

Pengelompokan Karakteristik Data Komentar Film Exhuma Dengan Metode K-Medoids

Darwis Robinson Manalu¹, Anastasia Erika Rumapea², Yolanda Yulianti Pratiwi Rumapea³

^{1,2,3}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia

¹manaludarwis@gmail.com, ²anassrmp10@gmail.com, ³rumapeayolanda@gmail.com

Abstract

In recent years, the global film industry has experienced significant growth, marked by the emergence of various films that have successfully garnered widespread public attention. One of the films currently under the spotlight is Exhuma, a work from South Korea that addresses a controversial theme. This theme has triggered diverse responses and reactions from various parties, highlighting the importance of considering social and cultural sensitivities to minimize potential criticism or conflict. Exhuma is recognized as a complex and captivating film, evoking highly varied audience reactions. This research aims to analyze public sentiment toward the film Exhuma using the K-Medoids Clustering method. The data for this study were collected from the Twitter/X platform to explore how audiences responded to the film. The research process involved several stages, including data collection (data crawling), data preprocessing, feature weighting using the TF-IDF method, and sentiment clustering with K-Medoids Clustering. The clustering process classified audience comments into three main sentiment categories: positive, neutral, and negative. The analysis results show that the majority of public comments fall into the positive sentiment cluster, accounting for 77.50% of the total 155 comments analyzed. This indicates that, in general, public responses to the film Exhuma tend to be predominantly positive. As a recommendation, future research is encouraged to compare the results with other clustering methods to enhance the accuracy of data classification and analysis outcomes.

Keywords: Clustering, K-Medoids, Exhuma_Movie, Elbow_Methode

Abstrak

Dalam beberapa tahun terakhir, pertumbuhan industri perfilman global menunjukkan perkembangan yang signifikan, ditandai dengan hadirnya berbagai film yang berhasil menarik perhatian masyarakat. Salah satu film yang saat ini menjadi sorotan adalah Exhuma, sebuah karya dari Korea Selatan yang mengangkat tema kontroversial. Tema tersebut memicu beragam respons dan reaksi dari berbagai pihak, sehingga penting untuk mempertimbangkan sensitivitas sosial dan budaya untuk menghindari potensi kritik maupun konflik. Exhuma dikenal sebagai film yang kompleks dan memikat, menghasilkan respons penonton yang sangat bervariasi. Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap film Exhuma dengan menggunakan metode K-Medoids Clustering. Data penelitian diambil dari platform Twitter/X untuk memahami bagaimana masyarakat merespons film ini. Tahapan penelitian meliputi pengambilan data (data crawling), prapemrosesan (data preprocessing), pembobotan menggunakan metode TF-IDF, dan pengelompokan sentimen dengan metode K-Medoids Clustering. Proses pengelompokan dilakukan untuk mengklasifikasikan komentar-komentar penonton ke dalam tiga kategori sentimen utama, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil analisis menunjukkan bahwa mayoritas komentar masyarakat tergabung dalam kluster sentimen positif, dengan persentase sebesar 77,50% dari total 155 komentar yang dianalisis. Hal ini mengindikasikan bahwa secara umum, tanggapan masyarakat terhadap film Exhuma cenderung bernada positif. Sebagai saran, penelitian selanjutnya diharapkan dapat membandingkan dengan metode clustering lainnya untuk meningkatkan tingkat akurasi pengelompokan data dan hasil analisis.

Kata Kunci : K-Medoids, Rapid Miner, Metode Elbow, Data Komentar, Twitter/X, Film Exhuma

1. PENDAHULUAN

Klusterisasi pendapat dimedia sosial telah menjadi metode penting dalam menganalisis dan memahami respons publik terhadap berbagai isu, termasuk film, produk, dan peristiwa terkini. Dengan meningkatnya penggunaan platform seperti Twitter dan Facebook, data yang dihasilkan menjadi sumber informasi yang berharga untuk menilai opini masyarakat secara real-time[1]. Melalui analisis kluster,

peneliti dapat mengelompokkan komentar dan interaksi pengguna berdasarkan kesamaan sentimen, sehingga memberikan gambaran yang jelas mengenai pandangan positif, negatif, atau netral yang ada di kalangan publik. Pendekatan ini tidak hanya membantu dalam mengidentifikasi pola dan tren dalam persepsi masyarakat, tetapi juga memungkinkan para pembuat keputusan untuk merespons lebih efektif terhadap aspirasi dan kekhawatiran publik. Di era digital yang terus berkembang, klusterisasi pendapat di media sosial memegang peranan kunci dalam memahami dinamika sosial dan budaya yang kompleks[2].

