

Komparasi Euclidean Distance dan Manhattan Distance pada Sistem Klasifikasi Transportasi Bus Menggunakan K-NN

By Rozzi Kesuma Dinata

Komparasi *Euclidean Distance* dan *Manhattan Distance* pada Sistem Klasifikasi Transportasi Bus Menggunakan K-NN

Rozzi Kesuma Dinata^{a,1}, Hafizal Akbar^{a,2}, Novia Hasdina^{b,3}

^a Universitas Malikussaleh, Jl. Cot Tengku Nie, Reuleut, Aceh Utara, 24351, Indonesia

^b Universitas Islam Kebangsaan Indonesia, Jl. Medan B Aceh Sp. Elak Lhokseumawe, 24352, Indonesia

¹rozzi@unimal.ac.id, ²hafizalakbar01@gmail.com, ³noviahasdina@gmail.com

INFORMASI ARTIKEL

Diterima :
Direvisi :
Diterbitkan :

Kata Kunci:
Komparasi
Klasifikasi
K-Nearest Neighbor
Euclidean Distance
Manhattan Distance

ABSTRAK

25

K-Nearest Neighbor merupakan salah satu algoritma data mining yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi. *K-Nearest Neighbor* bekerja mengklasifikasikan data berdasarkan jarak terdekat. Penelitian ini menggunakan metode *Euclidean distance* dan *Manhattan distance* untuk menghitung jarak dalam pengklasifikasian transportasi bus jalur Lhokseumawe-Medan. Data yang digunakan diperoleh dari Organisasi Angkutan Darat Kota Lhokseumawe. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan dengan $k=3$, didapatkan performansi K-NN dengan *Euclidean Distance* dengan nilai rata-rata dari *Precision* 44,94%, *Recall* 37,06%, *Accuracy* 81,96%. Sedangkan performansi K-NN dengan *Manhattan Distance* diperoleh nilai rata-rata dari *Precision* sebesar 45,49%, *Recall* 36,39%, *Accuracy* 84,00%. Hasil analisis perbandingan perhitungan jarak didapatkan nilai akurasi tertinggi pada *Manhattan Distance*, dengan selisih 2,04% lebih tinggi daripada *Euclidean Distance*. Persentase tersebut menunjukkan bahwa *Manhattan Distance* lebih akurat dibandingkan dengan *Euclidean Distance* dalam klasifikasi transportasi bus.

ABSTRACTS

18

K-Nearest Neighbor is a data mining algorithm that can be used to classify data. *K-Nearest Neighbor* works based on the closest distance. This research using the *Euclidean* and *Manhattan distances* to calculate the distance of Lhokseumawe-Medan bus transportation. Data that used in this research was obtained from the Organisasi Angkutan Darat Kota Lhokseumawe. The results of the test with $k = 3$ has obtained the percentage of 44.94% for *Precision*, 37.06% *Recall*, and 81.96% *Accuracy* for the performance of K-NN with *Euclidean Distance*. Whereas by using *Manhattan Distance* the result obtained was 45.49% for *Precision*, 36.39% *Recall*, and 84.00% *Accuracy*. The result shown that *Manhattan Distance* obtained the highest accuracy, with the difference of 2.04% higher than *Euclidean Distance*. It indicates that *Manhattan Distance* is more accurate than *Euclidean Distance* to classify the bus transportation.

8

This is an open access article under the CC-BY-SA license.



I. Pendahuluan

Data Mining merupakan proses ekstraksi data menjadi informasi yang memungkinkan para pengguna untuk mengakses secara cepat data dengan jumlah yang besar, dengan teknik yang tepat proses data mining akan memberikan hasil yang optimal [1]. Setiap data pada data mining terdiri dari kelas tertentu bersama dengan variabel dan faktor-faktor penentu kelas variabel tersebut. Dengan data mining, peneliti dapat menemukan suatu kelas dari variabel data yang dimiliki [2].

