

PERBANDINGAN *SELF ORGANIZING MAP* DAN *K-AFFINITY PROPAGATION* DALAM MENGELOMPOKAN KASUS STUNTING

**Hasmiati^{1*}, Ristu Haiban Hirzi², Chandrawati³, Wiwit Pura Nurmayanti⁴,
Muhammad Gazali⁵, Hanipar Mahyulis Sastriana⁶**

¹Program Studi Statistika, Universitas Hamzanwadi | email: hasmyati02@gmail.com

²Program Studi Statistika, Universitas Hamzanwadi | email: ristuastalavista@hamzanwadi.ac.id

³Program Studi Statistika, Universitas Hamzanwadi | email: chandrawati@hamzanwadi.ac.id

⁴Program Studi Statistika, Universitas Mulawarman | email: wiwit.adiwinata3@gmail.com

⁵Program Studi Statistika, Universitas Hamzanwadi | email: muhhammad.gazali@hamzanwadi.ac.id

⁶Program Studi Statistika, Universitas Hamzanwadi | email: haniparmahyulis04@gmail.com

Abstrak

Stunting adalah gagal tubuh pada anak balita akibat dari kekurangan gizi kronis sehingga anak terlalu pendek untuk usianya. Salah satu provinsi dengan kasus stunting tertinggi di Indonesia yaitu Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT). Berdasarkan hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) tentang prevalensi stunting tahun 2022 bahwa provinsi NTT menduduki posisi pertama dengan angka 35,5%. Salah satu upaya yang dapat dilakukan untuk meminimalisir angka stunting dan mengefisien sumber daya manusia dengan menfokus intervensi pada wilayah yang memberikan dampak signifikan pada tingginya prevalensi stunting. Hal ini dapat dilakukan salah satunya dengan menggunakan analisis *clustering*. *Clustering* merupakan proses pengelompokan data ke dalam beberapa kelompok sehingga data dalam satu kelompok memiliki tingkat kemiripan yang maksimum dan data antar kelompok memiliki tingkat kemiripan yang minimum. Pada penelitian ini mengimplementasikan teknik *clustering* menggunakan SOM dan K-AP, karena beberapa variabel dalam data pada penelitian ini mengandung *outlier* dan kedua metode ini tidak sensitif pada *outlier* dalam data sehingga dapat menghasilkan *cluster* yang optimal meski pada data yang mengandung *outlier*. Kemudian dilakukan perbandingan dari metode SOM dan K-AP. Hasil analisis data dengan metode SOM dan K-AP didapatkan bahwa metode yang optimal dalam mengelompokkan kasus stunting berdasarkan kabupaten/kota di provinsi NTT tahun 2022 adalah metode K-AP *clustering*. Hal ini berdasarkan nilai variansi terkecil yaitu 0,009469122.

Kata kunci : Clustering, K-AP, SOM, Stunting

Abstract

Stunting is a physical failure in toddlers due to chronic malnutrition so that children are too short for their age. One of the provinces with the highest cases of stunting in Indonesia is East Nusa Tenggara (NTT) Province. Based on the results of the Indonesian Nutritional Status Survey (SSGI) on the prevalence of stunting in 2022, NTT province is in first place with a figure of 35.5%. One effort that can be made to minimize stunting rates and make human resources efficient is by focusing interventions on areas that have a significant impact on the high prevalence of stunting. This can be done by using clustering analysis. Clustering is the process of grouping data into several groups so that data in one group has a maximum level of similarity and data between groups has a minimum level of similarity. This study implemented clustering techniques using SOM and K-AP, because several variables in the data in this study contain outliers and both methods are not sensitive to outliers in the data so that they can produce optimal clusters even in data containing outliers. Then a comparison was made between the SOM and K-AP methods. The results of data analysis using the SOM and K-AP methods showed that the optimal method for grouping stunting cases based on districts/cities in NTT province in 2022 was the K-AP clustering method. This is based on the smallest variance value, namely 0.009469122.

Keywords : *Clustering, K-AP, SOM, Stunting*

PENDAHULUAN

Tumbuh kembang balita yang baik merupakan faktor pendukung kemajuan suatu Negara (Setianingrum et al., 2017), Untuk merealisasikan hal tersebut diperlukan perhatian khusus dari pemerintah dan pengetahuan orang tua tentang gangguan tumbuh kembang pada balita (stunting) (Subayu, 2022:42). *World Health Organization* (WHO) mendefinisikan stunting sebagai kondisi anak di bawah usia lima tahun yang memiliki perbandingan tinggi badan yang tidak sebanding (Setiyawati et al., 2024:180).

