
ANALISIS ONTOLOGIS PERFORMA METODE EUCLIDEAN, MANHATTAN, DAN MINKOWSKI UNTUK IDENTIFIKASI KEMIRIPAN CITRA

Sofyan Pariyasto

Universitas Sumatera Utara, Medan

e-mail: sofyanpariyasto@students.usu.ac.id

Abstract: Information about algorithm performance is one of the reasons for this research. Choosing an algorithm that suits your needs will certainly increase the effectiveness of the computational process. The ontology in this study focuses on finding information about the comparison of the performance of the Euclidean, Manhattan, and Minkowski methods. In the research process, testing was carried out using a dataset consisting of 1,000 images. From the dataset used, there are ten categories, namely African Tribes, Beaches, Buildings, Buses, Dinosaurs, Elephants, Flowers, Horses, Mountains, and Food. Each category consists of 100 images. The study was conducted by comparing the performance of each method to identify image similarities. From the results of the study, information was obtained on the average execution time to perform computations from each method, namely Euclidean 0.55 seconds, Manhattan 0.56 seconds, and Minkowski 0.58 seconds. Then the average memory usage for the computational process of each method, namely Euclidean 2.29 MB, Manhattan 2.28 MB, and Minkowski 2.22 MB. The peak memory usage during the computation process of each method is Euclidean 3.60 MB, Manhattan 3.59 MB, and Minkowski 2.39 MB. Euclidean distance offers the speed of the computation process but requires the highest resources. Minkowski distance offers low resource usage but the computation process becomes slow.

Keywords: Euclidean Method, Manhattan, Minkowski, Image Similarity Identification.

Abstrak: Informasi mengenai performa algoritma menjadi salah satu alasan dilakukan penelitian ini. Pemilihan algoritma yang sesuai dengan kebutuhan tentu akan meningkatkan efektifitas dalam proses komputasi. Ontologi dalam penelitian ini fokus dalam mencari keberadaan informasi mengenai perbandingan performa metode Metode Euclidean, Manhattan, dan Minkowski. Dalam proses penelitian dilakukan pengujian dengan menggunakan dataset yang terdiri dari 1.000 citra. Dari dataset yang digunakan terdapat sepuluh kategori yaitu Suku Afrika, Pantai, Bangunan, Bus, Dinosaur, Gajah, Bunga, Kuda, Gunung, dan Makanan. Setiap kategori terdiri dari 100 citra. Penelitian dilakukan dengan membandingkan kinerja masing-masing metode metode untuk melakukan identifikasi kemiripan citra. Dari hasil penelitian didapatkan informasi rata-rata waktu eksekusi untuk melakukan komputasi dari tiap-tiap metode yaitu Euclidean 0.55 detik, Manhattan 0.56 detik, dan Minkowski 0.58 detik. Kemudian rata-rata penggunaan memori untuk proses komputasi dari masing-masing metode yaitu Euclidean 2.29 MB, Manhattan 2.28 MB, dan Minkowski 2.22 MB. Puncak penggunaan memori saat melakukan proses komputasi dari masing-masing metode yaitu Euclidean 3.60 MB, Manhattan 3.59 MB, dan Minkowski 2.39 MB. Eculidean distance menawarkan kecepatan proses komputasi namun membutuhkan resource paling tinggi. Minkowski distance menawarkan penggunaan resource yang rendah namun proses komputasi menjadi lambat.