Salah satu tujuan yang banyak dihasilkan dalam data mining adalah klasifikasi [3]. Menurut Abdillah (2018), klasifikasi merupakan penggolongan atau pengelompokan fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya belum diketahui atau pembagian sesuatu menurut kelas-kelasnya. Metode-metode klasifikasi data

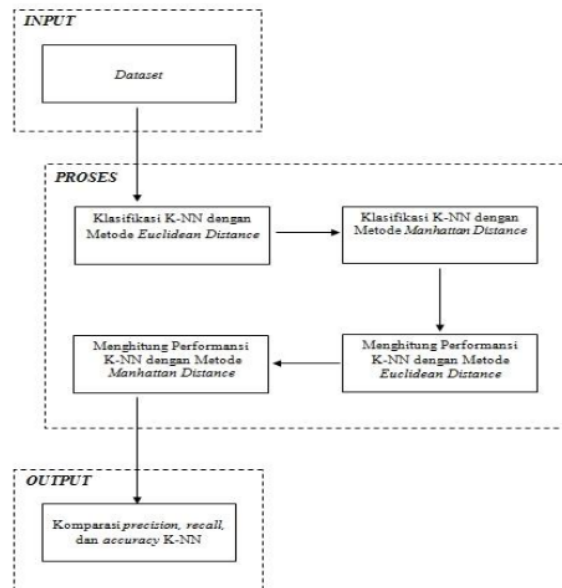
7 mining yang telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya antara lain C4.5, RainForest, Naïve Bayesian, neural network, genetic algorithm, fuzzy, case-based reasoning, dan K-Nearest Neighbor.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performansi dari algoritma K-NN dengan membandingkan hasil akurasi dari metode Euclidean Distance dan Manhattan Distance pada klasifikasi Transportasi Bus Lhokseumawe-Medan. Data yang digunakan diperoleh dari Organisasi Angkutan Darat Kota Lhokseumawe. Adapun hasil analisis performansi terbaik dapat dijadikan rekomendasi dalam pemilihan metode perhitungan distance pada algoritma klasifikasi K-NN.

II. Metode

A. Kerangka Penelitian

Metode klasifikasi data mining yang digunakan adalah K-Nearest Neighbor dengan menggunakan Euclidean Distance dan Manhattan Distance untuk perhitungan jarak.



Gambar 1. Framework Penelitian

1 Adapun langkah pertama adalah memilih dataset yang akan digunakan dalam proses penelitian, dalam penelitian ini menggunakan dataset Transportasi Bus Lhokseumawe-Medan. Selanjutnya pembagian dataset data training dan data data testing. Setelah pembagian data menjadi dua bagian training dan testing dilakukan langkah seleksi Class dengan menggunakan Algoritma K-NN dengan dua metode pendekatan Euclidean Distance dan Manhattan Distance[4].

Langkah selanjutnya setelah didapatkan Class terbaik adalah tahapan klasifikasi data dengan metode klasifikasi data mining, sementara itu data testing yang telah terseleksi kemudian dilakukan validasi dengan data training. Setelah data training dan testing divalidasi dengan menggunakan metode klasifikasi. Langkah terakhir yaitu membandingkan hasil klasifikasi akurasi untuk mengetahui metode terbaik untuk klasifikasi dataset Transportasi Bus Lhokseumawe-Medan.

6 B. Algoritma K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor merupakan salah satu algoritma yang digunakan dalam pengklasifikasian[5]. Prinsip kerja K-Nearest Neighbor (KNN) adalah mencari jarak 13 terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K-Nearest Neighbor terdekatnya dalam data pelatihan[6]. Adapun langkah-langkah penggunaan metode K-NN ini dijelaskan sebagai berikut:

1. Tentukan parameter K
2. Hitung jarak antara data yang akan dievaluasi dengan semua pelatihan
3. Urutkan jarak yang terbentuk (urutan dari nilai yang terkecil hingga nilai yang terbesar).
4. Tentukan jarak terdekat sampai urutan K
5. Pasangkan kelas yang bersesuaian

- 3
6. Cari jumlah kelas dari tetangga yang terdekat dan tetapkan kelas tersebut sebagai kelas data yang akan dievaluasi[7].

