

Analisis Algoritma K-Means dan Davies Bouldin Index dalam Mencari Cluster Terbaik Kasus Perceraian di Kabupaten Kuningan

Yayan Sopyan*, Agrian Dwi Lesmana, Christina Juliane

Prodi Sistem Informasi, STMIK LIKMI, Bandung, Indonesia

Email: ^{1,*}yayan@stikku.ac.id, ²agriandwilesmana@gmail.com, ³christina.juliane@likmi.ac.id

Email Penulis Korespondensi: yayan@stikku.ac.id

Submitted: 17/12/2022; Accepted: 27/12/2022; Published: 30/12/2022

Abstrak—Dalam pernikahan hal yang paling dihindari yaitu sebuah perceraian. Perceraian merupakan putusannya hubungan suami dan istri yang dilakukan secara sah pada saat persidangan. Dari tahun ke tahun ada kenaikan jumlah perceraian di Indonesia termasuk jumlah perceraian di Kabupaten Kuningan. Penelitian ini menganalisa kasus perceraian di Desa yang berada di Kabupaten Kuningan, analisa yang dilakukan yaitu dengan menggunakan data mining metode Clustering dengan menggunakan algoritma K-Means. Metode clustering yaitu mengelompokkan data berdasarkan karakteristik yang sama. Dalam menentukan jumlah cluster yaitu dengan menggunakan nilai dari Davies Bouldin Index terkecil, diharapkan jumlah cluster yang dibentuk dapat lebih optimal. Hasil dari penelitian ini yaitu terdapat 4 cluster yang beranggotakan desa atau kelurahan dengan tingkat perceraian yang berbeda-beda yaitu tingkat perceraian tertinggi, tingkat perceraian tinggi, tingkat perceraian sedang, tingkat perceraian rendah dan tingkat perceraian terendah.

Kata Kunci: Perceraian; Data Mining; Clustering; K-Means; Index Davies Bouldin

Abstract—In marriage, the thing that is most avoided is a divorce. Divorce is the termination of the husband and wife relationship which is carried out legally at the time of trial. From year to year, there is an increase in the number of divorces in Indonesia, including the number of divorces in Kuningan Regency. This study analyzes divorce cases in villages in Kuningan Regency, the analysis is carried out by using data mining clustering methods using the K-Means algorithm. The clustering method is grouping data based on the same characteristics. In determining the number of clusters by using the value of the smallest Davies Bouldin Index, it is hoped that the number of clusters formed can be more optimal. The results of this study are that there are 4 clusters consisting of villages or sub-districts with different divorce rates, namely the highest divorce rate, high divorce rate, medium divorce rate, low divorce rate, and lowest divorce rate.

Keywords: Divorce; Datamining; Clustering; K-Means; Index Davies Bouldin

1. PENDAHULUAN

Meskipun perceraian adalah pilihan yang sangat dihindari, pasangan yang sudah tidak bahagia dan merasa tidak dapat mempertahankan hubungan pernikahan menganggap perceraian merupakan pilihan terbaik [1]. Perceraian adalah berakhirnya perkawinan karena suatu alasan yang disahkan dengan keputusan pengadilan atas hak salah satu atau kedua belah pihak [2]. Setiap tahunnya terjadi peningkatan angka perceraian di Indonesia [3-5], peningkatan angka perceraian juga terjadi di Kabupaten Kuningan [5]. Dengan tingginya angka perceraian di Kabupaten Kuningan perlu adanya penelitian guna mengelompokkan tingkat perceraian berdasarkan desa.

Pada penelitian terkait tentang pengelompokan perceraian juga telah dilakukan oleh beberapa penelitian sebelumnya, misalnya telah dilakukan penelitian untuk mengelompokkan pengadilan berdasarkan kasus perceraian dengan menggunakan algoritma K-Means dimana terdapat 28 atribut yang digunakan, dengan hasil yaitu didapatkan 2 cluster, dengan anggota cluster 0 yaitu beranggotakan kota atau kabupaten dengan kasus perceraian rendah sedangkan cluster 1 beranggotakan kota atau kabupaten dengan kasus perceraian tinggi [6].