Kata kunci: Metode Euclidean, Manhattan, Minkowski, Identifikasi Kemiripan Citra

PENDAHULUAN

Ontologi dapat diartikan sebagai suatu cara dalam memahami keberadaan sesuatu yang ada. Salah satu aspek ontologi yang menjadi landasan penelitian ini adalah terkait dari performa beberapa metode (CUI Weicheng, 2021; Flak, 2023; Limbaugh et al., 2020; Malik & Jain, 2021; Mantik et al., 2021). Keberadaan komponen-komponen yang menjadi informasi kunci dalam mengukur performa yang akan menjadi objek ontologi pada penelitian ini. Dalam penelitian ini dibandingkan tiga metode untuk menghitung kemiripan data yang berupa citra. Metode yang digunakan dalam penelitian ini antara lain Metode Euclidean distance, Manhattan, dan Minkowski.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini merupakan metode yang secara umum digunakan untuk mengukur distance (jarak). Jarak yang diukur oleh ketiga metode ini secara umum adalah jarak data yang bersifat numerik. Salah satu alasan yang menjadi latar belakang penelitian ini adalah karena masih sedikit penelitian menggunakan metode ini untuk mengukur data yang bentuk citra. Jarak citra yang diukur oleh masing-masing citra menunjukkan seberapa mirip citra yang dibandingkan dengan citra yang lain. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa kemiripan citra melalui perbandingan ketiga metode tersebut dalam konteks ontologis. Hasil dari analisis ini diharapkan dapat memberikan wawasan baru mengenai efektivitas masing-masing metode dalam mengidentifikasi kemiripan citra serta besarnya penggunaan resource dalam aplikasi praktis di bidang pengolahan citra.

METODE

Terdapat 3 metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu metode Euclidean, Manhattan, dan Minkowski. Dalam penelitian terdapat beberapa

tahapan yang dilakukan dalam mengidentifikasi kemiripan citra.

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini antara lain sebagai berikut:

Pre Prosesing Citra

Proses pre prosesing citra dilakukan dengan menyesuaikan ukuran citra yang akan diidentifikasi kemiripannya. Ukuran citra yang terlalu besar akan membuat proses penghitungan nilai dalam setiap pixelnya memakan waktu yang cukup lama. Sementara ukuran citra yang terlalu kecil akan mengurangi kualitas akan mengurangi keakuratan penghitungan kemiripannya.

Besarnya citra yang akan diidentifikasi adalah 100px X 100px. Dimana nilai maksimal panjang citra adalah 100px, atau nilai maksimal lebar citra adalah 100px. Langkah ini dilakukan untuk mendapatkan hasil perhitungan yang tidak terlalu lama serta memiliki kualitas perhitungan kemiripan yang sesuai.

Penelitian ini dilakukan dengan membandingkan tiga metode dalam proses identifikasi kemiripan citra. Selain itu juga digunakan dataset publik yaitu Wang 1k dataset. Dataset yang digunakan terdiri dari 1000 data citra dengan 10 kategori yaitu Suku Afrika, Pantai, Bangunan, Bus, Dinosaurus, Gajah, Bunga, Kuda, Gunung, dan Makanan.

Metode Euclidean digunakan untuk mengukur jarak antara dua titik dalam ruang multidimensi dan sering diaplikasikan untuk menghitung jarak atau rute terpendek (Suwanda et al., 2020a; Utami, 2022). Pada konteks analisis ontologis dan kemiripan citra, Euclidean Distance membantu menentukan seberapa mirip dua citra berdasarkan representasi fitur, seperti histogram warna, tekstur, atau bentuk. Persamaan yang digunakan dalam metode jarak *Euclidian* adalah sebagai berikut (Patel & Upadhyay, 2020; Wang et al., 2023).

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (1)$$

Keterangan:

p dan q : Adalah dua vektor fitur citra (misalnya intensitas piksel atau nilai histogram).

n : Adalah jumlah dimensi fitur.

p_i dan q_i : adalah komponen vektor pada dimensi ke- i .

Metode jarak *Euclidian* bekerja dengan melakukan ekstraksi fitur pada citra. Fitur yang diolah dalam citra adalah fitur yang berupa angka seperti nilai warna RGB (*Red*, *Green*, *Blue*) yang bernilai dari 0 hingga 255. Metode *Euclidian* menghitung jarak antara 2 citra dari sisi fitur tertentu, semakin kecil jarak yang dihasilkan maka kedua citra akan semakin mirip.