Menurut Kustiyahningsih (2015), ada beberapa Metode Pendekatan K-NN. Dalam penelitian ini Metode Pendekatan yang digunakan adalah Metode Euclidean Distance dan Manhattan Distance. Berikut adalah rumus untuk mencari nilai akar dari kuadrat dua vector [8].

$$d_i = \sqrt{\sum_{l=1}^p (x_{2l} - x_{1l})^2} \quad (1)$$

Keterangan:

x1 = Sampel data

x2 = Data uji atau data testing

i = Variabel data

d = Jarak

p = Jumlah data training

$$d_{ij} = \sum W_k |X_{ik} - C_{jk}| \quad (2)$$

Dimana dij adalah jarak antara data testing dan data training dengan semua parameternya. W merepresentasikan dari jumlah bobot. X adalah data testing. C adalah training dalam case base [9].

C. Confusion Matrix

Confusion matrix melakukan pengujian untuk memperkirakan objek yang benar dan salah [10]. Urutan pengujian ditabulasikan dalam confusion matrix dimana kelas yang diprediksi ditampilkan di bagian atas matriks dan kelas yang diamati di bagian kiri[11]. Setiap sel berisi angka yang menunjukkan berapa banyak kasus yang sebenarnya dari kelas yang diamati untuk diprediksi[12].

Tabel 1. Confusion Matrix

Nilai prediksi	Nilai Aktual	
	TP	TN
	FP	TN

17

Keterangan :

TP = True positif

TN = True negatif

FP = False positif

FN = False negative

Adapun rumus perhitungan confusion matrix jika di tuliskan seperti dibawah ini[13]:

- a. Precision berguna untuk mengukur tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

- b. Recall berguna untuk mengukur tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi, pada persamaan[14].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

- c. Accuracy berguna untuk mengukur kinerja sebuah metode[15].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

III. Hasil dan Pembahasan

A. Data Training dan Data Testing

Adapun data training dan data testing yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. Data Training

NO	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Klasifikasi
1	9	1	1	11	13	11	Sempati Star, Type 1626
2	9	1	1	11	13	10	Sempati Star, Type 1626
3	7	1	1	11	13	6	Sempati Star, Type 1626
4	6	1	1	11	13	5	Sempati Star, Type 1626
5	5	1	1	11	13	4	Sempati Star, Type 1626
6	3	1	1	11	13	3	Sempati Star, Type 1626
7	1	1	1	11	13	2	Sempati Star, Type 1626
8	11	3	2	11	8	11	Sempati Star, Type K-410
9	11	3	2	11	8	10	Sempati Star, Type K-410
10	10	3	2	11	8	9	Sempati Star, Type K-410
....	...	...	...	...	...	...	
176	2	3	2	11	4	2	Kurnia ,Type 2542

Tabel 3. Data Testing

NO	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Klasifikasi
1	8	1	1	11	13	9	Sempati Star, Type 1626
2	8	1	1	11	13	8	Sempati Star, Type 1626
3	7	1	1	11	13	7	Sempati Star, Type 1626
4	9	3	2	11	8	7	Sempati Star, Type K-410
5	9	3	2	11	8	6	Sempati Star, Type K-410
....		...	...	...	...	...	
75	8	3	2	11	4	5	KurniaType, 2542

B. Perhitungan K-NN dan Euclidean Distance

Tabel 4. Hasil Perhitungan Jarak 1 Data Uji Dengan Data Training

No	Jarak	Class
1	2,236068	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
2	1,414214	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
3	3,162278	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
4	4,472136	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
5	5,830952	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
6	7,81025	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
7	9,899495	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
8	6,557439	Sempati Star,Scania Type K-410
9	6,324555	Sempati Star,Scania Type K-410
10	5,830952	Sempati Star,Scania Type K-410
....		
....		
176	13,07669	Kumia,Mercedes benz, Type 2542

Untuk pengujian jarak 2 sampai jarak ke 75 pengujian dilakukan dengan langkah yang sama seperti perhitungan jarak 1 pada Tabel 4 diatas.