Penelitian lain terkait pengelompokan perceraian yaitu telah dilakukan penelitian dalam mengelompokkan perkara perceraian di Kabupaten Simalungan dengan menggunakan atribut pada kasus perceraian yaitu Kekerasan Dalam Rumah Tangga (KDRT), Ekonomi dan Sosial. Hasil yang didapat dengan menggunakan algoritma K-Means dari penelitian tersebut yaitu terdapat 3 cluster, yaitu cluster 1 sebanyak 5 data, cluster 2 sebanyak 8 data dan cluster 3 sebanyak 22 data [7].

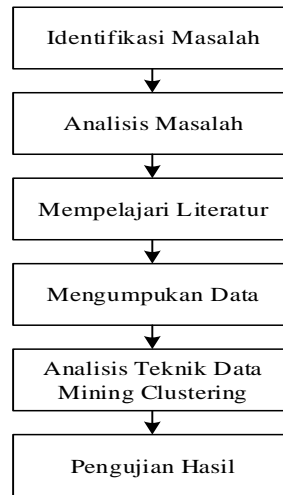
Penelitian lain terkait perceraian juga telah dilakukan dalam menganalisa kasus perceraian dimana atribut yang digunakan yaitu perbedaan usia pasangan, lama usia pernikahan, jenis cerai, jumlah anak dan lokasi. Hasil yang didapat dengan algoritma K-Means pada penelitian tersebut yaitu didapat 2 cluster dimana terdapat perbedaan signifikan pada cluster 0 dengan cluster 1 yaitu pada lama usia pernikahan [1].

Dari uraian penelitian terkait di atas dapat disimpulkan bahwa dalam pengelompokan kasus perceraian dapat diterapkan pada kasus lain dengan atribut yang berbeda sehingga pada penelitian ini akan dilakukan teknik pengelompokan data perceraian berdasarkan desa dengan dengan atribut yang digunakan yaitu Laki-laki (talak) dan perempuan (gugat) metode yang digunakan yaitu teknik *data mining clustering*. Teknik *data mining clustering* akan mengelompokkan data dengan karakteristik yang sama [8] dan mengelompokkan data dengan karakteristik yang berbeda ke kelompok lain [9]. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dengan menggunakan algoritma K-Means yaitu mengelompokkan data berdasarkan titik pusat klaster atau *centroid* terdekat dengan data [10].

2. METODE PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merupakan gambaran proses yang dilakukan dalam melakukan penelitian. Tahapan penelitian bertujuan untuk memastikan bahwa proses penelitian dilakukan secara sistematis dan tanpa menemui kesalahan atau proses yang berulang-ulang. Tahapan penelitian digambarkan pada Gambar 1.



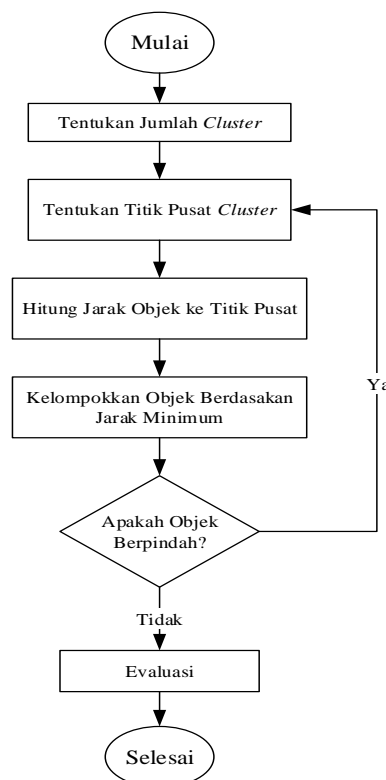
Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2 Data Mining

Data mining adalah suatu proses mencari pola atau informasi menarik dalam data dipilih dengan teknik atau metode tertentu [4]. Teknik, metode, atau algoritma penambangan data sangat bervariasi. Ada sebuah metode untuk klasifikasi data mining yaitu K-Means. K-Means adalah salah satu teknik *clustering* hirarkis langkah demi langkah dan dalam setiap iterasi *clustering* hirarkis hanya ada satu opsi untuk menghubungkan elemen ke objek lain.