Namun kenyataannya, angka kejadian stunting di dunia berada di atas standar stunting yang ditetapkan oleh WHO yang harus kurang dari 20%. atau WHO (2021) melaporkan sebesar 22% atau sebanyak 149,2 juta anak di bawah usia lima tahun mengalami stunting pada tahun 2020. Balita pendek atau biasa disebut dengan stunting

merupakan salah satu masalah gizi yang dialami oleh balita di dunia saat ini (Sutraningsih *et al.*, 2021:51). Angka kejadian stunting di dunia didominasi oleh Asia sebesar 54% dan Afrika sebanyak 40% (Rokhaidah, 2021). Berdasarkan data tersebut menunjukkan bahwa stunting terjadi sebagian besar di beberapa negara berkembang. Indonesia merupakan salah satu negara berkembang dengan angka stunting yang cukup tinggi. Menurut Kementerian Kesehatan RI, pada tahun 2021 angka stunting sebesar 24,4% kemudian pada tahun 2022 menjadi 21,6% secara skala nasional.

Salah satu provinsi dengan kasus stunting tertinggi di Indonesia yaitu Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT). Berdasarkan hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) tentang prevalensi stunting tahun 2022 bahwa provinsi NTT menduduki posisi pertama dengan angka 35,5%. Hal tersebut menunjukkan bahwa tingkat stunting di provinsi NTT berada di atas standar stunting yang ditetapkan oleh WHO yang harus kurang dari 20%. Tingginya angka stunting di provinsi NTT dipengaruhi oleh faktor rendahnya tingkat pendapatan (kemiskinan), rendahnya tingkat pendidikan, rendahnya produksi pangan berakibat rendahnya konsumsi pangan bergizi, terbatasnya sarana prasarana kesehatan beserta sumber daya manusia yang rendah dan pengaruh faktor budaya yang berseberangan dengan prinsip gizi dan kesehatan (BPS 2022). Berdasarkan laporan tahunan Dinas Kesehatan Provinsi NTT (BPS 2022), jumlah balita sangat pendek 19.699, balita pendek 57.639, balita normal 35.776, balita tinggi 1.029, balita stunting 77.338.

Salah satu upaya yang dapat dilakukan untuk meminimalisir angka stunting dan mengoptimalkan sumber daya manusia adalah dengan memfokuskan intervensi pada wilayah yang memberikan dampak signifikan pada tingginya prevalensi stunting. Hal ini dapat dilakukan salah satunya dengan menggunakan analisis *clustering* (Rizky *et al.*, 2022). Metode *clustering* merupakan salah satu bagian dari data *mining* yang paling umum untuk mengelompokkan data dalam kelompok menurut karakteristik (Hasugian, 2018:193).

Penelitian ini menggunakan *Self Organizing Map* karena dapat mengurangi dimensi data yang tinggi menjadi dua dimensi dan mengabaikan *outlier* (Akbar, 2016:2) dan metode K-AP mampu mendapat *error* yang relatif kecil untuk mendapatkan jumlah eksemplar pada data kategorik (Asriny, 2021:3). Kedua metode ini dapat digunakan pada data yang mengandung *outlier* karena tidak *sensitive* terhadap *outlier* dalam data, kedua metode ini dapat memberikan hasil *clustering* yang optimal bahkan pada data yang mengandung *outlier* (Agustini, 2017). Empat variabel pada data balita stunting NTT tahun 2022 memiliki *outlier*.

Berdasarkan uraian di atas dan didukung beberapa penelitian sebelumnya maka peneliti tertarik untuk melakukan pengelompokan menggunakan metode *Self Organizing Map* (SOM) dan *K Affinity Propagation* (K-AP), kemudian melakukan perbandingan antara kedua metode selanjutnya yang menggunakan validasi *cluster* untuk menentukan metode terbaik pada pengelompokan data kasus stunting di provinsi NTT tahun 2022

METODOLOGI

a. Self Organizing Map (SOM)

Self Organizing Map (SOM) merupakan salah satu metode dalam jaringan saraf tiruan (JST) yang menggunakan pembelajaran tanpa pengarahan (*unsupervised learning*). Metode pembelajaran tanpa pengarahan tidak memerlukan target, selama pembelajaran unit-unit *input* yang hampir sama dikelompokkan dalam kelompok tertentu yang berbeda di unit *output* (*cluster units*) (Ghozali & Sugiharto, 2017:319).

