

Rekomendasi *Restock* Barang di Toko Pojok UMKM Menggunakan Algoritma *K-Means Clustering*

Ayuni Salsabiela¹, Adam Prayogo Kuncoro², Pungkas Subarkah^{3*}, Primandani Arsi⁴

^{1,2,3,4}Informatika, Universitas Amikom, Purwokerto, Indonesia

e-mail: ayunisalsa04@gmail.com¹, adam@amikompurwokerto.ac.id², subarkah@amikompurwokerto.ac.id³, ukhti.prima@amikompurwokerto.ac.id⁴

* Penulis Korespondensi: E-mail: subarkah@amikompurwokerto.ac.id

Abstrak: Toko Pojok ialah toko yang menjual beraneka produk seperti makanan ringan dan minuman. Toko Pojok UMKM dalam pembukuan selama ini masih dilakukan secara manual dengan buku besar baik dalam pencatatan produk masuk maupun penjualan. Pembukuan dilakukan belum tersistem mengakibatkan data menumpuk, sehingga pemilik kesulitan dalam melihat stok yang terjual sehingga pengadaan barang ke *supplier* ada keterlambatan. Berdasarkan permasalahan tersebut penelitian ini dilakukan untuk merekomendasikan *restock* produk menggunakan algoritma *K-Means* di mana pengadaan barang dalam jumlah banyak, sedang dan sedikit. Penelitian ini menggunakan algoritma *k-means clustering* dengan 3 *cluster*. Di mana nilai $k=3$ merupakan nilai *cluster* terbaik dalam penelitian ini dengan performa dari *cluster* berdasarkan hasil *Davies Bouldin Index* sebesar 0.436, di mana *cluster* 1 ada 9 produk jumlah banyak dan masuk pengadaan barang, *cluster* 2 ada 19 produk jumlah sedang dan masuk pengadaan barang serta *cluster* 0 ada 110 produk jumlah sedikit masuk pengadaan barang.

Kata Kunci: Barang; Davies Bouldin Index; *K-Means*; Rekomendasi; Restok

Abstract: *Toko Pojok is a shop that sells various products such as snacks and drinks. UMKM Corner Shop in bookkeeping so far is still done manually with a ledger both in recording incoming products and sales. Bookkeeping is not yet systemized resulting in data piling up, so that the owner has difficulty in seeing the stock sold so that the procurement of goods to suppliers is delayed. Based on these problems, this research was conducted to recommend product restocks using the K-Means algorithm where the procurement of goods in large, medium and small quantities. This research uses the k-means clustering algorithm with 3 clusters. Where the value of $k = 3$ is the best cluster value in this study with the performance of the cluster based on the results of the Davies Bouldin index of 0.436, where cluster 1 there are 9 products in large quantities and enter procurement, cluster 2 there are 19 products in medium quantities and enter procurement and cluster 0 there are 110 products in small quantities enter procurement.*

Keywords: *Davies Bouldin Index; Goods; K-Means; Recommendation; Re-stock*

PENDAHULUAN

Restock produk merupakan proses atau aktivitas periodik yang diterapkan oleh suatu perusahaan untuk memastikan ketersediaan bahan baku. Hal ini sering kali menjadi pilihan pertama konsumen dan terjadi pada produk dengan tingkat permintaan yang tinggi [1]. *Restock* produk merupakan bagian penting dalam suatu usaha seperti pertokoan. Persediaan produk yang tercukupi berdampak positif terhadap penjualan. Sistem *restock* dilakukan sesuai dengan masing-masing jenis usaha. Ada *restock* produk dengan melakukan pembeli berulang dan terus menerus karena produknya memiliki penjualan yang tinggi, ada yang memilih membeli dengan melihat stok barang yang ada dan hanya membeli ketika produk habis[2]. Toko Pojok UMKM merupakan toko yang menggunakan cara *restock* produk salah satunya yaitu melalui pengecekan stok yang tersedia di gudang atau stok yang ada pada *display*. Cek stok produk tersebut mengakibatkan tidak terkontrolnya stok produk yang dibeli dalam jumlah banyak menjadi tidak terpenuhi begitu juga sebaliknya.

