

Penerapan Klastering pada Data Mining dalam Menentukan Status Gizi Anak Balita dengan Menggunakan Algoritma K-Medoids

¹ Susliansyah, ²Heny Sumarno, ³Hendro Priyono, ⁴Linda Maulida, ⁵Fintri Indriyani
^{1,2,3,4,5}Universitas Bina Sarana Informatika
Jakarta, Indonesia

¹susliansyah.slx@bsi.ac.id, ²heny.hnm@bsi.ac.id, ³hendro.hop@bsi.ad, ⁴linda.lma@bsi.ac.id

*Penulis Korespondensi

Diajukan : 15/12/2025
Diterima : 21/12/2025
Dipublikasi : 01/01/2026

ABSTRAK

Status gizi balita merupakan indikator penting yang mencerminkan kesehatan dan perkembangan anak. Penilaian gizi biasanya dilakukan melalui pengukuran berat badan, tinggi badan, serta perhitungan Indeks Massa Tubuh (IMT). Namun, proses klasifikasi secara manual seringkali membutuhkan waktu dan berisiko menimbulkan ketidaktepatan, sehingga diperlukan metode yang lebih efisien. Penelitian ini menggunakan pendekatan *data mining* dengan algoritma k-medoids untuk mengelompokkan status gizi balita. Algoritma ini bekerja dengan menentukan medoid sebagai pusat kelompok yang mewakili karakteristik balita berdasarkan tinggi, berat, dan IMT. Balita lain kemudian diklasifikasikan sesuai jarak terdekat dengan medoid tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan k-medoids mampu mengelompokkan balita ke dalam kategori normal, kurang gizi, dan obesitas secara lebih sistematis. Temuan ini diharapkan dapat membantu tenaga kesehatan dalam mengidentifikasi balita yang membutuhkan tindakan secara khusus, sehingga mendukung tumbuh kembang anak secara optimal.

Kata Kunci: Algoritma K-medoids, Balita, Data mining, Indeks Massa Tubuh, Status gizi

I. PENDAHULUAN

Data mining merupakan salah satu teknik analisis yang digunakan untuk menggali informasi penting dari kumpulan data yang besar untuk menemukan pengetahuan sehingga dapat menjadi informasi yang dapat digunakan (Simanjuntak et al., 2023). Melalui proses ini, pola-pola tersembunyi dapat ditemukan sehingga mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dan efisien. Terdapat beberapa teknik algoritma data mining yang sering dimanfaatkan untuk menemukan pola berupa informasi ataupun pengetahuan yang tersembunyi diantaranya yaitu estimasi, asosiasi, klasifikasi, klusterisasi, dan prediksi (Pohan et al., 2021). Dalam berbagai bidang, data mining terbukti mampu meningkatkan efektivitas sistem informasi, baik dalam pendidikan, kesehatan, maupun industri.

Menurut Bhandari, et al., 2013, Status gizi balita mencerminkan tingkat perkembangan dan kesejahteraan masyarakat dalam suatu negara serta berhubungan dengan status kesehatan anak di masa depan. Malnutrisi umumnya mengacu pada kondisi gizi kurang, gizi buruk dan gizi lebih (Soleha & Zelharsandy, 2023). Status gizi merupakan tolak ukur keberhasilan dalam pemenuhan kebutuhan gizi pada balita atau anak yang dapat dilihat pada pencapaian berat badan balita atau anak terhadap umur. Dampak gizi buruk pada anak balita dalam jangka pendek, yaitu terganggunya pertumbuhan fisik pada anak, gangguan metabolisme, gangguan perkembangan otak, dan gangguan kecerdasan. Dampak pada jangka panjangnya, gizi buruk akan berakibat pada penurunan prestasi belajar dan kemampuan kognitif, penurunan kekebalan tubuh, beresiko

mengalami diabetes, pembuluh darah dan jantung, obesitas, stroke, kanker, serta disabilitas di usia lanjut (Narulita et al., 2023).