2.3 Algoritma K-Means

K-Means Clustering dapat diterapkan pada kasus dengan jumlah objek yang sangat banyak [12]. Algoritma K-means adalah algoritma pengelompokan iteratif sederhana [13] dan yang paling populer digunakan dengan menggunakan jarak sebagai metriknya [14]. Tahapan algoritma K-Means digambarkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Algoritma K-Means

Berikut ini tahapan *clustering* dengan menggunakan algoritma K-Means [15]:

- Menentukan nilai k , dimana k merupakan jumlah *cluster* yang akan dibentuk.
- Menentukan centroid awal atau titik pusat dari setiap *cluster*, menentukan centroid bisa dilakukan secara acak.
- Alokasikan semua data atau objek ke *cluster* terdekat yaitu perlu dihitung jarak tiap data ke tiap centroid. Untuk menghitung jarak semua data ke setiap centroid dapat menggunakan teori jarak *Euclidean* dengan persamaan :

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \tag{1}$$

Keterangan:

$d(x,y)$ = jarak data ke x ke pusat *cluster* u

x_i = data x pada observasi ke- i

y_i = titik pusat ke y observasi ke= i

n = banyaknya observasi

- Mengelompokkan setiap data ke dalam *cluster* dengan jarak terpendek.

- Menentukan nilai centroid dengan menghitung nilai rata-rata *cluster* dari setiap anggota *cluster* dengan persamaan:

$$Centroid = \sum \frac{a_i}{n} \tag{2}$$

Keterangan :

a_i = Nilai keanggotaan dari masing-masing *cluster*

n = Jumlah anggota *cluster*

- Ulangi langkah 2-5 sampai kondisi konvergensi tercapai, yaitu anggota setiap *cluster* tidak mengalami perubahan lokasi *cluster*.

2.4 Index Davies Bouldin (DBI)

Davies Bouldin Indeks (DBI) juga disebut reliabilitas klasifikasi indeks [16]. *Davies Bouldin Index* (DBI) diperkenalkan oleh David L. Davies dan Donald W. Bouldin pada tahun 1979 didefinisikan sebagai rasio rata-rata jarak dalam dan antar-klaster untuk setiap klaster dengan klaster tetangga terdekatnya [8]. *Davies Bouldin Index* adalah ukuran untuk mengevaluasi kinerja pengelompokan. DBI memiliki korelasi positif untuk “*within-class*” case dan korelasi negatif untuk “*between-class*” case. Gunakan DBI sebagai metrik pengelompokan karena cara umum pengelompokan Validasi berisi dua kategori utama - validasi eksternal dan internal validasi yang digunakan untuk menilai kinerja hasil clustering [17].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Menentukan Jumlah Cluster

Jumlah *cluster* yang akan dibentuk yaitu ada 2 *cluster* dengan syarat banyaknya *cluster* harus lebih kecil dari banyaknya data ($k < n$). Tabel 1 menunjukkan data perceraian per desa di Kabupaten Kuningan terdapat 376 data.

Tabel 1. Data Perceraian di Kabupaten Kuningan

No.	Desa	Laki-laki	Perempuan
1.	Purwawinangun	127	256
2.	Cibingbin	75	120
3.	Ancaran	69	98
4.	Kuningan	135	251
5.	Awirarangan	81	157
6.	Cihideunghilir	37	63
....
376	Nangerangjaya	1	5

3.2 Menentukan Centroid Awal

Dari data Tabel 1 yaitu akan dibentuk 2 *cluster* ($k=2$) dimana untuk menentukan *centroid* dilakukan secara acak atau manual terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Centroid Awal

Centroid	Laki-laki	Perempuan
Darma (C1)	37	74
Awirarangan (C2)	81	157

Inisialisasi centroid pada Tabel 2 adalah $C1 = \{37,74\}$ dan $C2 = \{81,157\}$. Untuk perhitungan berikutnya jika data berpindah *cluster* maka centroid baru dihitung dengan menghitung nilai rata-rata pada setiap *cluster*. Perhitungan dihentikan apabila data tidak berpindah *cluster*.