Tabel 5. Hasil Pengurutan Jarak Data Uji Dengan Data Training

Perhitungan Jarak 1		
No	Jarak	Class
61	1	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type 1625
2	1,414	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
62	1,414	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type 1625
60	1,732	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type 1625
165	1,732	Anugerah,Mercedes Benz Type 1836
68	2	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type 1626
166	2	Anugerah,Mercedes Benz Type 1836
1	2,236	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626
59	2,449	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type 1625
63	2,449	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type 1625
...		
...		
107	15,55	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type MB 1836

Untuk pengurutan jarak ke 2 sampai jarak ke 75 dilakukan dengan langkah pencarian yang sama seperti pengurutan jarak ke 1 pada Tabel 5 diatas.Dengan menggunakan k=3 maka 3 jarak terdekat adalah 61,2,62. Begitu juga Untuk perhitungan nilai k yang ke 2-176 .

Tabel 6. Hasil Perhitungan Nilai K antara Data Uji Dengan Data Training

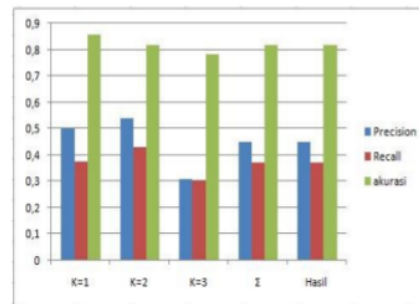
Perhitungan Jarak 1			
No	Jarak	Class	K
61	1	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type 1625	1
2	1,4142	Sempati Star,Mercedes Benz Type 1626	2
62	1,4142	Putra Pelangi,Mercedes Benz Type 1625	333

Setelah didapatkan semua hasil perhitungan dari Presicision, Recall, Accuracy dengan $k=1, k=2$ dan $k=3$ dengan confusion matrix, maka didapat persentase hasil perhitungan Euclidean Distance sebagai berikut:

Tabel 7. Hasil Analisis Performansi K-NN dan Euclidean Distance

	Precision	Recall	Accuracy
K=1	0,502083	0,375	0,856
K=2	0,538889	0,4306	0,8187
K=3	0,3072	0,3063	0,784
	0,449391	0,3706	0,8196
	44,94%	37,06%	81,96%

Adapun hasil analisis performansi K-NN dan Euclidean Distance dalam bentuk grafik adalah :



Gambar 2. Grafik Hasil Analisis Performansi K-NN dan Euclidean Distance

Berdasarkan hasil perhitungan diatas didapat nilai Precision 44,94%, Recall 37,06%, Accuracy 81,96%.

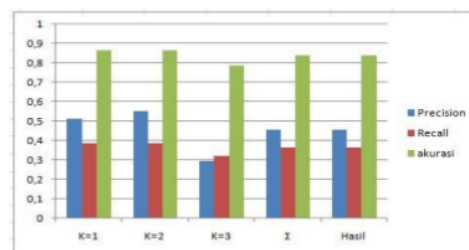
C. Perhitungan K-NN dan Manhattan Distance

Adapun hasil analisis performansi K-NN dengan menggunakan Manhattan Distance dapat bdilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Analisis Performansi K-NN dan Manhattan Distance

	Precision	Recall	Accuracy
K=1	0,515212	0,3861	0,8666
K=2	0,553142	0,3861	0,8666
K=3	0,296212	0,3199	0,7866
	0,454855	0,363888	0,84
	45,49%	36,39%	84,00%

Adapun hasil analisis performansi K-NN dan Manhattan Distance dalam bentuk grafik adalah :



Gambar 3. Grafik Hasil Analisis Performansi Manhattan Distance

Berdasarkan hasil perhitungan diatas didapat nilai Precision 45,49%, Recall 36,39%, Accuracy 84,00%.

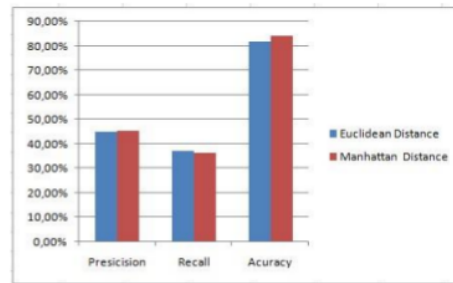
D. Perbandingan Performansi K-NN dan Euclidean Distance dengan K-NN dan Manhattan Distance

Berdasarkan hasil analisis performansi dengan perhitungan Euclidean Distance dan Manhattan Distance disajikan seperti pada Tabel 9.

