarkan level minimum support yang telah ditentukan sebelumnya[2] .

Salah satu aplikasi terpenting dari penambahan data di sektor e-commerce adalah mengantisipasi kebiasaan pembelian klien secara akurat karena jumlah situs web e-commerce (baik pelanggan dan barang dagangan) tumbuh dengan cepat dan instan, dan persaingan hanya dengan sekali klik mouse. Untuk bertahan dalam bisnis, penyedia harus dapat dengan andal memperkirakan perilaku pembelian pelanggan dan menargetkan mereka dengan layanan yang disesuaikan berdasarkan preferensi mereka[3]. Tujuannya untuk mewujudkan penyaluran Pupuk Organik Bersubsidi ke Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah (Ton) sesuai SK karena apa yang diajukan dan berapa stok yang belum dikirim.

Data Mining merupakan teknologi baru yang sangat berguna untuk membantu perusahaan perusahaan menemukan informasi yang sangat penting dari gudang data mereka. Beberapa aplikasi data mining fokus pada prediksi, mereka meramalkan apa yang akan terjadi dalam situasi baru dari data yang menggambarkan apa yang terjadi di masa lalu. Data mining sering disebut juga Knowledge Discovery in Database atau disingkat menjadi KDD, adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar[4]. Gambar tahapan pembuatan

aplikasi data mining ditunjukkan pada gambar 1 berikut ini



Gambar 1 menunjukkan langkah dalam proses data mining.

Proses dalam tahap data mining terdiri dari tiga langkah utama, yaitu :

1. Data Preparation Pada langkah ini, data dipilih, dibersihkan, dan dilakukan preprocessed mengikuti pedoman dan knowledge dari ahli domain yang menangkap dan mengintegrasikan data internal dan eksternal ke dalam tinjauan organisasi secara menyeluruh.
2. Algoritma data mining Penggunaan algoritma data mining dilakukan pada langkah ini untuk menggali data yang terintegrasi untuk memudahkan identifikasi informasi bernilai.
3. Fase analisa data Keluaran dari data mining dievaluasi untuk melihat apakah knowledge domain ditemukan dalam bentuk rule yang telah diekstrak dari jaringan.

Association Rules Mining

Aturan asosiasi (association rule) adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Dalam menentukan suatu aturan asosiasi, terdapat suatu ukuran ketertarikan (interestingness measure) yang didapatkan dari hasil pengolahan data dengan data perhitungan tertentu[5].

Pada umumnya terdapat dua ukuran ketertarikan dalam aturan asosiasi, yaitu :

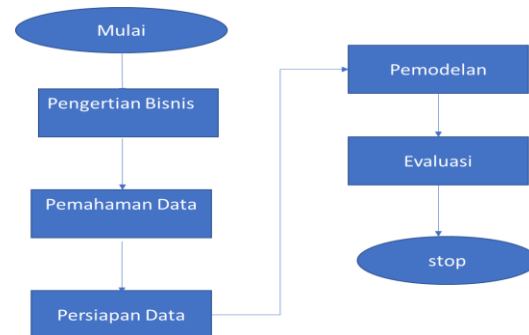
- a. Support, adalah probabilitas konsumen membeli beberapa produk secara bersamaan dari jumlah seluruh transaksi (Yulita dan Moertini). Ukuran ini menentukan apakah suatu item/itemset layak untuk dicari nilai confidence-nya (misal dari keseluruhan transaksi yang ada, seberapa besar tingkat dominasi yang menunjukkan bahwa item X dan Y dibeli secara bersamaan).
- b. Confidence atau tingkat kepercayaan merupakan probabilitas kejadian beberapa produk yang dibeli bersamaan dimana salah satu prduk sudah pasti dibeli (misal, seberapa sering item Y dibeli apabila konsumen membeli item X) (Yulita dan Moertini). Kedua ukuran (support dan confidence) berguna dalam menentukan aturan asosiasi, yaitu untuk dibandingkan dengan batasan (threshold) yang ditentukan oleh pengguna. Batasan tersebut umumnya terdiri atas minimum support dan minimum confidence.