Permasalahan gizi pada balita masih menjadi tantangan besar di Indonesia. Data menunjukkan adanya kasus gizi kurang, stunting, wasting, hingga obesitas yang berdampak pada kualitas hidup anak di masa depan. Faktor-faktor yang memengaruhi status gizi balita meliputi pola konsumsi makanan, riwayat penyakit, pola asuh keluarga, serta kondisi sosial ekonomi. Kompleksitas masalah ini menuntut adanya metode klasifikasi yang lebih sistematis untuk memantau status gizi balita (Ilmayanti et al., 2022).

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan klasifikasi status gizi balita adalah algoritma k-medoids. Algoritma ini termasuk dalam metode metode pengelompokan di dalam data mining. Algoritma ini menggunakan objek pada kumpulan objek untuk mewakili sebuah cluster (Irawan et al., 2020). Balita lain kemudian dikelompokkan berdasarkan jarak terdekat dengan medoid tersebut. Dengan demikian, k-medoids mampu menghasilkan pengelompokan yang lebih stabil dibandingkan metode lain seperti k-means (Doi et al., 2023). Kelebihan dari algoritma ini yaitu tidak sensitif terhadap outlier, dapat mengurangi *noise*, dan jika dibandingkan dengan algoritma K-Means, K-Medoids lebih unggul dalam melakukan klusterisasi dataset heterogen/campuran, pemilihan *cluster*, kompleksitas antar ruang *cluster*, dan waktu eksekusi (Sulistiyawati & Sadikin, 2021).

Penerapan algoritma k-medoids dalam klasifikasi status gizi balita terbukti mampu mengelompokkan anak ke dalam kategori normal, kurang gizi, maupun obesitas secara lebih sistematis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini dapat membantu tenaga kesehatan dalam mengidentifikasi balita yang membutuhkan intervensi khusus. Dengan adanya klasifikasi yang akurat, intervensi gizi dapat dilakukan lebih tepat sasaran sehingga mendukung tercapainya tumbuh kembang balita yang optimal.

II. STUDI LITERATUR

Data Mining

Data mining adalah proses analisis data dalam jumlah besar untuk menemukan pola, hubungan, dan informasi yang berguna dalam pengambilan keputusan. Data mining menggabungkan teknik statistik, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin untuk mengubah data mentah menjadi pengetahuan yang bermakna (Asyuti & Setyawan, 2023).

Status Gizi

Status gizi balita merupakan ukuran kondisi kesehatan anak yang ditentukan melalui parameter antropometri seperti berat badan menurut umur (BB/U), tinggi badan menurut umur (TB/U), dan berat badan menurut tinggi badan (BB/TB). status gizi menjadi indikator penting dalam menilai pertumbuhan dan perkembangan anak serta mendeteksi masalah gizi seperti stunting atau gizi kurang. Penentuan status gizi dilakukan dengan membandingkan hasil pengukuran dengan standar WHO (Soleha & Zelharsandy, 2023).

Algoritma K-Medoids

Metode K-Medoids adalah bagian dari partitioning clustering. Metode K Medoids cukup efisien dalam dataset yang kecil. Langkah awal K-Medoids ialah mencari titik yang paling representatif (medoids) dalam dataset dengan menghitung jarak dari kelompok dalam semua kemungkinan kombinasi dari medoids sehingga jarak antar titik dalam suatu cluster kecil sedangkan jarak titik antar cluster besar (Damanik et al., 2019).

Klustering

Clustering merupakan suatu langkah dalam pengelompokan data, observasi ataupun kelas yang memiliki objek. Berbeda dengan proses klasifikasi, clustering tidak mempunyai target variable dalam melakukan. clustering sering dilakukan sebagai langkah awal dalam proses Data Mining (Darma, 2021).