Film Exhuma, yang memiliki tema kontroversial, berpotensi memunculkan beragam reaksi dari berbagai kalangan. Oleh karena itu, penting untuk memperhatikan sensitivitas budaya dan sosial guna menghindari konflik atau kritik yang mungkin timbul[3]. Film ini juga dikenal karena kompleksitas dan daya tariknya, sehingga menarik berbagai respons dari penonton. Untuk memahami sudut pandang yang berbeda-beda ini, diperlukan pendekatan yang terstruktur dalam mengelompokkan dan menganalisis komentar-komentar penonton. Komentar yang diberikan oleh penonton menyimpan informasi berharga yang bisa dimanfaatkan oleh pembuat film, peneliti, dan pihak industri lainnya. Namun, karena data komentar sangat bervariasi, peneliti perlu mengelompokkan karakteristik-karakteristik komentar agar lebih mudah dipahami.

Persepsi individu terhadap opini atau informasi baru sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk pengalaman pribadi, latar belakang budaya, dan norma sosial. Ketika dihadapkan pada informasi baru, seseorang cenderung melakukan proses kognitif yang melibatkan analisis kritis dan evaluasi terhadap validitas serta relevansi informasi tersebut. Beberapa individu mungkin menyambut dengan antusias opini baru yang bersifat inovatif atau kontroversial, sementara yang lain mungkin skeptis atau menolak, terutama jika informasi tersebut bertentangan dengan keyakinan atau pandangan yang telah ada sebelumnya. Selain itu, pengaruh lingkungan sosial dan media juga memainkan peran signifikan dalam membentuk cara orang menerima dan menanggapi informasi baru. Oleh karena itu, pemahaman terhadap persepsi ini sangat penting, karena dapat mempengaruhi dinamika diskusi publik dan pembentukan opini kolektif.[4]

Metode K-Medoids Clustering adalah salah satu teknik yang dapat digunakan untuk mengelompokkan data komentar penonton dengan mengidentifikasi pola dan karakteristik di dalamnya. Tidak seperti K-Means, K-Medoids menggunakan titik data aktual sebagai pusat cluster, yang membuatnya lebih tahan terhadap outlier dan memberikan hasil yang lebih realistis. Penerapan metode ini pada data komentar film Exhuma dapat mengungkapkan berbagai kelompok pendapat penonton, seperti mereka yang memberikan ulasan positif, negatif, atau netral[5]. Dengan melakukan identifikasi dan mengelompokkan karakteristik data komentar terhadap film Exhuma dengan menggunakan algoritma K-Medoids Clustering maka dapat dipahami pendapat masyarakat dan penilaian umum penonton terhadap film tersebut.

2. METODE PENELITIAN

1. Framework Penelitian

Tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Framework Penelitian

a. *Crawling Data*

Proses ini merupakan proses untuk mengambil data–data posting dengan menggunakan bantuan API search pada twitter [6]. Pengumpulan data dilakukan melalui aplikasi X menggunakan Google Colab. Melalui metode crawling, data yang akan digunakan sebanyak 200 data yang berhubungan dengan film **Exhuma** dari aplikasi X.

b. *Text Preprocessing*

Tahapan *Preprocessing* dilakakukan seperti tahapan *tesxt mining* untuk pencarian informasi, klasifikasi teks dan pengelompokan teks [7]. Tahap ini memiliki tujuan untuk mempersiapkan data mentah agar siap digunakan dalam analisis atau pelatihan model dengan memastikan data tersebut bersih, terorganisir, dan dalam format yang tepat. Pembersihan data memastikan data yang akan diolah benar-benar relevan dan siap dilakukan proses perhitungan *clustering* [8]. Pada tahap ini, data yang telah dikumpulkan akan diproses melalui beberapa langkah, seperti *cleansing*, *case folding*, *tokenizing*, *filtering*, dan *stemming*.