Tabel 9. Komparasi K-NN dan Euclidean Distance dan Manhattan Distance

	Euclidean Distance	Manhattan Distance
Precision	44,94%	45,49%
Recall	37,06%	36,39
Acuracy	81,96%	84,00%

Adapun hasil komparasi dalam bentuk grafik adalah :



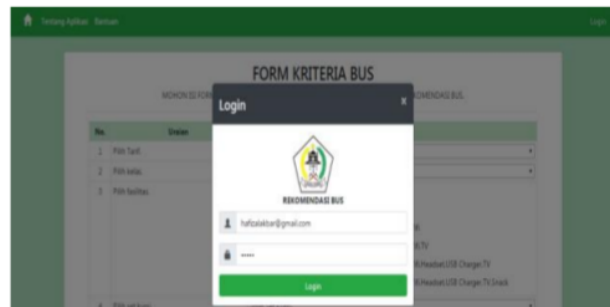
Gambar 4. Grafik Hasil Komparasi K-NN dengan Euclidean Distance dan Manhattan Distance

Nilai akurasi yang tertinggi di dapat oleh *Manhattan Distance* selisih 2,04% lebih tinggi dibandingkan dengan *Euclidean Distance*. Persentase tersebut menunjukkan bahwa *Manhattan Distance* lebih akurat dibandingkan dengan *Euclidean Distance*.

E. Implementasi Sistem

Pada penelitian ini system klasifikasi transportasi bus dibangun berdasarkan kebutuhan penumpang dengan menggunakan bahasa pemrograman php. Adapun tampilan system dapat dilihat pada gambar berikut.

1. Halaman Login



Gambar 5. Tampilan Halaman Login

2. Halaman Dashboard



Gambar 6. Tampilan Halaman Home Admin

3. Halaman Data Latih

ID	Tipe	Status	Penjualan	Hari	Jam	Tipebus	Rekomendasi
177	10-000	Prase	10000	2,2	22-00-00	Bus	Rekomendasi Bus
178	10-000	Prase	10000	2,2	22-00-00	Bus	Rekomendasi Bus
179	10-000	Prase	10000	2,2	22-00-00	Bus	Rekomendasi Bus
180	10-000	Prase	10000	2,2	22-00-00	Bus	Rekomendasi Bus
181	10-000	Prase	10000	2,2	22-00-00	Bus	Rekomendasi Bus

Gambar 7. Tampilan Halaman Data Latih

4. Halaman Data Sub-Kriteria Bus

No	Kriteria	Sub-Kriteria	Nilai	Tipe
1	Tipe	10000	1	100
2	Tipe	10000	2	100
3	Tipe	10000	3	100
4	Tipe	10000	4	100
5	Tipe	10000	5	100
6	Tipe	10000	6	100
7	Tipe	10000	7	100
8	Tipe	10000	8	100

Gambar 8. Tampilan Halaman Data Sub-Kriteria Bus

5. Halaman Perhitungan K-NN

No	Kriteria	Nilai
1	Tipe	10000
2	Tipe	10000
3	Tipe	10000
4	Tipe	10000
5	Tipe	10000
6	Tipe	10000

Gambar 9. Tampilan Halaman Perhitungan K-NN

6. Halaman Home- Form Rekomendasi Bus User

No	Kriteria	Nilai
1	Tipe	10000
2	Tipe	10000
3	Tipe	10000
4	Tipe	10000
5	Tipe	10000
6	Tipe	10000

Gambar 10. Tampilan Halaman Rekomendasi Bus User

IV. Kesimpulan dan Saran

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa penerapan metode K-NN dengan metode *Euclidean Distance* dan *Manhattan Distance* diperoleh hasil akurasi tertinggi dengan nilai sebesar 84%, dengan $k=3$. Metode Pendekatan Manhattan Distance memiliki nilai selisih 2,04% lebih tinggi dibandingkan dengan *Euclidean Distance*. Persentase tersebut menunjukkan bahwa *manhattan distance* lebih akurat dibandingkan dengan *Euclidean Distance* sehingga *Manhattan Distance* bekerja dengan baik dalam memberikan rekomendasi untuk klasifikasi transportasi bus.