III. METODE

Tahap ini berfungsi sebagai alat atau pendekatan yang memberikan arah dan pedoman dalam proses penyelesaian masalah. Dengan adanya metode, suatu kegiatan dapat dilakukan secara lebih

teratur, efisien, dan dapat dipertanggungjawabkan hasilnya. Adapun tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Tahap Identifikasi Masalah

Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap permasalahan status gizi anak balita yang masih menjadi isu kesehatan di Indonesia. Identifikasi masalah mencakup tingginya angka stunting, wasting, dan obesitas pada balita yang berdampak pada kualitas hidup anak di masa depan. Tahap ini bertujuan untuk merumuskan masalah penelitian agar dapat dicari solusi melalui pendekatan data mining (Ilmayanti et al., 2022).

2. Tahap Pengumpulan Data

Data yang digunakan berupa variabel tinggi badan, berat badan, dan Indeks Massa Tubuh (IMT) anak balita. Data diperoleh dari sumber sekunder yaitu kaggle.com. Tahap ini penting untuk memastikan kualitas data agar hasil klasifikasi lebih akurat (Oktaviani et al., 2022).

3. Tahap Penerapan Algoritma K-Medoids

Data yang telah dikumpulkan kemudian diproses menggunakan algoritma k-medoids. Algoritma ini bekerja dengan menentukan medoid sebagai pusat kelompok yang paling mewakili, lalu anak balita lain dikelompokkan berdasarkan jarak terdekat dengan medoid tersebut. Proses clustering dilakukan untuk mengklasifikasikan status gizi anak balita ke dalam kategori normal, kurang, dan obesitas (Doi et al., 2023).

4. Tahap Hasil dan Pembahasan

Hasil dari penerapan algoritma k-medoids menunjukkan pengelompokan balita berdasarkan status gizi secara sistematis. Pembahasan dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi dengan data lapangan, serta menilai efektivitas algoritma dalam mendukung tenaga kesehatan untuk menentukan tindakan gizi yang tepat (Amelia et al., 2025).

5. Tahapan Kesimpulan

Kesimpulan dimulai dengan merangkum hasil utama penelitian, yaitu bahwa algoritma k-medoids mampu mengelompokkan status gizi anak balita ke dalam kategori normal, kurang, dan obesitas secara terurut. Hal ini menunjukkan bahwa metode clustering berbasis data mining dapat digunakan sebagai alat bantu dalam analisis kesehatan anak balita.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian Pada tahap hasil dan pembahasan ini, dilakukan perhitungan dan analisis menggunakan algoritma k-medoids untuk mengelompokkan data status gizi balita berdasarkan variabel tinggi badan, berat badan, dan Indeks Massa Tubuh (IMT). Proses clustering menghasilkan beberapa kelompok yang merepresentasikan kondisi gizi anak balita, sehingga dapat dibandingkan dan dibahas lebih lanjut mengenai akurasi serta relevansi hasil klasifikasi terhadap data lapangan. Adapun tahapan dalam perhitungan dalam menentukan status gizi anak balita sebagai berikut:

1. Data Status Gizi Anak Balita

Data status gizi balita terdiri dari nama, berat badan, dan tinggi badan sebagai atribut utama. Nama digunakan untuk mengidentifikasi setiap balita agar data tidak tertukar, sedangkan berat badan dalam kilogram dan tinggi badan dalam sentimeter menjadi indikator penting untuk menilai kondisi fisik anak.

Dari kedua atribut tersebut, dapat dihitung Indeks Massa Tubuh (IMT) dengan rumus berat badan dibagi kuadrat tinggi badan dalam meter. Nilai IMT inilah yang kemudian dijadikan dasar untuk menentukan kategori status gizi balita, apakah termasuk normal, kurus (gizi kurang), atau obesitas (gizi berlebih).

