

## Study Orange Data Mining Model Prediksi Status Gizi Balita Kelurahan X

Tri Kartika Sari<sup>1\*</sup>, Imam Yuadi<sup>2\*</sup>

<sup>1\*</sup>Magister Pengembangan Sumber Daya Manusia, Sekolah Pascasarjana, Universitas Airlangga Surabaya

<sup>2\*</sup>Departemen Ilmu Informasi dan Perpustakaan, Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik, Universitas Airlangga Surabaya

Email: <sup>1\*</sup> [tri.kartika.sari-2022@pasca.unair.ac.id](mailto:tri.kartika.sari-2022@pasca.unair.ac.id), <sup>2\*</sup> [imam.yuadi@fisip.unair.ac.id](mailto:imam.yuadi@fisip.unair.ac.id)

### Informasi Makalah

Submit : Juni 3, 2023  
Revisi : November 11, 2023  
Diterima : Desember 21, 2023

### Kata Kunci :

Orange Data Mining  
Status Gizi  
Prediksi  
K-NN

### Abstrak

Usia 0-59 bulan merupakan periode emas masa penting dimana semua proses perkembangan organ yang mempengaruhi kemampuan sensorik dan motorik seorang anak berlangsung. Pemantauan dan identifikasi status gizi balita secara dini diharapkan bisa melakukan control serta intervensi yang tepat dan cepat sehingga bisa menghilangkan atau meminimalisir dampak buruk yang ditimbulkan. Tujuan penelitian ini untuk melakukan identifikasi status gizi balita melalui pembuatan model prediksi menggunakan aplikasi orange data mining dan memberikan rekomendasi metode algoritma mana diantara KNN, *Decision Tree*, *Naive Bayes* dan Regresi logistic yang paling akurat. *ROC Analisis (ROCA)*, *Cross Validation* dan *Confusion Matrix* sebagai model evaluasi. Empat model tersebut kemudian dibandingkan dan disimpulkan bahwa model algoritma KNN yang lebih direkomendasikan untuk prediksi status gizi karena memiliki tingkat akurasi dan presisi lebih baik dibanding 3 metode lainnya dengan nilai akurasi 95,24%, presisi 77,51%.

### Abstract

*Age 0-fifty nine months is an crucial golden length in which all organ improvement strategies that have an effect on a kid's sensory and motor talents take place. Early tracking and identity of the dietary popularity of youngsters beneathneath is predicted in an effort to perform suitable and rapid controls and interventions as a way to remove or reduce the detrimental outcomes caused. The cause of this have a look at become to discover the dietary popularity of infants via the advent of predictive fashions the use of the orange information mining utility and offer suggestions for which set of rules technique some of the KNN, Decision Tree, Naive Bayes and Logistic Regressionis the maximum accurate. The assessment version used is ROC Analisis (ROCA), Cross Validation dan Confusion Matrix. The effects of the contrast of the 4 go validation models concluded that the KNN set of rules version is greater advocated for predicting dietary popularity as it has a higher degree of accuracy and precision than the alternative three techniques with an accuracy of 95.24%, 77.51% precision.*

Tri Kartika Sari<sup>1\*</sup> Imam Yuadi<sup>2\*</sup>

Email: <sup>1\*</sup> [tri.kartika.sari-2022@pasca.unair.ac.id](mailto:tri.kartika.sari-2022@pasca.unair.ac.id),

<sup>2\*</sup> [imam.yuadi@fisip.unair.ac.id](mailto:imam.yuadi@fisip.unair.ac.id)

## 1. Pendahuluan

Tingkatan kadar gizi pada tubuh seseorang tergantung pada jenis kelamin dan berat badan disebut juga sebagai status gizi (Arisman, 2004). Gizi merupakan bagian penting dalam tumbuh kembang balita dan sangat berpengaruh terhadap kesehatan juga kecerdasan mereka. Oleh karena itu diperlukan perhatian khusus terhadapnya. Balita yang mendapat asupan gizi kurang baik, dapat mempengaruhi perkembangan otak dan berakibat penurunan potensi sumber daya pembangunan masyarakat yang bersifat *irreversible*. Dalam MDGS 2015 status gizi menjadi salah satu indikator kesehatan yang dinilai (Depkes, 2005).