Adapun saran peneliti untuk penelitian lebih lanjut adalah perlu penerapan metode lainnya dalam analisis performansi klasifikasi data mining seperti algoritma SVM dan *Naïve Bayes*.

19

Daftar Pustaka

- [1] G. Abdillah *et al.*, "Penerapan Data Mining Pemakaian Air Pelanggan Untuk Menentukan Klasifikasi Potensi Pemakaian Air Pelanggan Baru Di Pdam Tirta Raharja Menggunakan Algoritma K-Means," *Sentika* 2016, vol. 2016, no. Sentika, pp. 18–19, 2016.
- [2] W. Yustanti, "Algoritma K-Nearest Neighbour untuk Memprediksi Harga Jual Tanah," *J. Mat. Stat. dan komputasi*, vol. 9, no. 1, pp. 57–68, 2012.
- [3] S. A. Novarina, "Klasifikasi Jenis Infeksi Berdasarkan Hasil Pemeriksaan Leukosit Menggunakan K-Nearest Neighbor (KKN)," 2018.
- [4] S. A. Naufal, A. Adiwijaya, and W. Astuti, "Analisis Perbandingan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) untuk Deteksi Kanker dengan Data Microarray," *ILKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 7, no. 1, p. 162, 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i1.2014.
- [5] R. Siringoringo, "Klasifikasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma SMOTE dan k-Nearest Neighbor," *J. ISD*, vol. 3, no. 1, pp. 44–49, 2018.
- [6] S. R. Andani, "Penerapan Metode SMART dalam Pengambilan Keputusan Penerima Beasiswa Yayasan AMIK Tunas Bangsa," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 3, p. 166, 2019, doi: 2426418/justin.v7i3.30112.
- [7] N. H. A. Sari, M. A. F. Fauzi, and P. P. Adikara, "Klasifikasi Dokumen Sambat Online Menggunakan Metode K-Nearest Klasifikasi Dokumen Sambat Online Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Features Selection Berbasis Categorical Proportional Difference," *J. Pengemb. Teknol. Inf. Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. August, pp. 2449–2454, 2018.
- [8] M. Reza Noviansyah, T. Rismawan, and D. Marisa Midyanti, "Penerapan Data Mining Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Indeks Cuaca Kebakaran Berdasarkan Data Aws (Automatic Weather Station) (Studi Kasus: Kabupaten Kubu Raya)," *J. Coding, Sist. Komput. Untan*, vol. 06, no. 2, pp. 48–56, 2018, [Online]. Available: <http://jurnal.untan.ac.id/index.php/jcskommipa/article/view/26672>.
- [9] D. Sebastian, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Melakukan Klasifikasi Produk dari beberapa E-marketplace," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 51–61, 2019, doi: 10.28932/jutisi.v5i1.1581.
- [10] R. Latifah, E. Susilowati, and W. Febriyanti, "Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Calon Penerima Kartu Jakarta Pintar (KJP) Menggunakan K-Nearest Neighbor," *J. Sist. Informasi, Teknol. Form. dan Komput.*, vol. 8, pp. 97–104, 2017.
- [11] J. Riany, M. Fajar, and M. P. Lukman, "Penerapan Deep Sentiment Analysis pada Angket Penilaian Terbuka Menggunakan K-Nearest Neighbor," *Sisfo*, vol. 06, no. 01, pp. 147–156, 2016, doi: 2124089/j.sisfo.2016.09.011.
- [12] F. Liantoni, "Klasifikasi Daun Dengan Perbaikan Fitur Citra Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *J. Ultim.*, vol. 7, no. 2, pp. 98–104, 2016, doi: 10.31937/ti.v7i2.356.
- [13] N. Hasdyna, "Information Gain dalam Reduksi Dimensi Dataset untuk Peningkatan Kinerja Algoritma K-Nearest Neighbor," *TESIS. Universitas Sumatera Utara*. 2019.
- [14] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Khairan, "Perbandingan Klasifikasi Antara Knn Dan Naive Bayes Pada Penentuan Status Gunung Berapi Dengan K-Fold Cross Validation Comparison of Classification Between Knn and Naive Bayes At the Determination of the Volcanic Status With K-Fold Cross," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, pp. 577–584, 2018, doi: 10.25126/jtiik20185983.
- [15] I. Hasimah and H. Yasin, "Klasifikasi Calon Debitur Kredit Pembiayaan Rumah (KPR) Multiguna Take Over Menggunakan Metode k Nearest Neighbor Dengan Pendekatan Global Diversity Index 1,2,3," *J. Gaussian*, vol. 8, pp. 407–417, 2019, [Online]. Available: <http://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian>.