Tabel 1. Data Status Gizi Anak Balita

No	Nama	Berat Badan (kg)	Tinggi Badan (cm)
1	Adhe Fitri	8	65
2	Andi Hariati	5	59
3	Anwar Amir	7	71
4	Asmar	9	72

5	Eka Andriyani	8	73
6	Evi Multazam	7	77
7	Firdaus Zubair	8	52
8	Ilham Wahyudi	5	54
9	Irmayaeni	8	55
10	Lieri Aprilyanti	4	53
11	Lisa	8	62
12	Mariani	4	61
13	Marnawati	7	65
14	Marni	7	81
15	Mirna	9	37
16	Mirsya Anggriana	4	54
17	Muhammad Rusdi	7	72
18	Muhlis Mukmin	8	95
19	Nisa Aqilah Sapsuha	9	75
20	Novi Wirdayanti	8	91

2. Pengelompokan Cluster

Pengelompokan cluster adalah proses membagi data ke dalam beberapa kelompok berdasarkan kesamaan karakteristik. Dalam penelitian status gizi balita, data seperti berat badan, tinggi badan, dan Indeks Massa Tubuh (IMT) digunakan untuk menentukan kelompok yang memiliki pola serupa. Setiap cluster akan berisi balita dengan kondisi gizi yang mirip, sehingga dapat dikategorikan menjadi normal, kurus, obesitas.

Tabel 2. Pengelompokan Cluster

Ketentuan Cluster	
Cluster 1	Normal
Cluster 2	Kurus
Cluster 3	Obesitas

3. Transformasi Data

Tabel 3. Transformasi data

No	Nama	Berat Badan (kg)	Tinggi Badan (cm)	IMT
1	Adhe Fitri	8	65	18.93
2	Andi Hariati	5	59	14.36
3	Anwar Amir	7	71	13.89
4	Asmar	9	72	17.36
5	Eka Andriyani	8	73	15.01
6	Evi Multazam	7	77	11.81
7	Firdaus Zubair	8	52	29.59
8	Ilham Wahyudi	5	54	17.15
9	Irmayaeni	8	55	26.45
10	Lieri Aprilyanti	4	53	14.24
11	Lisa	8	62	20.81
12	Mariani	4	61	10.75

13	Marnawati	7	65	16.57
14	Marni	7	81	10.67
15	Mirna	9	37	65.74
16	Mirsya Anggriana	4	54	13.72
17	Muhammad Rusdi	7	72	13.50
18	Muhlis Mukmin	8	95	8.86
19	Nisa Aqilah Sapsuha	9	75	16.00
20	Novi Wirdayanti	8	91	9.66
	Min	4	37	8.86
	Max	9	95	65.74

Tabel 2 diperoleh perhitungan indeks massa tubuh (IMT) dihitung dengan membagi nilai berat badan (dalam kilogram) dengan kuadrat dari tinggi badan (dalam meter). Selanjutnya dicari nilai min dan max pada masing-masing atribut.

4. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan untuk menyetarakan skala atribut berat badan, tinggi badan, dan IMT agar perhitungan jarak pada algoritma k-medoids tidak dipengaruhi oleh perbedaan satuan, sehingga hasil clustering lebih dapat tergambarkan.

Tabel 4. Normalisasi Data

No	Berat Badan (kg)	Tinggi Badan (cm)	IMT
1	0.800	0.483	0.177
2	0.200	0.379	0.097
3	0.600	0.586	0.088
4	1.000	0.603	0.149
5	0.800	0.621	0.108
6	0.600	0.690	0.052
7	0.800	0.259	0.364
8	0.200	0.293	0.146
9	0.800	0.310	0.309
10	0.000	0.276	0.095
11	0.800	0.431	0.210
12	0.000	0.414	0.033
13	0.600	0.483	0.135
14	0.600	0.759	0.032
15	1.000	0.000	1.000
16	0.000	0.293	0.085
17	0.600	0.603	0.082
18	0.800	1.000	0.000
19	1.000	0.655	0.125
20	0.800	0.931	0.014