3.3 Hitung Jarak Objek ke Centroid Awal

Setelah ditentukan centroid awal selanjutnya dilakukan perhitungan jarak Euclidean dan dikelompokkan berdasarkan jarak terkecil kemudian didapat nilai centroid baru untuk acuan perhitungan berikutnya sampai nilai centroid sebelum perhitungan dan sesudah perhitungan nilainya sama. Perhitungan jarak Euclidean menggunakan persamaan $(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$ contoh perhitungan jarak Euclidean seperti pada contoh dibawah ini:

$$C1 = \{81,157\}$$

$$[1] d(x1,y2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} = \sqrt{(127 - 81)^2 + (256 - 157)^2} = \sqrt{(46)^2 + (99)^2} = 109,15$$

$$[2] d(x2,y2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} = \sqrt{(75 - 81)^2 + (120 - 157)^2} = \sqrt{(-6)^2 + (-37)^2} = 37,48$$

$$[3] d(x3,y2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} = \sqrt{(69 - 81)^2 + (98 - 157)^2} = \sqrt{(-12)^2 + (-59)^2} = 60,20$$

$$C2 = \{37,74\}$$

$$[1] d(x1,y1) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} = \sqrt{(127 - 37)^2 + (256 - 74)^2} = \sqrt{(90)^2 + (183)^2} = 203,03$$

$$[2] d(x2,y1) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} = \sqrt{(75 - 37)^2 + (120 - 74)^2} = \sqrt{(38)^2 + (46)^2} = 59,66$$

$$[3] d(x3,y1) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} = \sqrt{(69 - 37)^2 + (98 - 74)^2} = \sqrt{(32)^2 + (24)^2} = 40$$

Tabel 3. Hasil Jarak Euclidean

No.	Desa	C1	C2
1.	Purwawinangun	109,17	203,04
2.	Cibingbin	37,48	59,67
3.	Ancaran	60,21	40,00
4.	Kuningan	108,41	202,32
5.	Awirarangan	0,00	93,94
6.	Cihideunghilir	103,79	11,00
....
376	Nanggerangjaya	171,77	77,83

Pada Tabel 3 menunjukkan hasil perhitungan jarak Euclidean.

3.4 Kelompokkan Objek Berdasarkan Jarak Minimum

Hasil pengelompokkan objek berdasarkan jarak minimum dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Cluster

No.	Desa	Cluster 1	Cluster 2
1.	Purwawinangun	√	
2.	Cibingbin	√	
3.	Ancaran		√
4.	Kuningan	√	
5.	Awirarangan	√	
6.	Cihideunghilir		√
....
376	Nanggerangjaya		√

Dari 376 desa didapat hasil anggota *cluster* 2 sebanyak 369 desa dan anggota *cluster* 1 sebanyak 7 desa. Dimana *cluster* 1 merupakan anggota dengan angka gugatan dari pihak istri lebih banyak dibandingkan talak dari suami.

3.5 Menentukan Nilai Centroid

Untuk menentukan nilai centroid yaitu dengan cara menghitung rata-rata *cluster* untuk setiap *cluster* dengan menggunakan rumus $\sum \frac{a_i}{n}$ dimana total nilai untuk semua data di masing-masing *cluster* dibagi dengan jumlah anggota *cluster*.

Tabel 5. Centroid Baru

Centroid	L	P
----------	---	---

C1	58,96	58,96
C2	214,04	95,22

3.6 Hitung Kembali Jarak Objek ke Centroid Baru

Hitung kembali langkah 3.3 sampai langkah 3.5 sampai setiap anggota *cluster* tidak mengalami perubahan lokasi *cluster*.

Tabel 6. Hasil Iterasi

No.	Desa	C1	C2
1.	Purwawinangun	111,04	157,58
2.	Cibingbin	51,83	104,00
3.	Ancaran	71,51	81,16
4.	Kuningan	110,02	157,04
5.	Awirarangan	50,64	148,00
6.	Cihideunghilir	114,08	52,89
....
376	Nangerangjaya	128,11	42,45

Setelah menghitung jarak dengan *cluster* baru ternyata ada data yang berpindah lokasi *cluster* sehingga perlu dilakukan perhitungan kembali sampai anggota *cluster* tidak berpindah lokasi *cluster*. Hasil *cluster* dengan centroid baru bisa dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Cluster Dengan Centroid Baru