c. *Metode Elbow*

Metode *Elbow* digunakan untuk menentukan jumlah kluster optimal dengan menganalisis grafik yang menunjukkan perbandingan antara jumlah kluster. Titik di mana grafik membentuk siku menandakan kluster terbaik. Metode elbow adalah metode di mana pada suatu titik tertentu terjadi penurunan yang signifikan dalam grafik, berbentuk lengkungan yang tajam. Nilainya kemudian akan menjadi nilai k atau banyaknya kluster yang baik [9]. Penelitian ini berfokus pada pengujian dengan membandingkan kinerja jarak antar cluster, dimulai dari dua, tiga, hingga empat cluster, dan seterusnya, untuk menentukan jumlah cluster yang paling optimal.

d. *Pembobotan (TF-IDF)*

Tahap berikutnya adalah menerapkan metode TF-IDF untuk pembobotan kata. Teknik ini membantu mengidentifikasi dan memberi bobot pada kata-kata yang paling signifikan dalam sebuah data atau kumpulan data. Nilai TF untuk term t dirumuskan dalam persamaan 1.

$$TF(t,d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_{t' \in d} f_{t',d}} \dots\dots\dots 1$$

Nilai IDF untuk term t dirumuskan dalam persamaan 2.

$$IDF(t) = \log\left(\frac{N}{df(t)}\right) \dots\dots\dots 2$$

Nilai TF-IDF kombinasi dari TF dan IDF pada term tdari text d dirumuskan pada persamaan 3.

$$TF-IDF= TF(d.t).IDF(t) \dots\dots\dots 3$$

e. *Analisa Menggunakan Metode K-Medoids Clustering*

K-Medoids atau algoritma *Patition Around Medoids* (PAM) dikembangkan oleh Leonard Kaufman dan Peter J. Rousseeuw pada tahun 1987. Algoritma PAM termasuk metode *Partitioning Clustering* untuk mengelompokkan sekumpulan objek menjadi cluster. Medoid adalah representasi *cluster* pada PAM dari sekumpulan objek yang mewakili *cluster* [10].

Setelah melakukan pembobotan TF-DF data yang sudah diproses akan dikelompokkan menggunakan metode K-Medoids. Adapun Langkah-langkah yang digunakan dalam metode ini dapat dilihat sebagai berikut:

1. Menentukan jumlah *cluster*.
2. Pilih data acak untuk dijadikan sebagai Medoid awal.
3. Menghitung *Euclidean Distance* antara setiap data dengan *Cluster* terdekat menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$D(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - c_{jk})^2} \dots\dots\dots (2.1)$$

Keterangan :

- x_i, C_j = jarak antara objek i dan j,
- x_{ik} = nilai objek i yang berada dalam varibel k,

cjk = merupakan objek nilai j yang berada didalam variable k,
p = adalah jumlah semua varibel yang ada.

4. Pilih dengan acak objek cluster untuk dijadikan sebagai medoid baru.
5. Hitung rentang setiap objek untuk setiap medoid baru.
6. Hitung simpangan total (S) dengan cara hitung total jarak yang baru dikurang dengan total jarak sebelumnya.
 - a. Jika $S > 0$, iterasi dihentikan
 - b. Jika $S < 0$, iterasi dilanjutkan dengan mengulangi tahap 2 sampai dengan 5.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Secara manual hasil dari Implementasi K-Medoids Clustering