Penelitian yang dilakukan peneliti sebelumnya bukan hanya di pertokoan saja, hal serupa juga terjadi di *coffee shop*. Memprediksi kurang tepat mengenai

penjualan menjadi penyebab stok bahan yang tersedia sehingga menyebabkan sebagian stok bahan di gudang membengkak. Penelitian ini menerapkan algoritma *K-Means* untuk meningkatkan penjualan dengan mengelompokkan menu berdasarkan tingkat penjualan. Hasil yang didapat berupa *clustering* performansi dari algoritma *K-Means* nilai *Davies Bouldin Index* (DBI) yaitu 0,457. Hasil DBI jika semakin kecil nilai dari DBI semakin baik hasil *clustering* yang diperoleh[3].

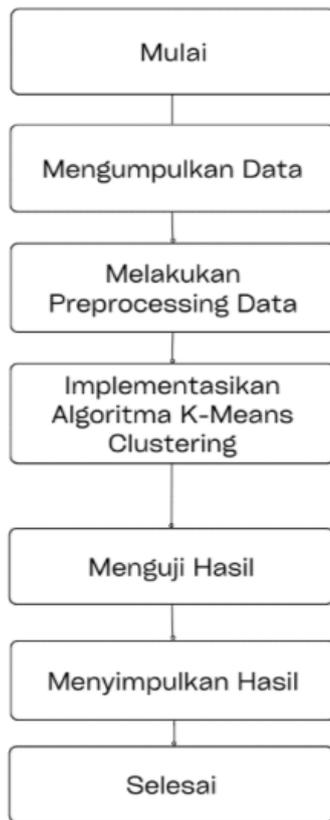
Penelitian serupa dilakukan juga oleh peneliti sebelumnya yaitu untuk melakukan perbaikan terhadap proses menentukan produk unggulan pada PT. XYZ menerapkan algoritma *K-Means* dan *K-Medoids* guna memperoleh informasi produk yang berkategori produk unggulan, produk yang peminatnya sedang, dan produk yang tidak diminati, karena data tersaji sesuai kelompok dengan kriteria yang sama sehingga memudahkan PT. XYZ dalam menentukan jumlah produk yang akan dibeli. Hasil *clustering* terbaik untuk pengelompokan data dalam penelitian ini adalah dengan mengelompokkan data ke dalam 3 *cluster*. Berdasarkan hasil tersebut dapat dilihat keakuratan atau performansi dari algoritma *K-Means* dan *K-Medoids* dengan membandingkan nilai *Davies Bouldin Index* dari kedua

algoritma dan hasil nilai DBI yaitu 0,430 dan nilai DBI K-Medoids sejumlah 1,392. Nilai DBI yang paling kecil terdapat pada algoritma K-Means sehingga hasil Clustering yang didapat K-Means lebih cocok dipakai dalam mengatasi masalah di atas[4].

Penelitian ini dilakukan untuk pengelompokan data dengan mengklasifikasikan produk ke dalam 3 cluster. Di mana pembagian ke dalam 3 cluster merupakan nilai k terbaik dalam penelitian ini dan menggunakan algoritma K-Means Clustering. Hasil dari pengelompokan cluster digunakan untuk merekomendasikan produk mana yang perlu dibeli dalam jumlah banyak, sedang dan sedikit sehingga restock produk di Toko Pojok UMKM lebih maksimal.

METODE PENELITIAN

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data transaksi penjualan pada Toko Pojok UMKM. Data tersebut yang digunakan yaitu 5 atribut. Algoritma yang digunakan adalah K-Means untuk Clasterisasi, dengan mengelompokkan data ke dalam 3 cluster. Konsep penelitian yang digunakan seperti pada Gambar 2.



Gambar 1. Konsep Penelitian

Pre-Processing Data

Pre-Processing data merupakan satu alur pada data mining, di mana sebelum masuk ke tahap pengolahan [5], [6]. Pertama, data mentah akan diproses terlebih dahulu dengan cara membuang data tidak dibutuhkan. Selain itu, proses ini dilakukan untuk mengubah data menjadi data yang mudah dipahami dan sederhana sehingga sistem dapat membaca data dengan baik [7]. Berikut tahapan yang ada di Pre-processing data:

1. Data Cleaning, tahap ini yaitu data mentah yang sudah didapat akan dilakukan seleksi terlebih dahulu yaitu dengan menghapus atau menghilangkan data yang tidak lengkap, kurang relevan dan tidak akurat. Tahapan ini dilakukan untuk meningkatkan akurasi pada saat analisis data dilakukan.
2. Transformasi Data, tahap ini serupa dengan tahap integration dikarenakan data yang didapat berasal dari berbagai sumber jadi diperlukan pengecekan untuk menyamakan format sehingga performa data menjadi lebih baik.
3. Mengurangi Data, tahap ini digunakan untuk mengurangi data yang tidak diperlukan dengan menghapus beberapa item yang tidak dibutuhkan pada saat analisis data, pengurangan data dapat dilakukan dengan mengurangi dimensi, jumlah atau dengan mengompresi data[8].