No.	Desa	Cluster 1	Cluster 2
1.	Purwawinangun	√	
2.	Cibingbin	√	
3.	Ancaran	√	
4.	Kuningan	√	
5.	Awirarangan	√	
6.	Cihideunghilir		√
....
376	Nangerangjaya		√

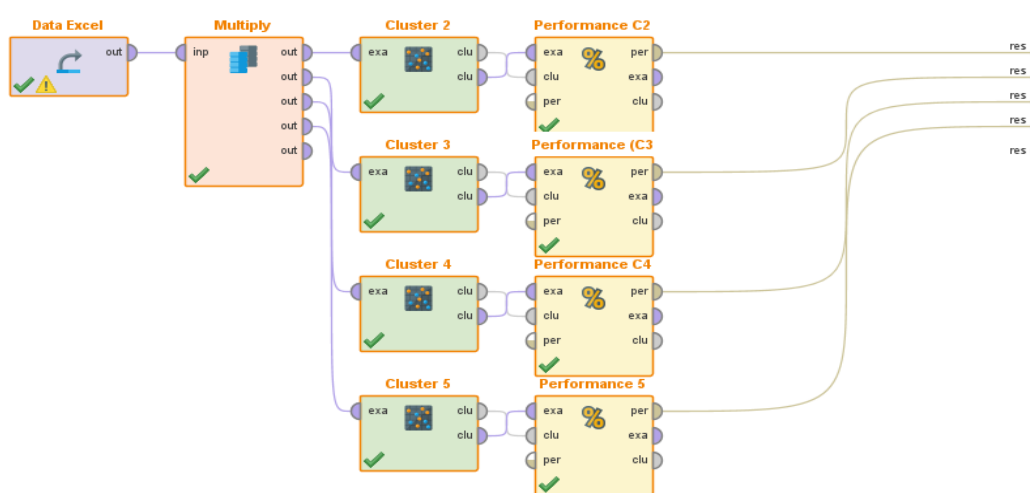
Setelah dilakukan perhitungan iterasi dari 376 data didapat hasil anggota *cluster* 2 sebanyak 367 desa dan anggota *cluster* 1 sebanyak 9 desa, yang ditampilkan pada Tabel 7.

3.7 Analisa Dengan Rapidminer

Hasil perhitungan manual perlu dibandingkan juga dengan perhitungan menggunakan tool yaitu rapidminer. Sehingga bisa di analisis perbedaan lokasi *cluster*.

3.7.1 Menentukan Jumlah Cluster Terbaik

Dalam menentukan jumlah *cluster* terbaik pada rapidminer yaitu dengan menggunakan *Index Davies Bouldin* (IDB), dimana metode ini merupakan salah satu evaluasi internal *cluster* dilihat dari nilai terendah, dimana hasil jumlah *cluster* dapat ditinjau dari kohesi dan separasi [1].



Gambar 3. Proses Davies Bouldin Index

Pada Gambar 3 menunjukkan proses perhitungan nilai *Davies Bouldin Index* dengan menggunakan tool Rapidminer, dimana untuk setiap jumlah *cluster* akan di hitung nilai DBI-nya.

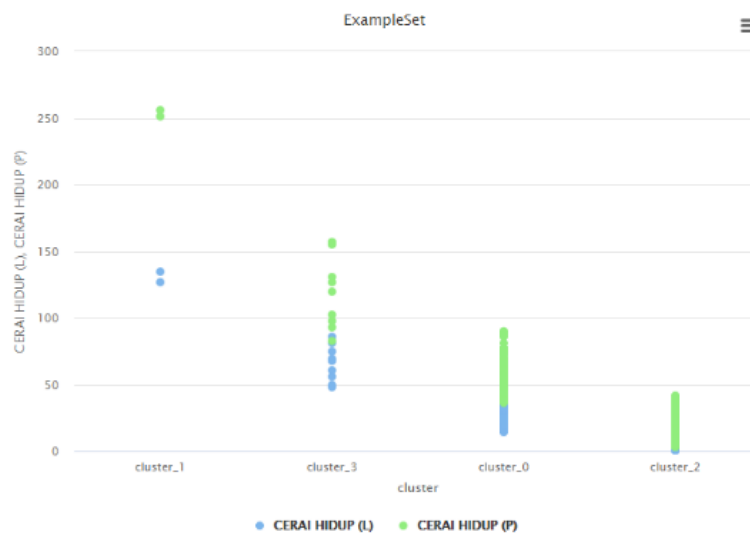
Pada Tabel 8 adalah nilai terendah dari *Davies Bouldin* yaitu dengan jumlah *cluster* 5 dengan nilai *Davies Bouldin Index* 0,534, sehingga jumlah 4 *cluster* dapat menjadi *cluster* optimal.