Langkah-langkah algoritma metode SOM sebagai berikut (Ghozali & Sugiharto, 2017):

1. Menghitung jarak $D(j)$ dengan tahapan:

Untuk setiap jarak (j) hitung jarak *euclidean* menggunakan rumus

$$D(j) = \sum_{i=1}^n (W_{ij} - X_i)^2$$

Keterangan:

(j) : jarak setiap j

W : bobot dari node input ke- i pada node *output* j

: node *input* ke- i

: banyak node pada lapisan *input*

2. Mencari nilai terkecil dari seluruh bobot $D(j)$. Index dari bobot $D(j)$ yang paling terkecil di sebut sebagai *winning neuron*

3. Memperbarui bobot W_{ij} menggunakan rumus:

$$W_{ij}(\text{baru}) = W_{ij}(\text{lama}) + a (X_i - W_{ij}(\text{lama}))$$

b. K-Affinity Propagation (K-AP)

Metode K-AP ini merupakan metode *cluster* baru yang dapat mengidentifikasi semua eksemplar antara semua titik data kemudian membentuk *cluster* dari titik-titik data di sekitar eksemplar (Asriny, 2021:24). Eksemplar adalah salah satu yang berfungsi sebagai model atau contoh. Setiap *cluster* diwakili oleh titik data pusat *cluster* yang mana disebut dengan eksemplar.

Langkah-langkah algoritma K-AP adalah sebagai berikut (Asriny, 2021:):

1. Memasukan matriks *similarity*

Matriks *similarity* (S) memberikan informasi tentang kesamaan antara setiap *exemplar*. Rumus yang dimiliki adalah sebagai berikut:

$$\{(i, k), k \in \{1, \dots, N\} \mid i \neq k, K\}$$

Matriks *similarity* didefinisikan sebagai *negative* dari jarak *eucliden*, Dimana semakin besar jarak antara *exemplar* maka semakin kecil kesamaan antara setiap *exemplar* (Izzatillah & Mutiara, 2020)

2. Inisialisasi matriks *availability*

Matriks *availability* $r(i, k)$ menggambarkan seberapa tepat bagi titik- i untuk memilih titik- k sebagai *exemplar* dengan mempertimbangkan dukungan dari elemen lain

yang k harus menjadi ekslamper. Rumus dari matriks *availability* adalah sebagai berikut:

$$r(i, k) \leftarrow s(i, k) - \max_{k' \neq k} \{a(i, k') + s(i, k')\}$$

3. Menghitung nilai *responsibility*

Matriks *responsibility* $r(i, k)$ mengukur kecocokan- k untuk dapat menjadi eksemplar pada elemen i , dengan mempertimbangkan eksamplernya yang lebih dekat dengan k untuk dapat menjadi eksemplar pada elemen i .

$$r(i, k) \leftarrow \max\{0, r(k, k) + \sum_{i' \in \{i, k\}} \max\{0, r(i', k)\}\}$$

4. Menghitung nilai *availability*

$$\eta^{in}(i) = a(i, i) - \max_{k' \neq i} \{a(i, k') + s(i, k')\}$$

5. Memperbarui nilai *confidence*

$$\eta^{in}(i) = -R^k(\{\eta^{in}(j), j \neq i\})$$

6. Menjumlahkan nilai *availability* dan *responsibility*

$$(i, k) = \arg \max, \{(i, k) + r(i, k)\}$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Analisis Deskriptif

Berikut adalah hasil analisis deskriptif status stunting berdasarkan kabupaten/kota di provinsi NTT tahun 2022:

Tabel 1 Statistika Deskriptif

Tinggi Badan	Min	Q1	Median	Mean	Q3	Max
Sangat Pendek	153.0	458.5	673.5	895.4	1053.5	3653.0
Pendek	506	1474	2069	2620	3110	7989
Normal	6789	10333	16168	16262	19932	29457

Tinggi	2.00	18.25	29.00	46.77	48.75	232.00
Stunting	659	1842	2811	3515	4154	11642