a. Preprocessing

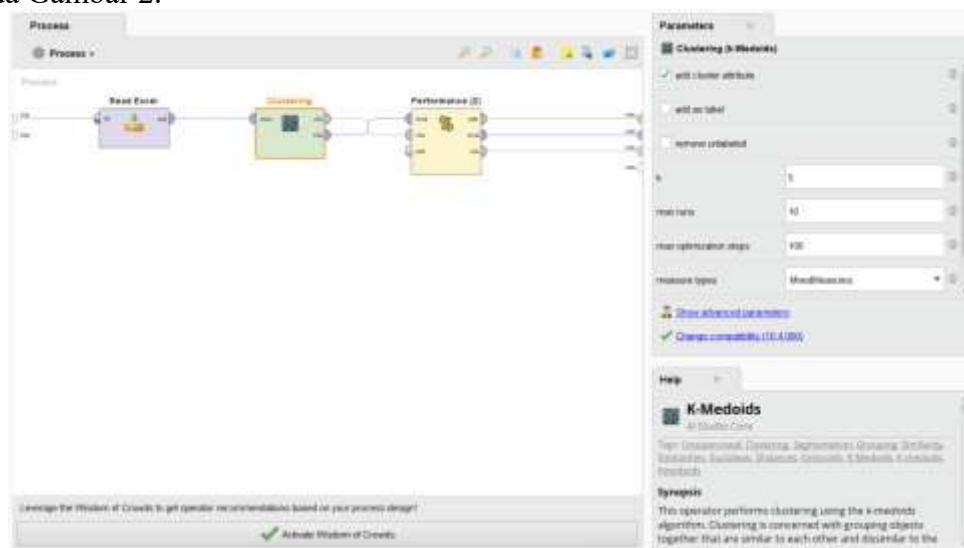
Proses ini menjadi sangat penting untuk menghindari kesalahan dalam penyajian data. Sehingga dilakukan proses pembersihan data serta mengeliminasi atribut yang kurang relevan dalam proses pengelompokan sentimen. Proses *Preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Proses *Preprocessing*

Preprocessing					
Data Komentar	Cleansing	Case Folding	Tokenizing	Stopwords/Filtering	Steming
Pengen nonton ini sendirian. Tapi masih mikir - mikir	Pengen nonton ini sendirian Tapi masih mikir mikir	pengen nonton ini sendirian tapi masih mikir mikir	“pengen” “nonton” “ini” “sendirian” “tapi” “masih” “mikir” “mikir”	“nonton” “ini” “sendirian” “tapi” “masih” “mikir”	“nonton” “ini” “sendirian” “tapi” “masih” “mikir”

b. Menentukan Nilai K Dengan menggunakan Metode Elbow

Setelah melangsungkan preprocessing data, tahapan berikutnya adalah menentukan jumlah *cluster* (K). Dalam penentuan jumlah *cluster* (K), metode yang digunakan adalah metode elbow. Rangkaian operator yang digunakan untuk menentukan *Cluster Performance* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Rangkaian Operator Untuk Menentukan *Cluster Performance*.

Proses ini dilakukan untuk menguji dengan membandingkan *cluster distance performance* mulai dari dua, tiga, empat, dan lima *cluster*, untuk menentukan jumlah klaster yang paling optimal. Perbandingan ini dilakukan untuk menemukan konfigurasi klaster yang menghasilkan jarak antar-

Perhitungan dilakukan pada keseluruhan data dokumen, selanjutnya menghitung Euclidean distance pada cluster 3 iterasi 1 pada seluruh data.

$$D9 = \sqrt{(D3_1 - C3_1)^2 + (D3_2 - C3_2)^2 + (D3_{...} - C3_{...})^2 + (D3_{317} - C3_{317})^2}$$

$$= \sqrt{(0.3 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (... - ...) ^2 + (0 - 0)^2}$$

$$= 1.4$$

Dalam perhitungan jarak terdekat dengan menggunakan Euclidean Distance kepusat centroid menghasilkan jarak yang berbeda tetapi menghasilkan pengelompokan yang sama pada seluruh data. Hasil perhitungan jarak dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Perhitungan Jarak Terdekat Dan *Cluster* Sementara Dari Iterasi 1

Dokumen	C0	C1	C2	Jarak Terdekat	Cluster
D1	1.4	1.4	1.4	1.4	C0
D2	1.4	1.4	1.0	1.0	C2
D3	1.4	1.0	0.4	0.4	C2
D4	1.0	0.4	0.4	0.4	C2
D5	0.4	0.4	0.4	0.4	C2
D6	0.4	0.4	0.3	0.3	C2
D7	0.4	0.3	0.9	0.3	C1
D8	0.3	0.9	0.9	0.3	C0
D9	0.9	0.9	0.9	0.9	C1
D10	0.9	0.9	0.9	0.9	C2
Total				6.4	

4. Lakukan perhitungan iterasi 2 dengan menggunakan nilai bobot *centroid* baru

Pada tahap ini bobot baru yang akan dihitung dengan mengambil medoid baru dengan cara acak. Nilai medoid yang akan dipakai adalah sebagai berikut:

C0 = Dokumen 2

C0 = 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.3, 0.3, 0, 0, 0, 0, 0.3,, 0