Tabel 8. Nilai *Davies Bouldin Index*

Jumlah <i>Cluster</i>	Nilai <i>Davies Bouldin Index</i>
2	0,655
3	0,609
4	0,535
5	0,534

3.7.2 Hasil Clustering Dengan Rapidminer

Gambar 4 menunjukkan visualisasi hasil *clustering* dengan menggunakan tool Rapidminer.



Gambar 4. Visualisasi *Clustering* Rapidminer

Pada Gambar 4 menunjukkan hasil cluster dimana cluster yang dibentuk yaitu cluster_0, cluster_1, cluster_2 dan cluster_3.

3.7.3 Hasil Clustering dengan Rapidminer

Pada Tabel 9 menunjukkan 4 *cluster* yang dibentuk oleh Rapidminer, dimana *cluster_1* beranggotakan desa atau kelurahan dengan tingkat perceraian (gugat dan talak) yang paling besar dimana terdapat 2 data yaitu Kelurahan Purwawinangun dan Kelurahan Kuningan. Dilanjutkan dengan *cluster 3* dengan jumlah anggota sebanyak 9 data dengan tingkat perceraian tinggi, *cluster 0* dengan jumlah anggota sebanyak 97 data dengan tingkat perceraian menengah, *cluster 2* dengan tingkat perceraian terkecil yaitu beranggotakan 268 data.

Tabel 9. Hasil *Clustering* dengan Rapidminer

Index	Cluster	Absolute Count	Fraction
1	<i>cluster_2</i>	268	0.713
2	<i>cluster_0</i>	97	0.258
3	<i>cluster_3</i>	9	0.024
4	<i>cluster_1</i>	2	0.005

4. KESIMPULAN

Dapat disimpulkan bahwa dalam menentukan jumlah *cluster* dengan menggunakan *Davies Bouldin Index* bisa diterapkan pada algoritma K-Means yaitu menghasilkan 4 *cluster*, dengan Nilai DBI = 0,535 sehingga didapat hasil *cluster* yaitu *cluster* dengan tingkat perceraian tertinggi sebanyak 2 data, *cluster* dengan tingkat perceraian tinggi sebanyak 9 data, *cluster* dengan tingkat perceraian menengah sebanyak 97 data dan *cluster* dengan tingkat perceraian terkecil sebanyak 268 data. Hasil yang bisa disimpulkan pada perhitungan manual yaitu terjadi perubahan *cluster* apabila nilai centroid awal berubah sehingga dalam menentukan anggota *cluster* tidak optimal. Saran dalam penelitian ini yaitu dalam menggunakan algoritma K-Means dalam metode *clustering* sangat berpengaruh dalam penentuan titik

centroid awal sehingga selain dengan melihat hasil dari nilai DBI bisa dilakukan dengan menggunakan metode lain dalam menentukan jumlah *cluster* agar jumlah *cluster* yang dibentuk lebih optimal.