Metode *Manhattan Distance* digunakan untuk mengukur perbedaan antara dua citra berdasarkan komponen warna RGB. Warna dalam citra diwakili oleh vektor tiga dimensi, yaitu nilai R (*Red*), G (*Green*), dan B (*Blue*). *Manhattan Distance* menghitung selisih jarak antar koordinat lalu melakukan penjumlahan nilai pada setiap komponen warna (Faisal et al., 2020; Sun et al., 2021)(Gao & Li, 2020; Suwanda et al., 2020b). Adapun persamaan yang digunakan dalam metode *Manhattan Distance* adalah sebagai berikut(Liu et al., 2022) :

$$d(p, q) = |R^1 - R^2| + |G^1 - G^2| + |B^1 - B^2| \quad (2)$$

Keterangan:

R_1, G_1, B_1 : Adalah nilai RGB untuk piksel dari citra pertama.

R_2, G_2, B_2 : Adalah nilai RGB untuk piksel dari citra kedua.

$|-|$: Adalah nilai mutlak perbedaan komponen warna.

Metode *Manhattan Distance* digunakan untuk membandingkan setiap nilai pixel dari citra yang dibandingkan. Setiap pixel yang diambil diekstrak nilainya dalam format *RGB* yang bernilai dari 0 hingga 255. Hasil perhitungan jarak selanjutnya akan dijumlahkan untuk mendapatkan hasil akhir yang merupakan jarak antara kedua citra.

Minkowski Distance adalah generalisasi dari *Euclidean* dan *Manhattan Distance*. Metode ini bergantung pada parameter p , yang menentukan cara menghitung jarak antara dua titik atau vektor fitur citra. Dengan mengatur nilai p , *Minkowski Distance* bisa menjadi *Euclidean Distance* jika $p=2$ atau *Manhattan Distance* jika $p=1$ (Fu & Yang, 2021; Mailagaha Kumbure & Luukka, 2022). Persamaan yang digunakan dalam metode jarak *Minkowski* adalah sebagai berikut (Al-Shammery et al., 2024; Thant & Aye, 2020).

$$d(p, q) = \left(\sum_{i=1}^n |p_i - q_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (3)$$

Keterangan:

p dan q : Adalah dua vektor fitur (misalnya, nilai *RGB* atau histogram).

n : Adalah jumlah dimensi fitur (3 untuk *RGB*).

$|p_i - q_i|$: Adalah nilai mutlak perbedaan komponen fitur pada dimensi ke- i .

p : Adalah parameter eksponen yang menentukan jenis jarak.

Metode *Minkowski* memungkinkan penyesuaian dalam proses identifikasi kemiripan citra. Hal ini bisa dilakukan dengan menyesuaikan nilai p . Penggunaan *Minkowski Distance* memberi fleksibilitas lebih untuk menganalisis kemiripan secara optimal sesuai fitur dan kebutuhan ontologi citra.

Jika parameter $p=3$ maka *Minkowski Distance* menekankan perbedaan antara komponen lebih tajam dibandingkan *Euclidean Distance* ($p=2$) atau *Manhattan Distance* ($p=1$). Ini berarti perbedaan besar dalam fitur seperti warna akan memiliki dampak lebih signifikan pada jarak total. Maka persamaan yang dihasilkan dengan parameter $p=3$ adalah sebagai berikut.

$$d(p, q) = \left(\sum_{i=1}^n |p_i - q_i|^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (4)$$

Keterangan:

p dan q : Adalah dua vektor fitur nilai RGB dari dua piksel atau citra.

n : Adalah jumlah dimensi fitur (3 untuk RGB).

$|p_i - q_i|$: Adalah nilai mutlak perbedaan komponen fitur pada dimensi ke- i .

Dengan menggunakan $p=3$, analisis identifikasi pada citra bisa lebih fokus pada perbedaan signifikan dalam fitur warna. Ini membuat perbedaan besar antar komponen lebih menonjol, dan perbedaan kecil cenderung diabaikan.