Langkah-langkah dalam pembentukan aturan asosiasi meliputi dua tahap[6], yaitu :

- a. Analisis Pola Frekuensi Tinggi Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam basis data. Support untuk aturan “ $X \Rightarrow Y$ ” adalah probabilitas atribut atau kumpulan atribut X dan Y yang terjadi secara bersamaan dalam suatu transaksi (Yulita dan Paradigma, Moertini). Bentuk persamaan matematis dari nilai support (Han & Kamber) adalah: $Support(X \Rightarrow Y) = P(X \cap Y)$ Dengan keterangan: $X \Rightarrow Y$ = item yang muncul bersamaan $P(X \cap Y) =$ probabilitas transaksi yang mengandung X dan Y dibagi dengan jumlah transaksi seluruhnya.

- b. Pembentukan aturan asosiasi Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence dari aturan if X then Y. Bentuk rumus matematika dari confidence (Han & Kamber) adalah: $Confidence(X \Rightarrow Y) = P(Y | X)$ Dengan keterangan: $P(X|Y) =$ item yang muncul bersamaan $X \cap Y =$ probabilitas transaksi yang mengandung X dan Y dibagi dengan jumlah transaksi yang mengandung X.

2. METHODS



Algoritma DynamicSome merupakan modifikasi algoritma Apriori yang akan mencari frequent itemset dari data transaksi. Frequent itemset merupakan pasangan item-item yang ditemukan dalam data transaksi. Selain itu algoritma DynamicSome juga digunakan untuk menganalisis keterkaitan antara item-item berbeda dalam sekumpulan item yang besar, hal ini bertujuan untuk melihat hubungan dan keterikatan antara item-item tersebut[1].

Rumus Algoritma Dynamic Some

Support (A) = $\frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung Item A}}{\text{Total Transaksi}}$
<i>Total Transaksi</i>
Sedangkan nilai support dari dua item diperoleh dengan rumus berikut:
Support (A, B) = $\frac{P(A \cap B)}{\text{Transaksi Yang Mengandung Item A dan B}}$
<i>Total Transaksi</i>

3. RESULT AND DISCUSSIO

Data on the distribution of subsidized fertilizers in Central Java districts and cities in 2016, 2017 and 2018