REFERENCES

- [1] U. D. Rahayu *et al.*, “Analisis Kasus Perceraian Pada Pengadilan Negeri Bekasi Menggunakan Algoritma K-Means Clustering,” vol. 6, no. 1, pp. 165–172, 2022.
- [2] U. T. Wijayanti, “Analisis Faktor Penyebab Perceraian pada Masa Pandemi Covid-19 di Kabupaten Banyumas,” *J. Ilmu Kel. dan Konsum.*, vol. 14, no. 1, pp. 14–26, 2021, doi: 10.24156/jikk.2021.14.1.14.
- [3] N. S. Manna, S. Doriza, and M. Oktaviani, “Cerai Gugat: Telaah Penyebab Perceraian Pada Keluarga di Indonesia,” *J. AL-AZHAR Indones. SERI Hum.*, vol. 6, no. 1, p. 11, 2021, doi: 10.36722/sh.v6i1.443.
- [4] D. Laila Sari, M. Saputra, and H. Gemasih, “Penerapan Data Mining Dalam Proses Prediksi Perceraian Menggunakan Algoritma Naive Bayes Di Kabupaten Aceh Tengah,” *J. Tek. Inform. dan Elektro*, vol. 4, no. 1, pp. 23–35, 2022, doi: 10.55542/jurtie.v4i1.112.
- [5] S. Muhammad, “The phenomenon of Contested Divorced in Kuningan District : A Study of Social Change in Society and Family Fenomena Cerai Gugat di Kabupaten Kuningan : Sebuah Kajian Perubahan Sosial dalam Masyarakat dan Keluarga,” *J. Bimas Islam*, vol. 9, pp. 599–640, 2016.
- [6] S. Sulistiyana, Dian Ade Kurnia, and Martanto, “Pembangunan Model Clustering Dalam Pengelompokan Pengadilan Agama Berdasarkan Kasus Perceraian Dengan Menggunakan Algoritma K-Means,” *KOPERTIP J. Ilm. Manaj. Inform. dan Komput.*, vol. 5, no. 2, p. 57, Oct. 2021, doi: 10.32485/kopertip.v5i2.165.
- [7] S. Humairoh Sa, M. Safii, I. Parlina, S. Tunas Bangsa Pematangsiantar, and J. A. Sudirman Blok No, “Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS) Analisa Metode K-Means dalam Mengelompokkan Perkara Perceraian Berdasarkan Daerah Simalungun,” 2019.
- [8] A. R. Hedar, A. M. M. Ibrahim, A. E. Abdel-Hakim, and A. A. Sewisy, “K-means cloning: Adaptive spherical K-means clustering,” *Algorithms*, vol. 11, no. 10, pp. 1–22, 2018, doi: 10.3390/a11100151.
- [9] D. Triyansyah and D. Fitriana, “Analisis Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Untuk Menentukan Strategi Marketing,” *J. Telekomun. dan Komput.*, vol. 8, no. 3, p. 163, 2018, doi: 10.22441/incomtech.v8i3.4174.
- [10] N. Azwanti, “Segmentasi Tingkat Pemakaian Material dengan Data Mining Clustering,” *J. Komput. Terap.*, vol. 4, no. 2, pp. 16–27, 2018, [Online]. Available: <https://jurnal.pcr.ac.id/index.php/jkt/article/view/2102>
- [11] V. Miralda, M. Zarlis, and E. Irawan, “Penerapan Metode K-Means Clustering Untuk Daging Ayam Buras,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 91–98, 2020, doi: 10.47065/bits.v2i2.493.
- [12] S. Ginting, S. Efendi, and S. Suwilo, “Performance Improvement of Grid Mapping K-Means with the Average Value at Grid Point,” *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 1083, no. 1, pp. 1–10, 2022, doi: 10.1088/1755-1315/1083/1/012082.
- [13] N. Laili, N. S. Indrasti, and D. Wahyudi, “Design of sustainable coffee processing wastewater treatment system using K-means clustering algorithm,” *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 1063, no. 1, pp. 1–8, 2022, doi: 10.1088/1755-1315/1063/1/012032.
- [14] Y. K. Saheed, M. O. Arowolo, and A. U. Tosho, “An Efficient Hybridization of K-Means and Genetic Algorithm Based on Support Vector Machine for Cyber Intrusion Detection System,” *Int. J. Electr. Eng. Informatics*, vol. 14, no. 2, pp. 426–442, 2022, doi: 10.15676/ijeei.2022.14.2.11.
- [15] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, *Data mining dan penerapan algoritma*. Yayasan Kita Menulis, 2021.
- [16] X. Ling, Q. Tu, M. Jin, W. Wang, Y. Cui, and J. Zhu, “Research on Distributed Resource Aggregation Technology,” vol. 2399, no. Icpset, pp. 1–8, 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2399/1/012034.
- [17] 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, doi: 10.18421/TEM103-13.