Berdasarkan di atas terlihat bahwa terdapat variasi yang signifikan dalam status stunting balita di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) pada tahun 2022. Data ini menunjukkan perbedaan yang mencolok antara kabupaten/kota di Provinsi NTT. Seperti jumlah balita sangat pendek terendah tercatat di Kabupaten Sumba Tengah dengan jumlah 153 balita, sementara yang tertinggi berada di Kabupaten Timor Tengah Selatan dengan jumlah 3.653 balita. Kemudian untuk Kabupaten Timor Tengah Selatan memiliki angka stunting tertinggi dengan 11.642 balita, sementara Kabupaten Sumba Tengah memiliki angka stunting terendah dengan 659 balita. Analisis ini mengindikasikan bahwa ada faktor-faktor lokal yang mempengaruhi status gizi balita di masing-masing daerah. Hal ini juga menunjukkan bahwa terdapat perbedaan penanganan dan kondisi kesehatan balita yang signifikan antara kabupaten/kota di Provinsi NTT.

b. Standarisasi Data

Standarisasi data pada data penelitian ini bertujuan untuk menyamakan skala pada data. Berdasarkan hasil standarisasi yang telah dilakukan menggunakan RStudio berikut adalah hasilnya pada Tabel 2

Tabel 2 Standarisasi Data

NO	Sangat Pendek	Pendek	Normal	Tinggi	Stunting
1	-0,315	-0,357	-1,183	-0,334	-0,347
2	-0,143	0,043	0,545	-0,296	-0,014

3	0,737	1,107	1,677	1,677	1,000

22	0,648	0,803	0,567	0,812	0,761

Berdasarkan Tabel 4.2 diatas hasil standarisasi data diatas dapat dilihat rentang data sudah 0 sampai 1 seperti pada variabel sangat pendek data pertama adalah -0,315 dan pada variabel pendek -0,357 demikian juga penafsiran pada objek selanjutnya.

c. Penentuan Jumlah Cluster

Validasi klaster pada penelitian ini bertujuan untuk penentuan jumlah klaster yang tepat untuk data stunting tahun 2022 pada metode SOM dan K-AP. Penentuan jumlah klaster dari nilai *Silhouette* indeks paling tinggi, indeks *Dunn* mendekati 1 dan indeks *Connectivity* paling kecil. Validasi *cluster* dilakukan sebelum tahapan analisis metode SOM dan K-AP. Berikut hasil *cluster* yang sudah dilakukan menggunakan RStudio:

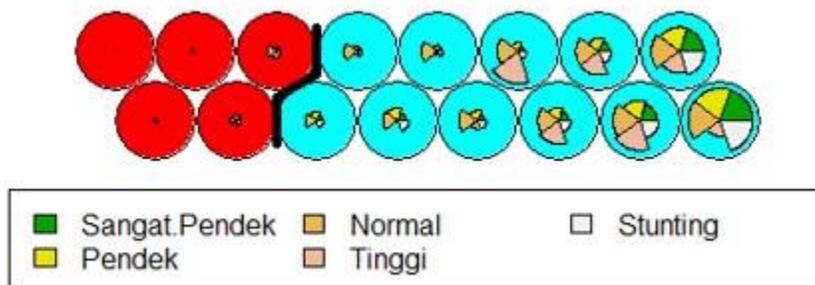
Tabel 2 Validasi Cluster SOM dan K-AP

K	SOM			K-AP		
	<i>Silhouette</i>	<i>Dunn</i>	<i>Connectivity</i>	<i>Silhouette</i>	<i>Dunn</i>	<i>Connectivity</i>
2	0,515	0,184	8,073	0,574	0,445	3,262
3	0,390	0,196	13,993	0,427	0,445	6,316
4	0,369	0,147	19,468	0,447	0,262	12,706

Berdasarkan Tabel di atas, menunjukkan hasil validasi *cluster* metode SOM dan K-AP dengan tiga metode validasi yaitu *Silhouette*, *Dunn* dan *Connectivity*. Cluster yang optimal pada

metode SOM yaitu 2 *cluster* dengan nilai *Silhouette index* 0,515 tertinggi dan nilai indeks *Connectivity* 8,073 terendah pada SOM dan K-AP. Selanjutnya pada metode K-AP *cluster* yang optimal berdasarkan hasil validasi *cluster* yaitu 2 *cluster*, dengan nilai *Connectivity* 3,262, *Dunn* 0.444 dan *Silhouette* 0,574.

d. Alogaritma Metode SOM



Gambar 1 Pembentukan *cluster* SOM

Berdasarkan Gambar 1 dapat diketahui sebaran variabel dalam setiap node pada gid SOM dimana warna hijau mewakili variabel balita sangat pendek, warna kuning mewakili variabel balita pendek dan seterusnya.