County / City	Realization of Subsidized Organic Fertilizer Distribution by Regency/City in Central Java Province (Tons)											
	SK Kadistan			Cumulative Realization of Distribution			Percentage (%)	Cumulative Disbursement			Remaining Stock	
	2016	2017	2018	2016	2017	2018	2016	2017	2018	2016	2017	2018
PROVINCE OF CENTRAL JAVA	255420.00	161607.00	170222.00	167860.00	161607.00	165728.00	65.72	100.00	97.36	87.56	0.00	4494.00
Cilacap Regency	9910.00	3900.00	3130.00	3890.00	3900.00	2973.00	39.25	100.00	94.98	6020.00	0.00	157.00
Banyumas Regency	5000.00	1975.00	1950.00	2254.00	1975.00	1755.00	45.08	100.00	90.00	2746.00	0.00	195.00
Purbalingga Regency	5600.00	700.00	450.00	834.00	700.00	338.00	14.89	100.00	75.11	4766.00	0.00	112.00
Banjarnegara Regency	5300.00	4100.00	4000.00	3522.00	4100.00	3543.00	66.45	100.00	88.58	1778.00	0.00	457.00
Kebumen Regency	8000.00	5800.00	6050.00	7440.00	5800.00	5790.00	93.00	100.00	95.70	560.00	0.00	260.00
Purworejo Regency	6800.00	4400.00	4250.00	6523.00	4400.00	4130.00	95.93	100.00	97.18	277.00	0.00	120.00
Wonosobo Regency	4900.00	2010.00	1800.00	2392.00	2010.00	1607.00	48.82	100.00	89.28	2508.00	0.00	193.00
Magelang Regency	19300.00	4500.00	4900.00	5680.00	4500.00	4540.00	29.43	100.00	92.65	13620.00	0.00	360.00
Boyolali Regency	4750.00	5000.00	4600.00	4568.00	5000.00	4536.00	96.17	100.00	98.61	182.00	0.00	64.00
Klaten Regency	5000.00	5715.00	6000.00	4796.00	5715.00	5879.00	95.92	100.00	97.98	204.00	0.00	121.00
Sukoharjo Regency	5200.00	4000.00	4250.00	4935.00	4000.00	4191.00	94.90	100.00	98.61	265.00	0.00	59.00
Wonogiri Regency	14000.00	7500.00	6860.00	7792.00	7500.00	6701.00	55.66	100.00	97.68	6208.00	0.00	159.00
Karanganyar Regency	6290.00	5600.00	5650.00	5233.00	5600.00	5628.00	83.20	100.00	99.61	1057.00	0.00	22.00
Sragen Regency	15100.00	12300.00	15181.00	13687.00	12300.00	15182.00	90.64	100.00	100.01	1413.00	0.00	-1.00
Grobogan Regency	18760.00	16725.00	16800.00	16268.00	16725.00	16800.00	86.72	100.00	100.00	2492.00	0.00	0.00
Blora Regency	16500.00	20325.00	20282.00	16174.00	20325.00	20388.00	98.02	100.00	100.52	326.00	0.00	-106.00
Rembang Regency	8200.00	8000.00	12200.00	7203.00	8000.00	12521.00	87.84	100.00	102.63	997.00	0.00	-321.00
Pati Regency	10500.00	8500.00	6200.00	7873.00	8500.00	5453.00	74.98	100.00	87.95	2627.00	0.00	747.00
Kudus Regency	4300.00	2300.00	6400.00	2668.00	2300.00	2177.00	62.05	100.00	90.71	1632.00	0.00	223.00
Jepara Regency	6800.00	3700.00	6800.00	3270.00	3700.00	6739.00	48.09	100.00	99.10	3530.00	0.00	61.00
Demak Regency	12000.00	8500.00	12000.00	11327.00	8500.00	12107.00	94.39	100.00	100.89	673.00	0.00	-107.00
Semarang Regency	2575.00	1000.00	1800.00	572.00	1000.00	1537.00	22.21	100.00	85.39	2003.00	0.00	263.00
Temanggung Regency	18440.00	5652.00	3900.00	8925.00	5652.00	3680.00	48.40	100.00	94.36	9515.00	0.00	220.00
Kendal Regency	4600.00	4400.00	5463.00	4165.00	4400.00	5258.00	90.54	100.00	96.25	435.00	0.00	205.00
Batang Regency	3850.00	1250.00	1000.00	924.00	1250.00	865.00	24.00	100.00	86.50	2926.00	0.00	135.00
Pekalongan Regency	3500.00	500.00	550.00	408.00	500.00	414.00	11.66	100.00	75.27	3092.00	0.00	136.00
Pemalang Regency	6700.00	3600.00	3300.00	3184.00	3600.00	3309.00	47.52	100.00	100.27	3516.00	0.00	-9.00
Tegal Regency	13890.00	4250.00	3483.00	4614.00	4250.00	3225.00	33.22	100.00	92.59	9276.00	0.00	258.00
Brebes Regency	8600.00	5300.00	4872.00	6664.00	5300.00	4381.00	77.49	100.00	89.92	1936.00	0.00	491.00
Magelang City	50.00	20.00	10.00	0.00	20.00	0.00	0.00	100.00	0.00	50.00	0.00	10.00
Surakarta City	10.00	0.00	4.00	0.00	0.00	4.00	0.00	0.00	100.00	10.00	0.00	0.00
Salatiga City	190.00	15.00	4.00	0.00	15.00	0.00	0.00	100.00	0.00	190.00	0.00	4.00
Semarang City	550.00	60.00	79.00	75.00	60.00	74.00	13.64	100.00	93.67	475.00	0.00	5.00
Pekalongan City	110.00	10.00	4.00	0.00	10.00	3.00	0.00	100.00	75.00	110.00	0.00	1.00
Tegal City	145.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	145.00	0.00	0.00

Source: Department of Agriculture and Plantation of Central Java Province Remarks: Petroganik is an organic type of fertilizer
Source Url: <https://jateng.bps.go.id/indicator/54/790/1/realisasi-penyaluran-pupuk-organik-bersubsidi-menurut-kabupaten-kota-di-provinsi-jawa-tengah.html>
Access Time: May 24, 2022, 3:50 pm

table 1. data on subsidized fertilizer distribution

Algoritma DynamicSome pada kasus ini menambahkan kuantitas dari item-item yang berkaitan.