Hasil Studi Status Gizi Indonesia (SSGI) tingkat nasional tahun 2021, prevalensi status gizi balita nasional menunjukkan adanya penurunan 3,3% untuk kategori stunted dari 27,7% di tahun 2019 menjadi 24,4% di tahun 2021. Hal tersebut juga terjadi pada kategori wasted sebesar 0,3% dari angka 7,4% di tahun 2019 menjadi 7,1% di tahun 2021. Tetapi kedua penurunan di atas tidak terjadi pada kategori underweight yang justru mengalami kenaikan sejumlah 0,7% dari angka 16,3% di tahun 2019 menjadi 17% pada tahun 2021. SSGI juga memberikan rekomendasi bahwa pencapaian rata-rata pertahun penurunan stunting sebesar 2,0% (2013-2021) sangat rendah dibanding dengan angka prevalensi stunting tahun 2021 sebesar 24,4%. Perlunya identifikasi dini serta inovasi untuk peningkatan 2,7% pertahun sehingga tercapai target 14% dengan ketepatan intervensi, salah satunya dengan meningkatkan pemantauan tumbuh kembang dan status gizi balita di posyandu maupun faskes lainnya.

Surabaya merupakan ibu kota provinsi Jawa Timur dan termasuk 5 kota besar di Indonesia. Kota yang maju dan berkembang ditandai dengan mudahnya akses masyarakat dalam mendapatkan pelayanan publik termasuk pelayanan kesehatan. Menurut hasil SSGI tingkat nasional tahun 2021 kota

Surabaya merupakan salah satu kota yang mempunyai permasalahan gizi kategori kronis-akut dengan angka stunted  $\geq 20\%$  tepatnya (28,9%), wasted  $\geq 5\%$  (6,8%) dan underweight (16.6%).

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan identifikasi status gizi balita melalui pembuatan model prediksi menggunakan aplikasi orange data mining memberikan rekomendasi metode algoritma mana diantara model *KNearest Neighbour* yang nantinya kita sebut dengan KNN, *Decision Tree*, *Naive Bayes* dan *Regresi logistic* yang paling akurat. Penelitian dilakukan dengan melakukan training terhadap data sekunder hasil pengukuran antropometri balita di wilayah kerja kelurahan X dan membuat permodelan prediksi menggunakan aplikasi orange data mining dengan ke empat metode algoritma dan kemudian dibandingkan dan dievaluasi. Harapan kami penelitian ini memberikan masukan kepada *steake holder* bidang kesehatan yaitu Puskesmas khususnya dan Dinas Kesehatan pada umumnya untuk melakukan upaya deteksi dini dalam mengidentifikasi balita dengan masalah status gizi serta mengupayakan cara untuk mengatasi permasalahan tersebut secara tepat dan cepat.

## 2. Metode Penelitian

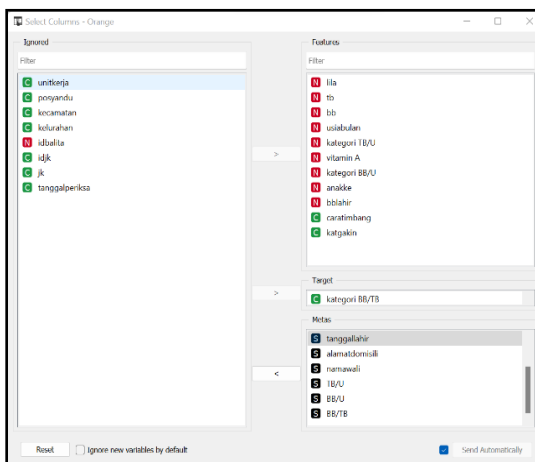
Tahap pertama dalam penelitian ini dengan melakukan identifikasi masalah untuk menyusun tujuan. Dilanjutkan dengan proses pengumpulan data. Data yang kami gunakan adalah data sekunder hasil ukur antropometri balita pada pelaksanaan posyandu di kelurahan X pada bulan September 2022 sejumlah 1829 balita yang di tahap ke dua dibagi menjadi 80% data training dan 20% data testing. Data training terlebih dahulu dilakukan preprocessing data untuk memastikan tidak ada data missing dan data dalam kualitas baik.

Selanjutnya dilakukan proses perancangan model menggunakan orange data mining

untuk mendapatkan bentuk prediksi status gizi balita menggunakan 4 algoritma yaitu *KNN*, *Decision Tree*, *Naive Bayes* dan *Regresi Logistik*. Terakhir adalah proses evaluasi kinerja masing-masing metode algoritma melalui *cross validation*, *ROC analysis* dan *Confusion Matrix* dan menganalisa hasil perbandingan ke 4 metode tersebut. Alur metode penelitian bisa dilihat pada gambar 1.

### 2.1. Preprocessing Data

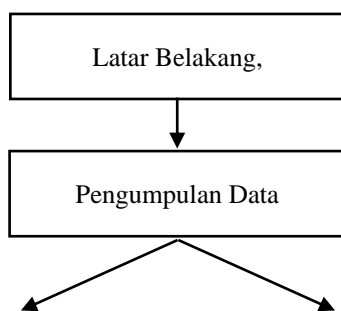
Hasil proses preprocessing dataset pengukuran antropometri, tidak ditemukan adanya data kosong / *missing value* sehingga diperlukan pemilihan data sebagai target (BB/TB). Jika terdapat data kosong / hilangkan mengganggu proses pembuatan model prediksi.