Tabel 3 diperoleh perhitungan untuk masing-masing atribut berat badan, tinggi badan dan indeks massa tubuh (IMT) sebagai berikut: Normalisasi berat badan dilakukan dengan cara mengurangi nilai berat badan balita dengan berat badan minimum, lalu membaginya dengan selisih

antara berat badan maksimum dan minimum. Normalisasi tinggi badan dilakukan dengan cara mengurangi nilai tinggi badan balita dengan tinggi badan minimum, kemudian membaginya dengan selisih antara tinggi badan maksimum dan minimum. Normalisasi IMT dilakukan dengan cara mengurangi nilai IMT balita dengan IMT minimum, lalu membaginya dengan selisih antara IMT maksimum dan minimum.

5. Inisialisasi Medoid

Pilih secara acak sejumlah objek dari data pada tabel 4 sebagai medoid awal. Medoid adalah titik pusat cluster yang paling mewakili data.

Tabel 5. Inisialisasi Medoid

	Berat Badan (kg)	Tinggi Badan (cm)	IMT
1	0.800	0.483	0.177
2	0.200	0.379	0.097
3	0.600	0.586	0.088

6. Perhitungan Jarak Antar Data (Iterasi Ke-1)

Perhitungan jarak antar data bertujuan untuk mengukur tingkat kesamaan atau perbedaan antar balita berdasarkan atribut yang dimiliki, sehingga algoritma *k-medoids* dapat mengelompokkan mereka ke dalam cluster yang sesuai (normal, kurus, obesitas).

Tabel 6. Perhitungan Jarak Antar Data

C1	C2	C3	Kedekatan	Cluster
0.000000	0.614134	0.242035	0.000000	1
0.614134	0.000000	0.450418	0.000000	2
0.242035	0.450418	0.000000	0.000000	3
0.235227	0.832475	0.405006	0.235227	1
0.154213	0.646834	0.203914	0.154213	1
0.313870	0.508267	0.109721	0.109721	2
0.292070	0.667976	0.472762	0.292070	1
0.630046	0.099126	0.499195	0.099126	2
0.217180	0.640222	0.406036	0.217180	1
0.830434	0.225181	0.675539	0.225181	2
0.061353	0.612803	0.280900	0.061353	1
0.815761	0.212665	0.626711	0.212665	2
0.204283	0.414974	0.113688	0.113688	3
0.370432	0.555064	0.181454	0.181454	2
0.974827	1.264850	1.155356	0.974827	1
0.827275	0.218084	0.667771	0.218084	2
0.252362	0.458767	0.018510	0.018510	2
0.546707	0.868680	0.467996	0.467996	3
0.269052	0.846716	0.407600	0.269052	1
0.477010	0.819290	0.405494	0.405494	2
Jumlah Kedekatan			4.255839	

Tabel 6 diperoleh perhitungan pada C1, C2 dan C3 menggunakan Rumus Euclidean Distance dimana jarak antara dua titik dihitung dengan cara mengurangi setiap koordinat pada

dimensi yang sama, kemudian mengkuadratkan hasil pengurangan tersebut, menjumlahkan semua kuadrat dari setiap dimensi, dan akhirnya mengambil akar kuadrat dari jumlah tersebut. Selanjutnya dihitung jumlah kedekatan secara keseluruhan.

7. Inisialisasi Medoid Baru (Centroid Baru)

Setelah perhitungan pada iterasi pertama dalam algoritma K-Medoids, proses penentuan medoid dilakukan dengan mengevaluasi hasil jarak total dari setiap cluster. Pada tahap awal, medoid dipilih secara acak dari data, kemudian semua objek dihitung jaraknya ke medoid tersebut menggunakan rumus jarak (misalnya Euclidean Distance). Setelah objek dialokasikan ke medoid terdekat, dihitunglah total biaya atau jumlah jarak keseluruhan. Jika pada iterasi pertama ditemukan kandidat medoid lain yang mampu menghasilkan biaya lebih kecil dibandingkan medoid awal, maka medoid tersebut ditetapkan sebagai pusat cluster baru.