Langkah-langkah cara algoritma dynamicsome sebagai berikut (Sianturi, 2022):

1. Langkah 1: hitung item-item dari support (transaksi yang memuat seluruh

item), setelah 2-itemset didapatkan, dari 1-itemset, apakah diatas minimum support, apabila telah memenuhi minimum support, 1-itemset tersebut akan menjadi pola frequent tinggi.

2. Langkah 2: untuk mendapatkan 2-itemset, harus dilakukan kombinasi dari k-itemset sebelumnya, itemset yang memenuhi minimum support akan

- dipilih sebagai pola frequent tinggi dari kandidat.
3. Langkah 3: tetapkan nilai k-itemset dari support yang telah memenuhi minimum support dari k-itemset
 4. Langkah 4: lakukan proses untuk iterasi selanjutnya hingga tidak ada lagi k-itemset yang memenuhi minimum support.

Pembentukan pola frekuensi dua *items*, dibentuk dari *items-items* pengiriman pupuk ke kabupaten atau kota di Jawa Tengah yang memenuhi *support* minimal yaitu dengan cara mengkombinasi semua *items* kedalam pola dua kombinasi, hasil pembentukan polakombinasi dua *items*.

County / City	Distribution Calculation				
	data	%	Support	Support	Support
			2016	2017	2018
PROVINCE OF CENTRAL JAVA	35	100	479600	461734,3	473508,6
Cilacap Regency	35	100	11114,29	11142,86	8494,286
Banyumas Regency	35	100	6440	5642,857	5014,286
Purbalingga Regency	35	100	2382,857	2000	965,7143
Banjarnegara Regency	35	100	10062,86	11714,29	10122,86
Kebumen Regency	35	100	21257,14	16571,43	16542,86
Purworejo Regency	35	100	18637,14	12571,43	11800
Wonosobo Regency	35	100	6834,286	5742,857	4591,429
Magelang Regency	35	100	16228,57	12857,14	12971,43
Boyolali Regency	35	100	13051,43	14285,71	12960
Klaten Regency	35	100	13702,86	16328,57	16797,14
Sukoharjo Regency	35	100	14100	11428,57	11974,29
Wongiri Regency	35	100	22262,86	21428,57	19145,71
Karanganyar Regency	35	100	14951,43	16000	16080
Sragen Regency	35	100	39105,71	35142,86	43377,14
Grobogan Regency	35	100	46480	47785,71	48000
Blora Regency	35	100	46211,43	58071,43	58251,43
Rembang Regency	35	100	20580	22857,14	35774,29
Pati Regency	35	100	22494,29	24285,71	15580
Kudus Regency	35	100	7622,857	6571,429	6220
Jepara Regency	35	100	9342,857	10571,43	19254,29
Demak Regency	35	100	32362,86	24285,71	34591,43
Semarang Regency	35	100	1634,286	2857,143	4391,429
Temanggung Regency	35	100	25500	672,8571	10514,29
Kendal Regency	35	100	11900	12571,43	15022,86
Batang Regency	35	100	2640	3571,429	2471,429
Pekalongan Regency	35	100	1165,714	1428,571	1182,857
Pemalang Regency	35	100	9097,143	10285,71	9454,286
Tegal Regency	35	100	13182,86	12142,86	9214,286
Brebes Regency	35	100	19040	15142,86	12517,14
Magelang City	35	100	0	57,14286	0
Surakarta City	35	100	0	0	11,42857
Salatiga City	35	100	0	42,85714	0
Semarang City	35	100	214,2857	171,4286	211,4286
Pekalongan City	35	100	0	28,57143	8,571429
Tegal City	35	100	0	0	0