Identifikasi kemiripan citra merupakan proses untuk menentukan seberapa mirip dua citra berdasarkan fitur yang diekstrak dari citra tersebut. Langkah yang dilakukan untuk menilai kemiripan antara citra query dan citra yang ada dalam dataset adalah berdasarkan kecocokan kategori. Citra dianggap mirip jika mereka memiliki kategori yang sama.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kinerja metode yang digunakan dengan melakukan identifikasi dengan sampel 100 citra. Lalu dilakukan perhitungan persentase citra yang berhasil dikenali oleh tiap-tiap metode. Adapun persamaan yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$P_i = \left(\frac{R_i}{N} \right) * 100\% \quad (5)$$

Keterangan:

P_i = Persentase citra yang berhasil dikenali oleh metode i .

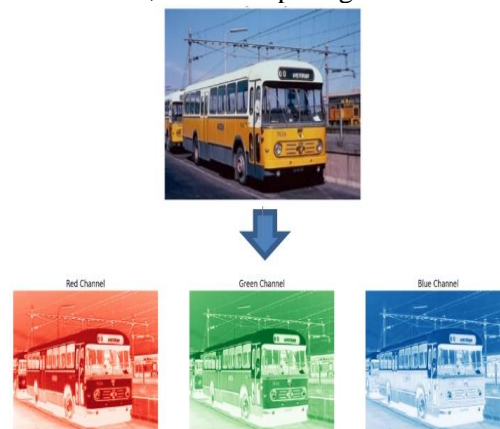
R_i = Jumlah citra yang dikenali dengan benar oleh metode i (untuk $i=1,2,3$, yaitu masing-masing metode *Euclidean*, *Manhattan*, dan *Minkowski*).

N = Total citra yang diuji (dalam hal ini, $N=100$).

Hasil akhir persentase citra yang dikenali oleh ketiga metode akan dibandingkan untuk menentukan metode terbaik.

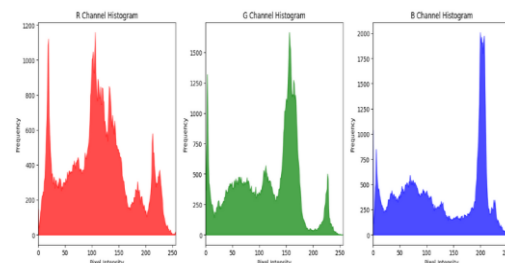
HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian dilakukan dengan menggunakan dataset publik yang terdiri 1.000 citra. Tahapan yang dilakukan dalam proses penelitian adalah mengekstraksi fitur pada citra. Fitur yang diambil adalah fitur warna yang berupa warna RGB, terlihat seperti gambar 1.



Gambar 1. Ekstraksi fitur pada citra

Fitur warna yang lalu yang sudah diekstraksi terlihat seperti gambar 2 berikut.



Gambar 2. Histogram fitur warna pada citra

Dari gambar 2 terlihat masing-masing warna RGB diwakili dengan histogram dengan nilai 0 hingga 255. Tahapan selanjutnya adalah proses pencarian kemiripan dari nilai RGB yang sudah didapatkan. Pencarian kemiripan dilakukan dengan membandingkan masing-masing metode. Hasil pencarian gambar dari masing-masing metode terlihat seperti gambar 3 sampai gambar 5 berikut ini.



Gambar 3. Metode Euclidean distance menghitung kemiripan citra

Dari gambar 3 terlihat hasil pencarian kemiripan citra dengan Euclidean Distance dengan jarak 1.527,50. Antara query dan hasil masih dalam satu kategori yang sama yaitu bunga.



Gambar 4. Metode Manhattan distance menghitung kemiripan citra

Dari gambar 4 terlihat hasil pencarian kemiripan citra dengan Manhattan Distance dengan jarak 1.929.281,00. Antara query dan hasil

masih dalam satu kategori yang sama yaitu bunga.



Gambar 5. Metode Minkowski distance menghitung kemiripan citra

Dari gambar 5 terlihat hasil pencarian kemiripan citra dengan Minkowski Distance dengan jarak 146,30. Antara query dan hasil masih dalam satu kategori yang sama yaitu bunga.