Tabel 4 Anggota *Cluster* Metode SOM

Kelompok	Kabupaten/Kota	Jumlah Anggota
1	Belu, Lembata, Ngada, Manggarai Barat, Sumba Tengah, Nagekeo, Sabu Rajua, Malaka, Kota Kupang.	9

2	Sumba Barat, Sumba Timur, Kupang, Timor Tengah Selatan, Timor Tengah Utara, Alor, Flores Timur, Sikka, Ende, Manggarai, Rote Ndao, Sumba barat Daya Manggarai Timur.	13
---	--	----

Pada hasil *clustering* terdapat 2 *cluster* yang terbentuk yakni pada *cluster-1* terdapat 9 anggota kabupaten/kota dan *cluster-2* terdapat 13 anggota kabupaten/kota. Pada *cluster-1* dengan anggota *cluster* kabupaten Belu, Lembata, Ngada, Manggarai Barat, Sumba Tengah, Nagekeo, Sabu Rajua, Malaka, Kota Kupang. Kemudian anggota *cluster-2* yaitu kabupaten/kota yaitu Sumba Barat, Sumba Timur, Timor Tengah Selatan, Timor Tengah Utara, Alor, Flores Timur, Sikka, Ende, Manggarai, Rote Ndao, Sumba Barat Daya, Manggarai Timur. Selanjutnya melihat hasil pemetaan setiap *cluster* seperti pada Gambar 4.4.



Gambar 2 Peta *Cluster* Metode SOM

Berdasarkan Gambar 2 di atas dapat diketahui peta *cluster* yang terbentuk dengan dua warna yaitu warna kuning menunjukkan *cluster-1* dan warna orange menunjukkan *cluster-2*.

Adapun penyebaran anggota *cluster* terlihat acak pada setiap pulau di Provinsi NTT, seperti pada pulau Sumba terlihat *cluster-2* lebih dominan, demikian juga untuk pulau Kupang dan pulau Flores terlihat bahwa *cluster-2* dominan.

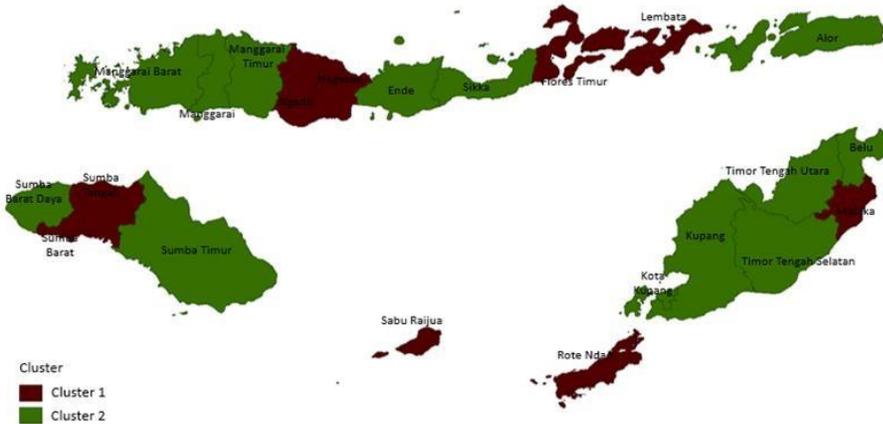
e. Algoritma Metode K-AP

Hasil *clustering* algoritma metode K-AP adalah sebagai berikut:

Tabel 5 Anggota *Cluster* K-AP

<i>Cluster</i>	eksemplar	Anggota	Jumlah
1	Ngada	Sumba Barat, Lembata, Flores Timur, Ngada, Rote Ndeo, Sumba Tengah, Nagekeo, Sabu Raiju, Malaka	9
2	Kota Kupang	Sumba Timur, Kupang, Timor Tengah Selatan, Timor Tengah Utara, Belu, Alor, Sikka, Ende, Manggarai, Manggarai Barat, Sumba Barat Daya, Manggari Timur Kota Kupang.	13

Berdasarkan Tabel 4.10 dengan menggunakan metode K-AP dapat diketahui bahwa terdapat 2 *cluster*, di mana *cluster-1* dengan eksemplar yaitu kabupaten Ngada dengan jumlah anggota sebanyak 9 anggota. *Cluster-2* dengan eksemplar yaitu Kota Kupang dengan jumlah anggota sebanyak 13 anggota.