C1 = Dokumen 4

C1 = 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,, 0

C2 = Dokumen 6

C2 = 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,, 0

5. Menghitung Jarak Terdekat Ke Pusat *Cluster* Pada Iterasi 2

Rumus yang akan digunakan dalam menghitung jarak terdekat adalah *Euclidean Distance*.

$$D2 = \sqrt{(D1_1 - C1_1)^2 + (D1_2 - C1_2)^2 + (D1_{...} - C1_{...})^2 + (D2_{82} - C2_{82})^2}$$

$$= \sqrt{(0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (... - ...) ^2 + (0 - 0)^2}$$

$$= 1.4$$

Perhitungan dilakukan pada keseluruhan data dokumen, selanjutnya menghitung Euclidean distance pada cluster 2 iterasi 2 pada seluruh data.

$$D4 = \sqrt{(D2_1 - C2_1)^2 + (D2_2 - C2_2)^2 + (D2_{...} - C2_{...})^2 + (D2_{317} - C2_{317})^2}$$

$$= \sqrt{(0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (... - ...) ^2 + (0 - 0)^2}$$

$$= 1.4$$

Perhitungan dilakukan pada keseluruhan data dokumen, selanjutnya menghitung Euclidean distance pada cluster 3 iterasi 2 pada seluruh data.

$$D6 = \sqrt{(D3_1 - C3_1)^2 + (D3_2 - C3_2)^2 + (D3_{...} - C3_{...})^2 + (D3_{317} - C3_{317})^2}$$

$$= \sqrt{(0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (... - ...) ^2 + (0 - 0)^2}$$

$$= 1.4$$

Perhitungan jarak terdekat dengan menggunakan *Euclidean Distance* kepusat *Centroid* dalam iterasi 2 menghasilkan jarak yang berbeda namun menghasilkan pengelompokan yang sama terhadap hasil data. Perhitungan jarak dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Jarak Terdekat Dan *Cluster* Sementara Pada Iterasi 2

Dokumen	C0	C1	C2	Jarak Terdekat	Cluster
D1	1.4	1.4	1.4	1.4	C0
D2	1.4	1.4	1.0	1.0	C2
D3	1.4	1.0	0.4	0.4	C2
D4	1.0	0.4	0.8	0.4	C1
D5	0.4	0.8	0.7	0.4	C0
D6	0.8	0.7	0.3	0.3	C2
D7	0.7	0.3	0.9	0.3	C1
D8	0.3	0.9	1.0	0.3	C0
D9	0.9	1.0	1.0	0.9	C0
D10	1.0	1.0	0.9	0.9	C2
Total				6.5	

6. Hitung Nilai Total Simpangan

Setelah selesai perhitungan jarak pada seluruh iterasi maka akan dilakukan perhitungan simpangan total yang akan diperoleh dari total jarak terdekat dari iterasi ke-2 dikurang dengan total jarak terdekat dari iterasi ke-1.

Total Simpangan (S) = Medoids cost baru – Medoids cost lama

Total Simpangan (S) = 6.5 – 6.4

Total Simpangan (S) = 0.1

Berdasarkan hasil dari total simpangan yang telah didapat maka iterasi diberhentikan dikarenakan nilai dari total simpangan lebih besar dari nol ($S > 0$). Hasil dari *Clustering* yang dihasilkan dari tools rapidminer dari data komentar film Exhuma dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil *Cluster* 0 (Positif) Cluster 1 (Negatif) Cluster 2 (Netral)

Cluster	Dokumen
Cluster 0	D1, D3, D4, D5, D6, D7, D8, D9, D10, D11, D12, D13, D15, D16, D17, D18, D19, D20, D21, D22, D25, D26, D27, D28, D29, D30, D31, D32, D34, D35, D36, D38, D39, D42, D43, D46, D47, D48, D49, D51, D52, D53, D54, D56, D57, D59, D60, D61, D62, D63, D64, D65, D66, D67, D70, D71, D72, D73, D74, D75, D77, D78, D80, D81, D82, D83, D84, D86, D87, D88, D89, D90, D91, D92, D93, D94, D95, D96, D97, D98, D99, D100, D101, D102, D103, D104, D105, D106, D107, D109, D110, D111, D112, D114, D117, D118, D119, D120, D121, D123, D124, D125, D126, D127, D128, D129, D130, D131, D132, D134, D135, D136, D138, D139, D140, D141, D142, D143, D144, D145, D147, D148, D149, D150, D151, D152, D153, D154, D155, D157, D158, D160, D162, D164, D166, D167, D169, D170, D172, D174, D175, D176, D178, D179, D181, D182, D183, D184, D187, D188, D191, D194, D196, D198, D199.
Cluster 1	D200.
Cluster 2	D2, D14, D23, D24, D33, D37, D40, D41, D44, D45, D50, D55, D58, D68, D69, D76, D79, D85, D108, D113, D115, D116, D121, D133, D137, D146, D156, D159, D161, D163, D165, D168, D171, D173, D177, D180, D185, D186, D189, D190, D192, D193, D195, D197.