Tahapan selanjutnya yaitu dilakukan yaitu mengukur waktu yang dibutuhkan untuk menjalankan masing-masing metode. Pengujian yang dilakukan dengan menggunakan sample per masing-masing kategori dengan mengukur lama waktu eksekusi dari masing-masing metode terlihat seperti tabel 1 berikut.

Tabel 1. Perbandingan Waktu Eksekusi Masing-Masing Metode

<i>Execution Time (s)</i>	<i>Method</i>		
	<i>euclidean</i>	<i>manhattan</i>	<i>minkowski</i>
186.jpg	0,59789753	0,549634933	0,580443621
299.jpg	0,60674572	0,620364428	0,598145008
3.jpg	0,471451283	0,517985582	0,544706106
338.jpg	0,61314106	0,612909794	0,676379442
481.jpg	0,519654751	0,486367702	0,436679602
555.jpg	0,471602917	0,377624512	0,612421989
645.jpg	0,581715345	0,597733498	0,707361221
753.jpg	0,518409014	0,691295862	0,503454924
849.jpg	0,707634211	0,581601381	0,707805157
928.jpg	0,438817501	0,549650192	0,425131321

Pengujian juga dilakukan terkait dengan penggunaan resource memori saat algoritma dijalankan. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa banyak memori yang dipakai pada saat

algoritma melakukan komputasi. Perbandingan penggunaan memori dari masing-masing metode terlihat seperti pada tabel 2 Berikut.

Tabel 2. Perbandingan Penggunaan Memori Masing-Masing Metode

<i>Memory Usage (MB)</i>	<i>Method</i>		
<i>Query Image</i>	<i>euclidean</i>	<i>manhattan</i>	<i>minkowski</i>
186.jpg	2,271956444	2,403391838	2,143701553
299.jpg	2,435600281	2,374504089	2,132762909
3.jpg	2,159693718	2,269722939	2,179760933
338.jpg	2,611099243	2,279392242	2,31903553
481.jpg	2,007937431	1,985136986	2,019866943
555.jpg	2,243702888	2,08157444	2,304136276
645.jpg	2,121339798	2,177078247	2,220373154
753.jpg	2,315132141	2,651218414	2,200241089
849.jpg	2,532629967	2,489667892	2,507932663
928.jpg	2,157998085	2,104511261	2,163537025

Pengujian juga dilakukan terkait dengan puncak resource memori saat algoritma dijalankan. Hal ini dilakukan untuk mengetahui berapa maksimal

penggunaan memori dalam menjalankan satu algoritma. Perbandingan puncak memori dari masing-masing metode terlihat seperti pada tabel 3 Berikut.

Tabel 3. Perbandingan Puncak Memori Yang Digunakan

<i>Peak Memory (MB)</i>	<i>Method</i>		
<i>Query Image</i>	<i>euclidean</i>	<i>manhattan</i>	<i>minkowski</i>
186.jpg	3,523580551	3,924661636	3,156130791
299.jpg	4,142751694	3,87915802	3,124640465
3.jpg	3,159393311	3,408847809	3,179756165
338.jpg	4,62945652	3,560846329	3,688692093
481.jpg	2,955257416	2,937348366	2,94388485
555.jpg	3,354049683	2,869069099	3,633699417
645.jpg	3,10982132	3,360217094	3,469346046
753.jpg	3,571166039	4,605648994	3,228402138
849.jpg	4,442645073	4,289891243	4,368710518
928.jpg	3,091657639	3,052090645	3,127082825

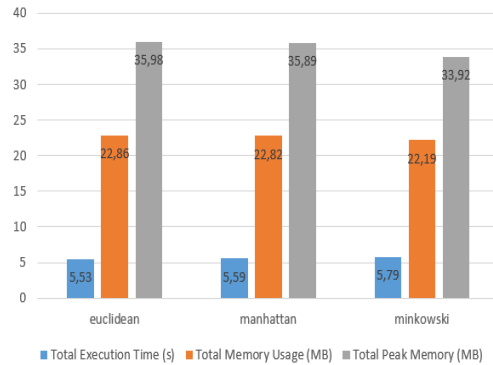
Berdasarkan hasil ujicoba yang dilakukan, terlihat pada tabel 1, tabel 2, dan tabel 3, maka didapatkan hasil akhir

total performa metode yang digunakan, terlihat seperti tabel 4 berikut.