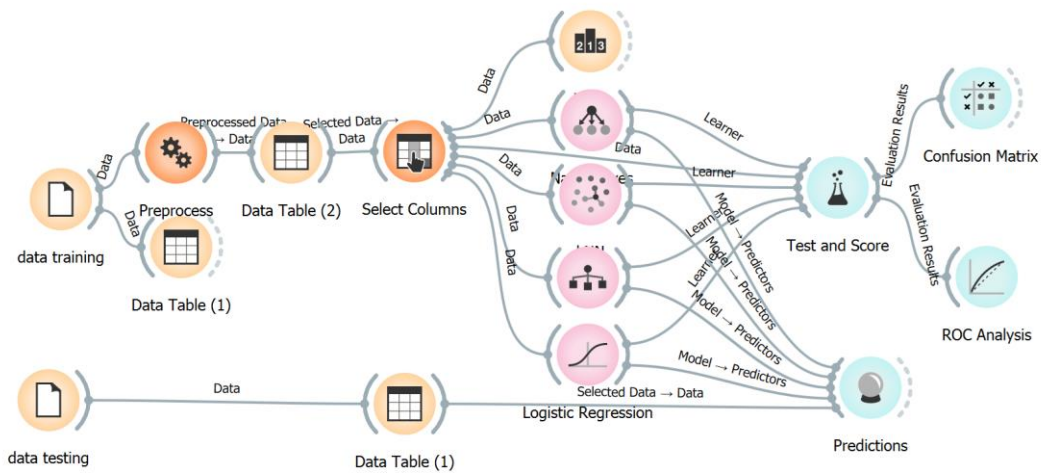


Gambar 2. Proses pemilihan data menggunakan widget

Gambar 1. Alur Metode Penelitian

Proses pada gambar 2 adalah proses pemilihan data menggunakan widget. Pertama tentukan variable Independent dan Variable dependen. Variable dependent dalam penelitian ini adalah Kategori BB/TB sebagai Gambaran Status Gizi Balita dengan klasifikasi yaitu Obesitas, Gizi Lebih, Gizi Normal, Gizi Kurang.





Gambar 3. Design widget model prediksi status gizi balita

## 2.2. Proses Data Mining dan Pengujian Model

Untuk mendapatkan model terbaik sesuai tujuan penelitian dilakukan pembuatan design widget pada orange data mining terhadap dataset yang telah diolah sebelumnya seperti terlihat dalam gambar 3.

## 2.3. Evaluasi

Proses evaluasi dilakukan dengan cara melakukan perbandingan model prediksi

	KNN	Tree	Naïve Bayes	Logistic Regression
KNN	1	0,758	0,0033	
Tree	0,000	1	0,000	0,000
Naïve Bayes	0,242	0,000	1	0,008
Logistic Regression	0,967	0,992	0,992	1

Compare Models by : Area Under ROC Curve

dengan menggunakan *widget Test and Score* menggunakan *Cros Validation Confusion Matrix* dan *ROC Analysis*.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Hasil Evaluasi *Cross Validation*

Hasil simulasi model prediksi diperoleh hasil test score seperti terlihat pada Table 1 dan 2.

Tabel 1. Hasil *widget test and score cross Validation*

Model Algoritma	AUC	CA	F1	Precision	Recall
KNN	0,882	0,956	0,952	0,951	0,956
Decision Tree	0,666	0,946	0,932	0,921	0,946
Naïve Bayes	0,865	0,938	0,932	0,932	0,938
Logistic Regression	0,932	0,929	0,904	0,889	0,929

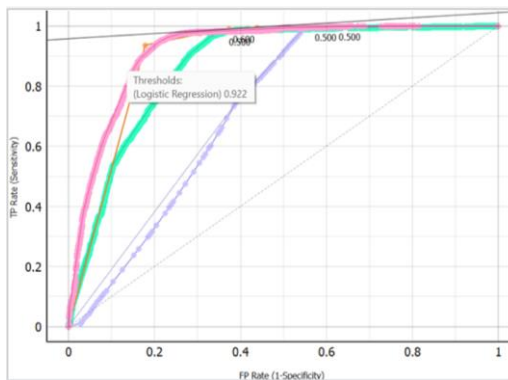
Evaluation result for target (none, show, average over classes)