4. KESIMPULAN

Setelah melakukan pengujian dapat dihasilkan bahwa analisis sentiment dari data komentar film exhuma dengan menggunakan metode K-Medoids Clustering berhasil dilakukan. Dengan pengelompokan yang dihasilkan dari ke 200 data komentar masyarakat yang diambil dari Twitter/X tergolong dalam cluster positif dengan jumlah persentase 77.50% kemudian yang bersifat negative

22,5%. Sehingga dapat dikategorikan pendapat masyarakat sangat respon dengan kehadiran film ini dengan penonton yang lebih banya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Pasek, O. Mahawardana, G. Arya, I. P. Agus, and E. Pratama, “Analisis Sentimen Berdasarkan Opini dari Media Sosial Twitter terhadap ‘ Figure Pemimpin ’ Menggunakan Python,” *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, vol. 3, no. 1, pp. 810–820, 2022, [Online]. Available: <https://ojs.unud.ac.id/index.php/jitter/article/view/82975>
- [2] Hartono, O. S. Sitompul, Tulus, and E. B. Nababan, “Optimization Model of K-Means Clustering Using Artificial Neural Networks to Handle Class Imbalance Problem,” *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 288, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/288/1/012075.
- [3] A. Julia Azzahra, F. Shafira, V. Suciana Kusuma, and D. Eka Putri, “ANALISIS ISI FILM ‘EXHUMA,’” *NETIZEN: JOURNAL OF SOCIETY AND BUSSINESS*, vol. 1, no. 8, pp. 382–392, 2024.
- [4] A. J. Simanullang, D. R. Manalu, and I. K. Jaya, “Analisa Persepsi Mahasiswa FIKOM Di Universitas Methodist Indonesia Terhadap Pelayanan Tenaga Pendidik Menggunakan User Centered Design,” vol. 1, no. 1, pp. 1–6, 2021.
- [5] M. N. Afrilia *et al.*, “OPTIMASI ANALISIS CLUSTERING UNTUK AKTIVITAS DAN RESPON PENGGUNA MEDIA SOSIAL DENGAN K-MEANS,” 2024. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/>.
- [6] E. Ditendra, S. Suryani, S. Romelah, M. H. Arsyiddik Tanjung, and M. Sarah, “Perbandingan Algoritma Klasifikasi untuk Analisis Sentimen Islam Nusantara di Indonesia,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 2, no. 1, pp. 71–77, 2022, doi: 10.57152/malcom.v2i1.199.
- [7] K. J. S. Sepyanto, Y. H. Chrisnanto, and F. R. Umbara, “Sistem Segmentasi Program Talk Show Berdasarkan Media Sosial Twitter Menggunakan Metode K-Medoids Clustering,” *Prosiding SISFOTEK*, pp. 342–347, 2020.
- [8] N. Mirantika, T. S. Syamfithriani, and R. Trisudarmo, “Implementasi Algoritma K-Medoids Clustering Untuk Menentukan Segmentasi Pelanggan,” *Jurnal Nuansa Informatika*, vol. 17, no. 1, pp. 2614–5405, 2023.
- [9] N. Syahfitri, E. Budianita, A. Nazir, and I. Afrianty, “Pengelompokan Produk Berdasarkan Data Persediaan Barang Menggunakan Metode Elbow dan K-Medoid,” *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 3, pp. 1668–1675, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i3.1525.
- [10] F. Hardiyanti, H. S. Tambunan, and I. S. Saragih, “Penerapan Metode K-Medoids Clustering Pada Penanganan Kasus Diare Di Indonesia,” *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 598–603, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1666.