Tabel 4. Total Waktu Eksekusi, Total Penggunaan Memori, Total Puncak Memori

<i>Method</i>	<i>Total Execution Time (s)</i>	<i>Total Memory Usage (MB)</i>	<i>Total Peak Memory (MB)</i>
euclidean	5,53	22,86	35,98
manhattan	5,59	22,82	35,89
minkowski	5,79	22,19	33,92

Hasil akhir total waktu eksekusi, total penggunaan memori, total puncak memori dalam bentuk grafik terlihat seperti gambar 6 berikut.



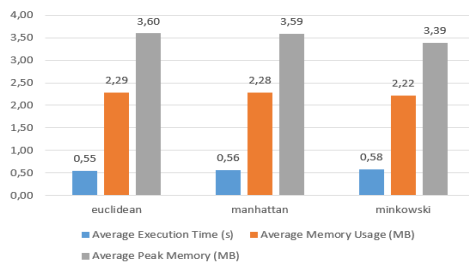
Gambar 6. Total waktu eksekusi, total penggunaan memori, total puncak memori

Total Waktu eksekusi yang dibutuhkan euclidean distance tampak paling singkat dibandingkan dengan manhattan distance, dan minkowski. Namun total penggunaan memori dan total puncak penggunaan memori euclidean distance adalah yang tertinggi. Selanjutnya dilakukan pengujian akhir untuk mengetahui rata-rata performa metode yang digunakan, terlihat seperti tabel 5 berikut.

Tabel 5. Rata-Rata Waktu Eksekusi, Total Penggunaan Memori, Total Puncak Memori

Method	Average Execution Time (s)	Average Memory Usage (MB)	Average Peak Memory (MB)
euclidean	0,552706933	2,285709	3,597977924
manhattan	0,558516788	2,281619835	3,588777924
minkowski	0,579252839	2,219134808	3,392034531

Hasil akhir rata-rata waktu eksekusi, rata-rata penggunaan memori, rata-rata puncak memori dalam bentuk grafik terlihat seperti gambar 7 berikut.



Gambar 7. Rata-rata waktu eksekusi, total penggunaan memori, total puncak memori

Rata-rata Waktu eksekusi yang dibutuhkan euclidean distance tampak paling singkat dibandingkan dengan manhattan distance, dan minkowski distance. Namun Rata-Rata penggunaan memori dan Rata-rata puncak penggunaan memori euclidean distance adalah yang tertinggi.

SIMPULAN

Dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan hasil bahwa Euclidean distance bekerja lebih cepat dibanding dengan algoritma manhattan dan minkowski. Juga didapatkan kesimpulan bahwa Euclidean distance menggunakan resource memori paling besar dibandingkan metode manhattan dan minkowski.