Berdasarkan tahapan di atas didapat data dari Toko Pojok UMKM sejumlah 139 data dari bulan Januari sampai Juni 2023, kemudian tahap berikutnya pre-processing data mulai dari cleaning data, kemudian mengurangi data dengan menghapus data yang tidak relevan. Penghapusan data sehingga dataset akhir diperoleh 138 data dengan atribut kode barang, nama produk, rata-rata, total penjualan dan jumlah transaksi. Data yang didapat setelah dilakukan pre-processing bisa dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Hasil Pre-Processing

N o	Kode Baran g	Nama Produk	Rata - Rata	Total Penjual an	Jumlah Transa ksi
1	MA00 1	Abon Ayam Midji Adila	0,5	3	3
2	MA00 2	Abon Lele 100gr Adila	3,5	21	13
3	MA00 3	Abon Lele 50gr Akar	3	18	12
4	CM00 1	Kelapa Asin+Ma nis	34,5	207	139

No	Kode Baran g	Nama Produk	Rata - Rata	Total Penjualan	Jumlah Transaksi
5	CM002	Akar Kelapa Gavin	0,3333	2	1
...
31	CM003	Kacang Ijo Kriuk	0,1666	1	1
32	CM004	Kacang Umpet	0,1666	1	1
33	CM005	Kering Kentang 100gr	2	12	8
34	CM006	Keripik Kentang 250gr	1	6	3
35	CM007	Keripik Kentang Pedas	4	24	13
...
136	CM0011	Rizz Brownker Keju	2,3333	14	6
137	CM0012	Rizz Brownker Kacang	0,1666	1	1
138	CM0013	Dahnis Cap Madu	0,6666	4	3

Algoritma K-Means

Algoritma *K-Means* adalah metode membagi data menjadi satu atau lebih *cluster*, menjadi data dengan karakteristik yang sama dikelompokkan dalam *cluster*. Berikut ini merupakan tahapan algoritma *K-Means* [9]:

1. Cari angka untuk melihat total *cluster*.
2. Cari pusat massa secara acak.
3. Hubungkan tiap titik data dengan *centroid* terdekat yang membentuk *k-cluster* yang telah ditentukan sebelumnya dengan memakai rumus *Euclidean Distance*.

$$D(x_i, \mu_j) = \sqrt{\sum(x_i - \mu_j)^2} \quad (1)$$

Di mana:

x_i : data kriteria,

μ_j : centroid pada *cluster* ke- j

4. Kemudian Hitung nilai *varians* dan pilih *centroid* baru untuk setiap *cluster*.
5. Ulangi langkah ketiga, yang berarti Anda menugaskan kembali setiap titik data untuk setiap *cluster* ke *centroid* terdekat yang baru.
6. Saat reset selesai, lanjutkan ke langkah 4 atau lanjutkan ke *FINISH*.
7. Proses selesai data siap digunakan[10].

Metode Elbow

Metode *Elbow* adalah metode penentuan jumlah *cluster* atau nilai K terbaik secara tepat sebagai persentase dari hasil komparasi antara jumlah *cluster* membentuk sudut pada suatu titik[11], [12]. Jika nilai

cluster pertama dengan nilai *cluster* kedua untuk sudut dalam grafik, atau jika nilainya paling banyak berkurang, jumlah nilai *cluster* sudah benar. Untuk mendapatkan perbandingan, kita harus menjumlahkan kesalahan kuadrat (SSE) dari setiap nilai *cluster*[13], [14]. Karena semakin tinggi jumlah *k-values cluster* maka semakin kecil nilai *SSE*-nya[15].