Tabel 7. Inisialisasi Medoid Baru (Centroid Baru)

	Berat Badan (kg)	Tinggi Badan (cm)	IMT
1	0.800	0.483	0.177
2	0.200	0.379	0.097
12	0.800	0.431	0.210

8. Perhitungan Jarak Antar Data (Iterasi ke-2)

Tabel 8. Perhitungan Jarak Antar Data (Iterasi ke-2)

C1	Cost 2	C3	Kedekatan	Cluster
0.000000	0.614134	0.061353	0.000000	1
0.614134	0.000000	0.612803	0.000000	2
0.242035	0.450418	0.280900	0.242035	1
0.235227	0.832475	0.270937	0.235227	1
0.154213	0.646834	0.215327	0.154213	1
0.313870	0.508267	0.363253	0.313870	3
0.292070	0.667976	0.231353	0.231353	2
0.630046	0.099126	0.619013	0.099126	3
0.217180	0.640222	0.156142	0.156142	2
0.830434	0.225181	0.823060	0.225181	2
0.061353	0.612803	0.000000	0.000000	2
0.815761	0.212665	0.819508	0.212665	2
0.204283	0.414974	0.219641	0.204283	3
0.370432	0.555064	0.423216	0.370432	1
0.974827	1.264850	0.921847	0.921847	2
0.827275	0.218084	0.821330	0.218084	2
0.252362	0.458767	0.293663	0.252362	1
0.546707	0.868680	0.606503	0.546707	1
0.269052	0.846716	0.312081	0.269052	1
0.477010	0.819290	0.537063	0.477010	1
Jumlah Kedekatan			5.129588	

Tabel 8 diperoleh perhitungan pada C1, C2 dan C3 menggunakan Rumus Euclidean Distance dimana jarak antara dua titik dihitung dengan cara mengurangkan setiap koordinat pada dimensi yang sama, kemudian mengkuadratkan hasil pengurangan tersebut, menjumlahkan semua

kuadrat dari setiap dimensi, dan akhirnya mengambil akar kuadrat dari jumlah tersebut. Selanjutnya dihitung jumlah kedekatan secara keseluruhan.

Selanjutnya melakukan perhitungan jumlah kedekatan dari perhitungan iterasi ke-1 dengan perhitungan iterasi ke-2 dengan cara yaitu: melakukan pengurangan antara jumlah kedekatan iterasi ke-1 dengan iterasi ke-2. Jika hasil selisih iterasi lebih besar dari nol (> 0), maka iterasi berhenti dan cluster ada pada iterasi sebelumnya atau iterasi ke-1. Pada penelitian dalam penentuan status gizi anak balita, selisih jumlah kedekatan antara iterasi ke-1 dengan iterasi ke-2 adalah 0.873750

V. KESIMPULAN

Penerapan data mining dengan algoritma K-Medoids dalam menentukan status gizi anak balita memberikan pendekatan yang sistematis dan objektif untuk mengelompokkan data kesehatan berdasarkan indikator pertumbuhan. Dengan memanfaatkan metode clustering, data balita dapat dibagi ke dalam kelompok status gizi yang berbeda yaitu gizi normal, kurang, obesitas) berdasarkan kedekatan nilai terhadap medoid yang terpilih. Proses iteratif K-Medoids yang menghitung jarak setiap data ke medoid memastikan bahwa hasil pengelompokan lebih dapat mewakili dibandingkan pemilihan acak, karena medoid yang dipilih adalah titik data nyata yang paling mewakili cluster.