Euclidean distance Berkerja lebih cepat dibandingkan metode lainnya total waktu yang dibutuhkan adalah 5.53 detik dan rata-rata waktu yang dibutuhkan untuk menjalankan metode adalah 0.55 detik. Penggunaan resrouce memori algortima minkowski distance lebih sedikit dibandingkan dengan algortima euclidean distance dan manhataan distance baik secara rata-rata maupun secara keseluruhan proses penelitian. Rata-rata memori yang gunakan minkowski distance adalah 2,22 MB, sedangkan rata-rata puncak penggunaan minkowski distance adalah 3,39 MB.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Shammary, D., Hakem, E., Mahdi, A. M., Ibaida, A., & Ahmed, K. (2024). A novel brain EEG clustering based on Minkowski distance to improve intelligent epilepsy diagnosis. *Informatics in Medicine Unlocked*, 47. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2024.101492>
- CUI Weicheng. (2021). On the Philosophical Ontology for a General System Theory. *Philosophy Study*, 11(6). <https://doi.org/10.17265/2159-5313/2021.06.002>
- Faisal, M., Zamzami, E. M., & Sutarman. (2020). Comparative Analysis of Inter-Centroid K-Means Performance using Euclidean Distance, Canberra Distance and Manhattan Distance. *Journal of Physics: Conference Series*, 1566(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1566/1/012112>
- Flak, O. (2023). Ontology of Online Management Tools Aimed at Artificial Management Implementation: An Example of Use in Software Design. *International Conference on Evaluation of Novel Approaches to Software Engineering, ENASE - Proceedings, 2023-April*, 621–628. <https://doi.org/10.5220/0011986800003464>
- Fu, C., & Yang, J. (2021). Granular classification for imbalanced datasets: A minkowski distance-based method. *Algorithms*, 14(2). <https://doi.org/10.3390/a14020054>
- Gao, X., & Li, G. (2020). A KNN Model Based on Manhattan Distance to Identify the SNARE Proteins. *IEEE Access*, 8, 112922–112931. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3003086>
- Limbaugh, D., Landgrebe, J., Kasmier, D., Rudnicki, R., Llinas, J., & Smith, B. (2020). Ontology and Cognitive Outcomes. <http://arxiv.org/abs/2005.08078>
- Liu, X., Liu, X., Zhang, R., Luo, D., Xu, G., & Chen, X. (2022). Securely Computing the Manhattan Distance under the Malicious Model and Its Applications. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(22). <https://doi.org/10.3390/app122211705>
- Mailagaha Kumbure, M., & Luukka, P. (2022). A generalized fuzzy k-nearest neighbor regression model based on Minkowski distance. *Granular Computing*, 7(3), 657–671. <https://doi.org/10.1007/s41066-021-00288-w>
- Malik, S., & Jain, S. (2021). Sup_Ont: An upper ontology. *International Journal of Web-Based Learning and Teaching Technologies*, 16(3), 79–99. <https://doi.org/10.4018/IJWLTT.20210501.oa6>
- Mantik, J., Sulaeman, M. M., & Harsono, M. (2021). Supply Chain Ontology: Model Overview and Synthesis. In *Jurnal Mantik (Vol. 5, Issue 2)*.
- Patel, S. P., & Upadhyay, S. H. (2020). Euclidean distance based feature ranking and subset selection for bearing fault diagnosis. *Expert Systems with Applications*, 154. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113400>
- Sun, Y., Li, S., Wang, Y., & Wang, X. (2021). Fault diagnosis of rolling bearing based on empirical mode decomposition and improved manhattan distance in symmetrized dot pattern image. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 159. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2021.107817>
- Suwanda, R., Syahputra, Z., & Zamzami, E. M. (2020a). Analysis of Euclidean Distance and Manhattan Distance in the K-Means Algorithm for Variations Number of Centroid K. *Journal of Physics: Conference Series*, 1566(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1566/1/012058>
- Suwanda, R., Syahputra, Z., & Zamzami,

- E. M. (2020b). Analysis of Euclidean Distance and Manhattan Distance in the K-Means Algorithm for Variations Number of Centroid K. *Journal of Physics: Conference Series*, 1566(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1566/1/012058>
- Thant, A. A., & Aye, S. M. (2020). Euclidean, Manhattan and Minkowski Distance Methods For Clustering Algorithms. *International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology*, 553–559. <https://doi.org/10.32628/ijrsrset2073118>
- Utami, R. (2022). Penggunaan Metode Euclidean Distance Pada Aplikasi Pencarian Lokasi Rumah Sakit di Kota Medan. In *Jurnal IEED* (Vol. 1, Issue 1). Online.
- Wang, W., Shi, B., He, C., Wu, S., Zhu, L., Jiang, J., Wang, L., Lin, L., Ye, J., & Zhang, H. (2023). Euclidean distance-based Raman spectroscopy (EDRS) for the prognosis analysis of gastric cancer: A solution to tumor heterogeneity. *Spectrochimica Acta - Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 288. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2022.122163>