Rumus *SSE* pada metode *elbow* ditunjukkan pada persamaan 3:

$$SEE = \sum_{k=1}^k \sum |X_i - C_k|^2 \quad (3)$$

Keterangan:

K = *cluster* ke- c

X_i = jarak data obyek ke- i

C_k = pusat *cluster* ke- i

Davies Buildin Index (DBI)

DBI ialah pengujian untuk mengevaluasi, dan mengukur keakuratan sebuah *cluster* pada suatu algoritma *Clustering*[16], [17]. Pengujian menggunakan DBI diartikan sebagai rasio rata-rata jarak dalam, dari sebuah *cluster* satu dengan *cluster* lainnya dilihat dari jarak *cluster* terdekat antar tetangganya[18], [19]. Tujuan dari metode pengujian *DBI* adalah untuk mengoptimalkan jarak antara satu *cluster* dengan *cluster* lainnya dan mencari nilai yang memperkecil jarak antara data dokumen yang terdapat dalam *cluster* yang sama[16], [20], [21].

Tahapan selanjutnya yaitu implementasi algoritma *K-Means* dengan menggunakan *Rapidminer* sebagai *tools* pendukung. Tahapan ini dimulai dari input data kemudian membuat 6 iterasi awal dari $k=2$ sampai $k=7$ [22]. Menentukan nilai K terbaik dengan melihat garis paling siku dari nilai *avg distance*. Pengujian performa dari hasil *Clustering* dengan membandingkan nilai *Davies Buildin Index* dari masing-masing iterasi. Hasil *clustering* data dilihat setelah penentuan nilai K dan hasil ditampilkan berdasarkan nama produk sesuai pembagian *clusternya*.

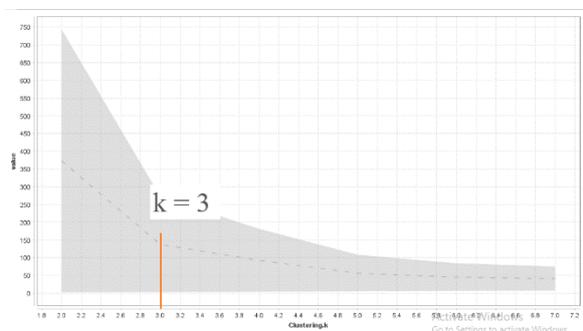
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan pada penelitian ini dilakukan dengan *software rapidminer* untuk menentukan *cluster* terbaik dengan algoritma *k-means* data penjualan. Pada penelitian ini dilakukan menggunakan 6 iterasi untuk menentukan nilai K terbaik dengan melihat titik yang membentuk garis paling siku berdasarkan hasil nilai *avg distance* masing-masing iterasi seperti pada Gambar 3.

Tabel 2. Hasil Nilai Avg Distance dari 6 iterasi

Iteratio n	Clustering. k	Avg. within centroid distance
1	2	743,241
2	3	271,55
3	4	181,253
4	5	107,854
5	6	84,168
6	7	74,907

Berdasarkan Tabel 2. jumlah nilai K terbaik dengan menggunakan metode *Elbow* berdasarkan nilai *avg distance* dan dibuktikan dengan *charts series* untuk melihat garis paling siku seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Chart Series Nilai Avg distance 6 Iterasi

Berdasarkan Gambar 2. dilihat dari grafik yang menunjukkan titik yang membentuk garis dengan sudut paling siku terdapat di titik 3.0, karena grafik dari titik iterasi yang lain tidak mengalami penurunan yang signifikan oleh karena itu jumlah pembagian cluster terbaik dalam penelitian ini menggunakan nilai k=3.

Sedangkan performa klasterisasi terbaik dari nilai k=3 dilihat dari nilai DBI (*Davies Bouldin Index*) seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Nilai Davies Bouldin 6 Iterasi

Iteration	Clustering.k	Davies Bouldin
1	2	0,448
2	3	0,436
3	4	0,522
4	5	0,516
5	6	0,615
6	7	0,565

Hasil pembagian *cluster* terbaik berdasarkan nilai *Davies Bouldin Index* dari ke 6 iterasi yang digunakan *cluster 3* merupakan hasil *clustering* terbaik dengan nilai *Davies Bouldin Index* sebesar 0,436 dan hasil *cluster model* dari k=3 seperti pada Gambar 3.