Gambar 3 Peta *Cluster* K-AP

Berdasarkan Gambar 3 di atas dapat diketahui peta *cluster* yang terbentuk dengan dua warna yaitu warna merah menunjukkan *cluster-1* dan warna hijau menunjukkan *cluster2*. Peta *cluster* yang terbentuk pada metode K-AP mirip seperti peta *cluster* pada metode SOM dimana pada pulau Flores, *cluster* dominan yang tersebar adalah *cluster-2* demikian juga untuk pulau Kupang dan pulau Sumba.

f. Evaluasi Kebaikan *Cluster*

Tabel 6 Evaluasi Kebaikan *Cluster*

Metode	Cluster	Variansi
SOM	2	0,077535554
K-AP	2	0,009469122

Berdasarkan Tabel di atas yaitu evaluasi kebaikan *cluster* dengan menghitung nilai variansi dari dua metode yang digunakan dapat disimpulkan bahwa pada data balita stunting di

provinsi NTT tahun 2022 metode yang optimal adalah metode K-AP dengan nilai variansi terkecil yaitu 0,009469122 dibandingkan SOM dengan nilai variansi 0,077535554. Semakin kecil nilai variansi suatu *cluster* maka semakin baik metode yang digunakan.

g. Profiliasi Cluster

Tabel 7 Profiliasi *Cluster*

<i>Cluster</i>	Sangat pendek	Pendek	Normal	Tinggi	Stunting
1	2.92	1.13	3.42	1.46	1.28
2	9.79	1.13	3.42	1.46	1.28

Berdasarkan Tabel di atas dapat di ketahui bahwa:

Pada *cluster* 1 dengan 9 kabupaten/kota memiliki nilai rata-rata 3.42 pada variabel balita normal. Hal ini menunjukan bahwa sebagian besar balita pada *cluster*-1 tumbuh dengan baik sesuai standar pertumbuhan normal. Nilai rata-rata lebih kecil pada variabel Sangat Pendek, Pendek, Tinggi dan Stunting. Ini menunjukan bahwa kasus balita yang mengalami stunting dan kondisi yang tidak normal lebih rendah pada *cluster* ini. *Cluster*-1 menunjukan bahwa 9 kabupaten/kota pada *cluster*-1 ini dapat meminimalisir kasus balita stunting dengan baik.