Selain itu, penerapan algoritma ini menunjukkan bahwa data mining mampu mendukung analisis kesehatan masyarakat dengan cara menyajikan informasi yang lebih akurat, membantu tenaga kesehatan dalam pengambilan keputusan, serta meningkatkan efektivitas program intervensi gizi bagi balita. Dengan demikian, K-Medoids tidak hanya berfungsi sebagai teknik komputasi, tetapi juga sebagai alat strategis dalam mendukung kebijakan dan tindakan nyata untuk meningkatkan kualitas kesehatan anak.

VII. REFERENSI

- Amelia, U., Yunizar, Z., & Rosnita, L. (2025). Clustering Village Zones Based On Toddlers Nutritional Status Using The K_Medoids Method. *VOCATECH: Vocational Education and Technology*, 7(1), 130–144.
- Asyuti, S., & Setyawan, A. A. (2023). Data Mining Dalam Penggunaan Presensi Karyawan Dengan Cluster Means. *InformasiJurnal Ilmiah Sains Teknologi Dan*, 1(1), 1–10.
- Damanik, I. I. P., Solikhun, S., Saragih, I. S., Parlina, I., Suhendro, D., & Wanto, A. (2019). Algoritma K-Medoids untuk Mengelompokkan Desa yang Memiliki Fasilitas Sekolah di Indonesia. *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 1, 520–527. <https://doi.org/10.30645/senaris.v1i0.58>
- Darma, S. (2021). Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis Klasterisasi Teknik Promosi dalam Meningkatkan Mutu Kampus Menggunakan Algoritma K-Medoids. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, 3(3), 89–94.
- Doi, M. D., Rusgiyono, A., & Wuryandari, T. (2023). ANALISIS k-MEDOIDS DENGAN VALIDASI INDEKS PADA IPM DAERAH 3T DI INDONESIA. *Jurnal Gaussian*, 12(2), 178–188. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.2.178-188>
- Ilmayanti, N., Julia, H., DS, Zuraidah, & Sari, K. (2022). Faktor-faktor yang Mempengaruhi Status Gizi Balita. *Jurnal Keperawatan Stikes Hang Tuah*, 15(2), 74–85.
- Irawan, E., Siregar, S. P., Damanik, I. S., & Saragih, I. S. (2020). Implementasi Algoritma K-Medoids untuk Pengelompokan Sebaran Mahasiswa Baru. *Jurasik (Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika)*, 5(2), 275–281. <https://doi.org/10.30645/jurasik.v5i2.213>
- Narulita, S., Prihati, P., Oktaga, A. T., & Widyantoro, A. E. (2023). Performansi Algoritma Clustering K-Means untuk Penentuan Status Malnutrisi pada Balita. *Jurnal Informasi, Sains, Dan Teknologi*, 1(6), 190–202.

-
- Oktaviani, M. H. D., Hastuti, A. S. O., & Widiанти, C. R. (2022). FAKTOR – FAKTOR YANG MEMPENGARUHI STATUS GIZI PADA BALITA. *Jurnal Keperawatan I CARE*, 3(1), 74–82.
- Pohan, H., Zarlis, M., Irawan, E., Okprana, H., & Pranayama, Y. (2021). Penerapan Algoritma K-Medoids dalam Pengelompokan Balita Stunting di Indonesia. *JUKI : Jurnal Komputer Dan Informatika*, 3(2), 97–104. <https://doi.org/10.53842/juki.v3i2.69>
- Simanjuntak, D. S. M., Gunawan, I., Sumarno, Poningsih, & Sari, I. P. (2023). Penerapan Algoritma K-Medoids Untuk Pengelompokan Pengangguran Umur 25 tahun Keatas Di Sumatera Utara. *Jurnal Krisnadana*, 3(1), 289–309.
- Soleha, M., & Zelharsandy, V. T. (2023). Pengaruh Paritas Di Keluarga Terhadap Status Gizi Anak Balita: Literature Review. *Lentera Perawat*, 4(1).
- Sulistyawati, A. A. D., & Sadikin, M. (2021). Penerapan Algoritma K Medoids untuk Menentukan Segmentasi Pelanggan. *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, 10(3), 516–526.