Cluster Model

Cluster 0: 110 items
 Cluster 1: 9 items
 Cluster 2: 19 items
 Total number of items: 138

Gambar 3. Hasil Cluster Model

Berdasarkan Gambar 3. kelompok data yang masuk ke dalam *Cluster 0* terdapat 110 data, *Cluster 1* terdapat 9 data dan *Cluster 2* terdapat 19 data. Hasil *Cluster 0* menunjukkan kelompok produk yang direkomendasikan untuk *restock* produk dalam jumlah sedikit, sedangkan *Cluster 2* menunjukkan kelompok produk yang direkomendasikan untuk *restock* produk dalam jumlah sedang dan *Cluster 1* menunjukkan kelompok produk yang direkomendasikan untuk *restock* produk dalam jumlah banyak.

Gambar 4. merupakan *list* data produk yang masuk pada *cluster 1*, untuk Gambar 5. *list* data produk *cluster 2*, dan Gambar 6. merupakan *list* data produk *cluster 0*.

NAMA_PRODUK	KODE BARA...	cluster	Rata-rata	Total Pe... ↓	Jumlah Tran...
AKAR KELAPA ASIN+MANIS	CM001	cluster_1	34.500	207	139
NAUFA GINGER LEMON	MI001	cluster_1	31.167	187	116
MAKARONI ICIP-ICIP 105GR	CM003	cluster_1	30.333	182	141
RIZZ BROWNKER ORI	CM003	cluster_1	29.333	176	82
NAUFA GINGER PINANG MUDA	MI002	cluster_1	28.500	171	113
KERUPUK KEDELAI	CM008	cluster_1	27.667	166	142
MAKARONI ICIP-ICIP 200GR	CM004	cluster_1	24.667	148	109
MICHI PELEPAH PISANG ori	CM001	cluster_1	23.167	139	87
GARAM HIMALAYA JUARA 250 GRAM	BU002	cluster_1	21.333	128	73

Gambar 4. List Data Produk Cluster 1

NAMA_PRO...	KODE BARA...	cluster	Rata-rata	Total Pe... ↓	Jumlah Tran...
KRIPIK PISA...	CM0017	cluster_2	19.333	116	57
KRIPIK INYO...	CM003	cluster_2	17.167	103	80
KRIPIK KENT...	CM008	cluster_2	16.833	101	70
GETUK GOR...	CM001	cluster_2	16.333	98	20
SEMPRONG ...	CM001	cluster_2	16.167	97	56
KRIPIK USUS	CM0020	cluster_2	15	90	65
MAKTIN	CM007	cluster_2	14.500	87	42
KRESS JAMU...	CM001	cluster_2	12.333	74	53
Makaroni kej...	CM005	cluster_2	12.333	74	37
IKAN NILA K...	CM002	cluster_2	11.500	69	36
KERIPIK TER...	CM007	cluster_2	11.500	69	48
KACANG BA...	CM001	cluster_2	11.167	67	29
PAKIS KRISPI	CM001	cluster_2	11	66	52
MAKARONI K...	CM002	cluster_2	11	66	32
SERIPING G...	CM003	cluster_2	10.167	61	37
PEYEK PRIG...	CM002	cluster_2	9.167	55	25
MAKARONI K...	CM006	cluster_2	8.833	53	39
PASTEL ABON	MI002	cluster_2	8.167	49	25
KOKTAIL NA...	MI001	cluster_2	7.333	44	25