Pada *cluster*-2 dengan nilai rata-rata tertinggi ada pada variabel Sangat Pendek (9.79), diikuti oleh Pendek (7.81), Tinggi (3.92) dan Stunting (3.92). Hal ini menunjukan bahwa sangat sedikit balita yang tumbuh dengan kondisi normal pada *cluster* ini. *Cluster*-2 menunjukan bahwa 13 kabupaten/kota ini belum berhasil dalam meminimalisir kasus balita stunting. Sebagian besar balita pada *cluster* ini mengalami pertumbuhan yang tidak normal, termasuk kasus stunting yang tinggi.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis algoritma metode SOM dan K-AP dalam mengelompok kabupaten/kota berdasarkan data balita stunting di Provinsi NTT tahun 2022 dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Provinsi NTT menjadi provinsi dengan status stunting tertinggi di Indonesia, berdasarkan data balita stunting provinsi NTT 2022 dimana kabupaten Timur Tengah Selatan menjadi kabupaten dengan jumlah balita sangat pendek tertinggi yaitu sebesar 3.653 (orang), kemudian kabupaten Timor Tengah Selatan menjadi kabupaten dengan jumlah balita pendek tertinggi yaitu sebesar 7.989 (orang) dan jumlah balita stunting tertinggi yaitu sebesar 11.642 (orang) berada di kabupaten Timor Tengah Selatan.
2. Jumlah *cluster* yang optimal pada metode SOM dan K-AP adalah 2 *cluster*. Pada *cluster-1* metode SOM terdapat 9 anggota *cluster*, *cluster-2* terdapat 13 anggota *cluster*. Kemudian untuk *cluster-1* pada algoritma K-AP dengan eksemplar kabupaten/kota Ngada dan jumlah anggota *cluster* sebanyak 9 kabupaten/kota, *cluster-2* dengan eksemplar kabupaten/kota Kupang dan jumlah anggota *cluster* sebanyak 13 kabupaten/kota.
3. Metode terbaik yang dihasilkan yaitu *clustering* dengan metode K-AP. Hal ini berdasarkan nilai variansi *cluster* terkecil, yaitu sebesar 0,009469122 dan untuk nilai variansi *cluster* dari metode SOM yaitu sebesar 0,077535554. Sehingga dapat disimpulkan berdasarkan nilai variansi *cluster* metode SOM dan K-AP bahwa metode yang optimal pada pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan data balita stunting di provinsi NTT tahun 2022 yaitu metode *K-Affinity Propagation* (K-AP). Metode K-AP menunjukkan bahwa metode ini lebih baik dalam mengidentifikasi dan mengelompokkan data berdasarkan karakteristik stunting.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustini, M. (2017). Model-Based Clustering dengan Distribusi t Multivariat Menggunakan Kriteria Integrated Completed Likelihood dan Minimum Message Length. *Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.*
- Akbar, P. (2016). Analisis Cluster Menggunakan Metode Self Organizing Maps (SOM) Untuk Pengelompokan Daerah Rawan Bencana Kebakaran Berdasarkan Jenis Sarana yang Rusak di Provinsi DKI Jakarta Tahun 2013-2015. *Laporan Kerja Praktek Tidak Diterbitkan, Jurusan Statistika, Fakultas MIPA Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta.*
- Asriny, N. I. (2021). *Pengelompokan Pekerja Paruh Waktu Dengan K-Affinity Propagation (K-Ap) Clustering Algorithm (Studi Kasus: Pekerja Paruh Waktu Menggunakan Internet Pada Pekerjaan Utama Di Provinsi Jawa Timur Tahun 2019).*
- Ghozali, M. I., & Sugiharto, W. H. (2017). Analisa Pola Belanja Menggunakan Algoritma Fp Growth, Self Organizing Map (Som) Dan K Medoids. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 8(1), 317–326.
- Hasugian, P. S. (2018). Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Produk Menggunakan Algoritma K-Means (Studi Kasus: Toko Usaha Maju Barabai). *Jurnal Mantik Penusa*, 2(2).
- Rizky, P. S., Hirzi, R. H., & Hidayaturrohman, U. (2022). Perbandingan Metode LightGBM dan XGBoost dalam Menangani Data dengan Kelas Tidak Seimbang. *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori Dan Aplikasi Statistika*, 15(2), 228–236.

	Jurnal Exbar: Program Studi Statistika Universitas Hamzanwadi https://e-journal.hamzanwadi.ac.id/index.php/eksbar/index	e-ISSN 3063-7139 Juni 2025. Vol. 2, No. 1
---	---	--

Rokhaidah, R. (2021). Pengaruh edukasi kesehatan dengan media audiovisual terhadap pengetahuan ibu tentang stunting pada balita di Posyandu Melati 1 Kelurahan Pisangan Timur, Jakarta Timur. *Jurnal Keperawatan Widya Gantari Indonesia*, 5(2), 58–64.

Setianingrum, S., Desmawati, L., & Yusuf, A. (2017). Peranan Kader Bina Keluarga Balita dalam Optimalisasi Tumbuh Kembang Fisik Motorik Anak Usia Dini. *Journal of Nonformal Education and Community Empowerment*, 137–145.

Setiyawati, M. E., Ardhiyanti, L. P., Hamid, E. N., Muliarta, N. A. T., & Raihanah, Y. J. (2024). Studi Literatur: Keadaan Dan Penanganan Stunting Di Indonesia. *Ikra-Ith Humaniora: Jurnal Sosial Dan Humaniora*, 8(2), 179–186.

Sutraningsih, W., Marlindawani, J., & Silitonga, E. (2021). Implementasi Strategi Pelaksanaan Pencegahan Stunting di Kabupaten Aceh Singkil Tahun 2019. *Journal of Healthcare Technology and Medicine*, 7(1), 49–67.