Daftar

County / City	Calculation of remaining stock				
	data	%	Support	Support	Support
			2016	2017	2018
PROVINCE OF CENTRAL JAVA	35	100	25017,14		12840
Cilacap Regency	35	100	17200		448,5714
Banyumas Regency	35	100	7845,714		557,1429
Purbalingga Regency	35	100	13617,14		320
Banjarnegara Regency	35	100	5080		1305,714
Kebumen Regency	35	100	1600		742,8571
Purworejo Regency	35	100	791,4286		342,8571
Wonosobo Regency	35	100	7165,714		551,4286
Magelang Regency	35	100	38914,29		1028,571
Boyalali Regency	35	100	520		182,8571
Klaten Regency	35	100	582,8571		345,7143
Sukoharjo Regency	35	100	757,1429		168,5714
Wonogiri Regency	35	100	17737,14		454,2857
Karanganyar Regency	35	100	3020		62,85714
Sragen Regency	35	100	4037,143		-2,85714
Grobogan Regency	35	100	7120		0
Blora Regency	35	100	931,4286		-302,857
Rembang Regency	35	100	2848,571		-917,143
Pati Regency	35	100	7505,714		2134,286
Kudus Regency	35	100	4662,857		637,1429
Jepara Regency	35	100	10085,71		174,2857
Demak Regency	35	100	1922,857		-305,714
Semarang Regency	35	100	5722,857		751,4286
Temanggung Regency	35	100	27185,71		628,5714
Kendal Regency	35	100	1242,857		585,7143
Batang Regency	35	100	8360		385,7143
Pekalongan Regency	35	100	8834,286		388,5714
Pemalang Regency	35	100	10045,71		-25,7143
Tegal Regency	35	100	26502,86		737,1429
Brebes Regency	35	100	5531,429		1402,857
Magelang City	35	100	142,8571		28,57143
Surakarta City	35	100	28,57143		0
Salatiga City	35	100	542,8571		11,42857
Semarang City	35	100	1357,143		14,28571
Pekalongan City	35	100	314,2857		2,857143
Tegal City	35	100	414,2857		0

Dari hasil perhitungan dengan excel di dapat untuk distribusi pengiriman dan stok

yang pupuk subsidi yang belum terkirim di dapat sebagai berikut

Pengiriman belum terpenuhi pada tahun 2016 ada 5 kabupaten

KABUPATEN	HASIL SUPPORT	TAHUN
Kabupaten Sragen	39.106	2016
Kabupaten Grobogan	46.480	2016
Kabupaten Blora	46.211	2016
Kabupaten Demak	32.363	2016
Kabupaten Temanggung	25.500	2016

Stok masih ada 3 kabupaten belum terkirim pada tahun 2017

KABUPATE N	HASIL SUPPOR T	TAHU N
Kabupaten Sragen	35.143	2017
Kabupaten Grobogan	47.786	2017
Kabupaten Blora	58.071	2017

4. CONCLUSION

Untuk pengiriman tahun 2018 terpenuhi sesuai SK pengajuan. Tetapi untuk tahun 2016 masih banyak yang belum terpenuhi dan hanya ada 5 kabupaten yang terpenuhi begitu juga th 2017 baru 3 kabupaten yang terpenuhi.

Serta stok belum terkirim masih ada 2 kabupaten yaitu Kabupaten wonosobo dan Kabupaten tegal untuk Tahun 2016 Dan pada tahun 2017 kosong karena masing

mengirim kekurangan tahun 2016 dan pada tahun 2018 terpenuhi semuanya.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sianturi, A. G. (2022). Analisa Data Mining Pengembalian Pupuk Kadaluarsa Dari CV YOLAND ke Distributor Induk Menggunakan Algoritma Dynamicsome. *BEES: Bulletin of Electrical and Electronics Engineering*, 2(3), 84–91. <https://doi.org/10.47065/bees.v2i3.1132>
- [2] Siregar, M. N. H. (2021). Analisis Kombinasi itemset pada Bisnis Online dengan Teknik Asosiasi Data mining. *Jurasik (Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika)*, 6(1), 21. <https://doi.org/10.30645/jurasik.v6i1.268>
- [3] Alghanam, O. A., Al-Khatib, S. N., & Hiari, M. O. (2022). Data Mining Model for Predicting Customer Purchase Behavior in e-Commerce Context. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(2), 421–428. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130249>
- [4] Cao, L., Yu, P. S., Zhang, C., & Zhang, H. (2009). Data mining for business applications. *Data Mining for Business Applications, January*, 1–302. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-79420-4>
- [5] Amrin. (2017). Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk Penentuan Aturan Asosiasi Pola Pembelian Pupuk. *Paradigma*, XIX(1), 74–79.
- [6] Institute, M. J. . Z. R. P., & WAGNER. (2019). *MOHAMMED J . ZAKI Rensselaer Polytechnic Institute WAGNER*.