Gambar 5. Data Nama Produk Cluster 2

KRIPIK USU...	EGG ROLL U...	MAKARONI K...	KOPPASS	SERIPING G...	KRIPIK KENT...	KACANG ULM...	KUKER NAS...		
KRIPIK MELL...	ABON ORI	ANEKA CEMI...	BASRENG O...	CLARIAS EG...	KRIPIK PARE...	KERING KEN...	MANGGLENG		
ANEKA CEMI...	ADILA ABON	JAHE MERAH...	KOYAH (KUE...	KRESS SAYUR	KRIPIK WALA...	KERIPIK PIS...	MANISAN JA...		
MARISA (LAD...	JENANG TAPE	KERIPIK KEN...	KRIPIK TEMPE	JAMUR MRIN...	KUE KACANG	KRIPIK EMPL...	NASI JAGUN...		
KRIPIK JAMU...	MICHI PELEP...	SARI LEMON...	LEA KACANG...	BASRENG	KUKER NAS...	KRIPIK JAMU...	NASI JAGUN...		
KULPI	JAHE MERAH...	JAMUR MRIN...	RIZZ CHOPI...	BASRENG P...	KUKER NAS...	KRIPIK MAN...	NASTAR		
JAHE MERAH...	SALE PISANG	JAHE MERAH...	JAMU INSTAL...	KRIPIK PISA...	SERIPING PL...	KRIPIK NAN...	PATI ANGARK...		
JAMUR MRIN...	ADILA ABON	KRIPIK JAMU...	JAMU KRISTAL	DAHNIS CAP...	SRIPING KE...	KRIPIK NAN...	PEYEK KACA...	DODOL JAM...	
KOPI INLEND...	MICHI PELEP...	PERMEN JAHE	KERIPIK KEN...	ABON AYAM	SARI LEMON...	KRIPIK TEMP...	SAGU KEJU	BAWANG ME...	
MICHI PELEP...	MARISA ABO...	RIZZ CHOPI...	JENANG SIR...	KOPI KOOP	BANGHANG GO...	KRIPIK UWE...	SERIPING SA...	BAWANG PU...	
GARAM HIMA...	KERIPIK TEM...	DODOL SIRS...	JAMUR MRIN...	MICHI PELEP...	CHESE STL...	KUE LEMPRIT...	SRIPING KE...	PILUS IKAN L...	
KERIPIK PAR...	RIZZ BROWN...	KRIPIK PARE...	KRIPIK JIWEL	AKAR KELAP...	COMBRO MO...	KUKER CHO...	SRIPING PIS...	RIZZ CHOPI...	
KRIPIK USU...	ENAK BRAM...	MAKARONI K...	SARI BUAH L...	CMORING	KACANG LJO...	KUKER KAC...	SRUNDENG	RIZZ BROWN...	

Gambar 6. Data Nama Produk Cluster 0

KESIMPULAN DAN SARAN

Penggunaan metode *K-Means* mendapatkan hasil *Clustering* terbaik yaitu dengan membaginya kedalam 3 cluster dimana nilai $k = 3$ ditentukan dari nilai *Davies Bouldin Index* masing-masing iterasi awal dan didapat nilai *Davies Bouldin Index* dari $k = 3$ sebesar 0,436. Hasil dari cluster model didapat cluster 0 dengan 110 data merupakan cluster 3 di mana produk yang masuk termasuk kedalam produk yang direkomendasikan untuk pembelian dalam jumlah sedikit, sedangkan cluster 2 dengan 19 data merupakan produk yang direkomendasikan untuk pembelian dalam jumlah sedang dan cluster 1 dengan 9 data merupakan produk yang direkomendasikan dibeli dalam jumlah banyak.

Diharapkan untuk peneliti selanjutnya untuk data set yang digunakan dalam kurun waktu lebih dari 6 bulan dan iterasi yang digunakan lebih dari 6 iterasi sehingga hasil yang didapat akan lebih maksimal. Hasil pengujian dalam penelitian ini baru sampai tahap pengelompokan data saja, bagi peneliti selanjutnya bisa ditambahkan perhitungan untuk menentukan jumlah yang harus dibeli dari masing-masing produk.

DAFTAR PUSTAKA

[1] G. L. Pritalia, "Penerapan Algoritma C4.5 untuk Penentuan Ketersediaan Barang E-commerce," *Indones. J. Inf. Syst.*, Vol. 1, No. 1, pp. 47–56, 2018.

[2] S. Arifin and R. Helilintaar, "Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Restock Barang Dengan Metode Naive Bayes," in *Prosiding SEMNAS INOTEK*, 2022, Vol. 6 No.2, pp. 259–264.

[3] G. Triyandana, L. A. Putri, and Y. Umidah, "Penerapan Data Mining Pengelompokan Menu Makanan dan Minuman Berdasarkan Tingkat Penjualan Menggunakan Metode K-Means," *JAIC*, Vol. 6, No. 1, pp. 40–46, 2022.

[4] R. Gustrianda and D. I. Mulyana, "Penerapan Data Mining Dalam Pemilihan Produk Unggulan dengan Metode Algoritma K-Means Dan K-Medoids," *J. Media Inform. Budidarma*, Vol. 6, No. 1, pp. 27–34, 2022.

[5] H. G. Costa, M. H. T. da Silva, G. N. Santos,

A. Bonamigo, and R. D. Callado, "Clustering Brazilian Public Emergency Healthcare Units," *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 55, No. 10, pp. 566–571, 2022.

[6] H. Asri, "Big Data and IoT for real-time miscarriage prediction A clustering comparative study," *Procedia Comput. Sci.*, Vol. 191, pp. 200–206, 2021.