Komparasi Euclidean Distance dan Manhattan Distance pada Sistem Klasifikasi Transportasi Bus Menggunakan K-NN

ORIGINALITY REPORT

27%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

1	journals.ums.ac.id Internet	83 words — 3%
2	jurnal.fikom.umi.ac.id Internet	70 words — 2%
3	seminar.ilkom.unsri.ac.id Internet	53 words — 2%
4	docplayer.info Internet	50 words — 2%
5	eprints.umm.ac.id Internet	43 words — 1%
6	sisfotenika.stmikpontianak.ac.id Internet	36 words — 1%
7	journal.upgris.ac.id Internet	36 words — 1%
8	Suherman Suherman, Sunny Samsuni, Imam Lukman Hakim. "Sistem Rekomendasi Wisata Pantai menggunakan Metode Simple Additive Weighting", ILKOM Jurnal Ilmiah, 2020 Crossref	35 words — 1%
9	ejournal.bsi.ac.id Internet	28 words — 1%
10	jurnal.iaii.or.id	

26 words — 1%

11 eprints.ums.ac.id
Internet

23 words — 1%

12 journal.umtas.ac.id
Internet

21 words — 1%

13 ejurnal.unilak.ac.id
Internet

17 words — 1%

14 jtsiskom.undip.ac.id
Internet

16 words — 1%

15 www.dosenpendidikan.co.id
Internet

16 words — 1%

16 sersc.org
Internet

15 words — 1%

17 research.pps.dinus.ac.id
Internet

15 words — 1%

18 docobook.com
Internet

15 words — 1%

19 jurnal.pcr.ac.id
Internet

14 words — < 1%

20 Amriana Amriana, Albrecht Yordanus Erwin Dodu, Pebri Ramadhan Mas. "Pendeteksian Kerusakan Printer menggunakan Metode Forward Chaining", ILKOM Jurnal Ilmiah, 2020
Crossref

13 words — < 1%

21 eksplora.stikom-bali.ac.id
Internet

12 words — < 1%

22	Nahel Al Fath Ichida, Helfi Nasution, Anggi Perwitasari. "Edukasi Game Jaga Sungai Kapuas Berbasis Android Menggunakan Construct 2", Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JUSTIN), 2018 Crossref	12 words — < 1%
23	ojs.unikom.ac.id Internet	11 words — < 1%
24	ejournal.uin-malang.ac.id Internet	11 words — < 1%
25	id.scribd.com Internet	11 words — < 1%
26	www.scribd.com Internet	10 words — < 1%
27	ejournal-umht.org Internet	10 words — < 1%
28	M Mursalin, N L S Nuraini, H Purnomo, N W Damayanti et al. "The development of algebra teaching materials to foster students' creative thinking skills in higher education", Journal of Physics: Conference Series, 2018 Crossref	10 words — < 1%
29	ejournal3.undip.ac.id Internet	9 words — < 1%
30	simki.unpkediri.ac.id Internet	9 words — < 1%
31	eprints.undip.ac.id Internet	9 words — < 1%
32	Rozzi Kesuma Dinata, Haried Novriando, Novia Hasdyna, Sujacka Retno. "Reduksi Atribut Menggunakan Information Gain untuk Optimasi Cluster Algoritma K-Means", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2020 Crossref	9 words — < 1%

33	www.coursehero.com Internet	8 words — < 1%
34	id.123dok.com Internet	8 words — < 1%
35	jurnalsaintek.uinsby.ac.id Internet	7 words — < 1%
36	repositori.usu.ac.id Internet	4 words — < 1%

EXCLUDE QUOTES ON
EXCLUDE BIBLIOGRAPHY ON

EXCLUDE MATCHES OFF