[7] R. Budiman and Rudianto, "Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Lokasi Promosi Penerimaan Mahasiswa Baru Pada Universitas Banten Jaya (Metode K-Means Clustering)," *ProTekInfo(Pengembangan Ris. dan Obs. Tek. Inform.*, Vol. 6, No. 1, pp. 6–14, 2019.

[8] Muljono, D. P. Artanti, A. Syukur, A. Prihandono, and D. R. I. M. Setiadi, "Analisa Sentimen Untuk Penilaian Pelayanan Situs Belanja Online Menggunakan Algoritma Naive Bayes," in *Konferensi Nasional Sistem Informasi*, 2018, pp. 165–170.

[9] A. Nowak-Brzezinska and C. Horyn, "Outliers in rules - The comparison of LOF, COF and KMEANS algorithms.," *Procedia Comput. Sci.*, Vol. 176, pp. 1420–1429, 2020.

[10] W. N. Rohmawati, S. Defiyanti, and M. Jajuli, "Implementasi Algoritma K-Means Dalam Pengklasteran Mahasiswa Pelamar Beasiswa," *J. Ilm. Teknol. Inf. Terap.*, Vol. 1, No. 2, pp. 62–68, 2015.

[11] A. Pandey and A. K. Malviya, "Enhancing test case reduction by k-means algorithm and elbow method," *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, Vol. 6, No. 6, pp. 299–303, 2018.

[12] E. Schubert, "Stop using the elbow criterion for k-means and how to choose the number of clusters instead," *ACM SIGKDD Explor. Newsl.*, Vol. 25, No. 1, pp. 36–42, 2023.

[13] E. Umargono, J. E. Suseno, and V. G. S. K., "K-Means Clustering Optimization using the Elbow Method and Early Centroid Determination Based-on Mean and Median," Vol. 474, no. Isstec 2019, pp. 234–240, 2020.

[14] R. Nainggolan, R. Perangin-Angin, E. Simarmata, and A. F. Tarigan, "Improved the Performance of the K-Means Cluster Using the Sum of Squared Error (SSE) optimized by using the Elbow Method," *J. Phys. Conf. Ser.*, Vol. 1361, No. 1, 2019.

[15] D. A. I. C. Dewi and D. A. K. Pramita, "Analisis Perbandingan Metode Elbow dan Silhouette pada Algoritma Clustering K-

- Medoids dalam Pengelompokan Produksi Kerajinan Bali,” *Matrix J. Manaj. Teknol. dan Inform.*, Vol. 9, No. 3, pp. 102–109, 2019.
- [16] S. Ramadhani, D. Azzahra, and Z. Tomi, “Comparison of K-Means and K-Medoids Algorithms in Text Mining based on Davies Bouldin Index Testing for Classification of Student’s Thesis,” *Digit. Zo. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, Vol. 13, No. 1, pp. 24–33, 2022.
- [17] G. U. Kiran and D. Vasumathi, “Disease detection using enhanced K-means clustering and davies-bould in index in big data-safe engineering application,” *J. Green Eng.*, Vol. 10, No. 12, pp. 13089–13106, 2020.
- [18] Y. Sopyan, A. D. Lesmana, and C. Juliane, “Analisis Algoritma K-Means dan Davies Bouldin Index dalam Mencari Cluster Terbaik Kasus Perceraian di Kabupaten Kuningan,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, Vol. 4, No. 3, pp. 1464–1470, 2022.
- [19] A. A. Vergani and E. Binaghi, “A soft davies-bouldin separation measure,” *IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst.*, July-February, 2018.
- [20] F. Ros, R. Riad, and S. Guillaume, “PDBI: A partitioning Davies-Bouldin index for clustering evaluation,” *Neurocomputing*, Vol. 528, pp. 178–199, 2023.
- [21] Y. A. Wijaya, D. A. Kurniady, E. Setyanto, W. S. Tarihoran, D. Rusmana, and R. Rahim, “Davies Bouldin Index Algorithm for Optimizing Clustering Case Studies Mapping School Facilities,” *TEM J.*, Vol. 10, No. 3, pp. 1099–1103, 2021.
- [22] Arientawati, Y. Jumaryadi, and A. Wibowo, “Analisis Pengelompokan Gangguan TIK Pada Sistem Pencatatan Layanan Menggunakan Algoritma K-Means dan Metode Elbow,” *Techno.Com*, Vol. 22, No. 2, pp. 348–357, 2023.