Berdasarkan tabel 1 dapat diketahui bahwa dari 1829 dataset, diperoleh hasil *Precision*, *recall*, *accuracy* dari masing-masing model menggunakan *cross validation*. Ditinjau dari nilai AUC yang paling tinggi adalah metode *Logistic Regression* yaitu 0.932. nilai AUC berfungsi untuk mengukur kinerja diskriminatif dengan memperkirakan

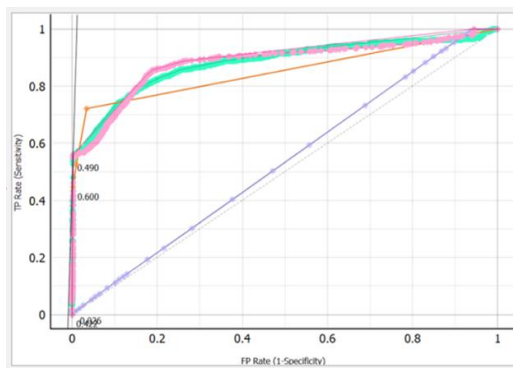
probabilitas output dari ilustrasi yang diseleksi secara acak dari populasi. Semakin besar nilai AUC, semakin baik hasil klasifikasi yang digunakan. Sedangkan untuk *Classification Accuracy* (CA) menunjukkan bahwa nilai akurasi KNN adalah paling tinggi yaitu 95,6%

### 3.2. Hasil Evaluasi ROC Curve

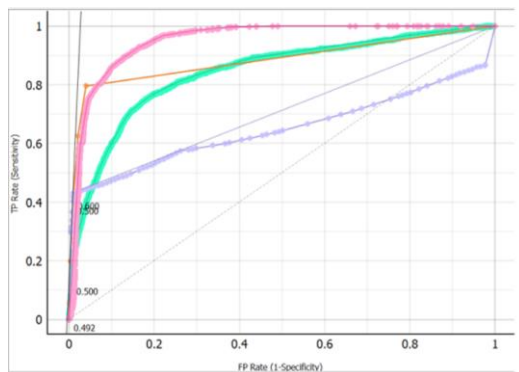
*ROC curve* yang divisualisasi dari *Confusion Matrix* bisa digunakan untuk membandingkan keakuratan suatu model prediksi..



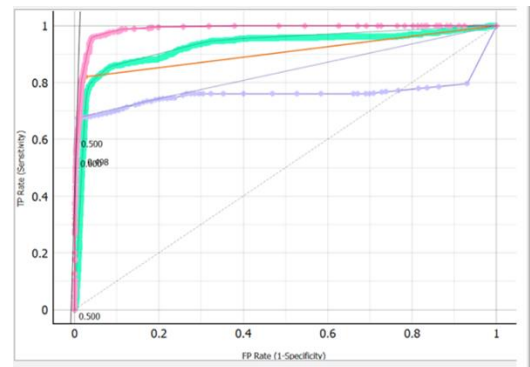
Gambar 4. Analisis ROC beresiko gizi baik



Gambar 5. Analisis ROC beresiko gizi kurang



Gambar 6. Analisis ROC beresiko gizi lebih



Gambar 7. Analisis ROC beresiko Obesitas

Untuk studi kasus ini *ROC curve* masing-masing model bisa dilihat pada gambar 4,5,6 dan 7 yang memiliki nilai akurasi paling baik apabila kurvanya mendekati titik 1. Dan hasil garis warna pink yang paling mendekati yaitu model algoritma KNN.

### 3.3. Hasil Evaluasi *Confusion Matrix*

Selain dari hasil *ROC curve*, *Confusion Matrix* juga menghasilkan tabel dengan 4 campuran berbeda dari nilai prediksi dan nilai aktual. Hasil evaluasi untuk masing-masing model prediksi dapat dilihat pada Gambar 8, 9, 10 dan 11

		Predicted				Σ
		GIZI BAIK	GIZI KURANG	GIZI LEBIH	OBESITAS	
Actual	GIZI BAIK	33292	84	153	271	33800
	GIZI KURANG	361	439	0	0	800
	GIZI LEBIH	593	0	213	494	1300
	OBESITAS	100	0	196	404	700
Σ		34346	523	562	1169	36600

Gambar 8. Confusion Matrix Naive Bayes

Gambar 8 menunjukkan bahwa nilai *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* dari metode Naive Bayes adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Accuracy} &= \frac{33292 + 439 + 213 + 404}{33292 + 84 + 153 + 271 + 361 + 439 + 0 + 0 + 593 + 0 + 213 + 494 + 100 + 0 + 196 + 404} \times 100\% \\
 &= 93,84\%
 \end{aligned}$$

*Precision Gizi Baik*

$$= \frac{33292}{33292 + 361 + 593 + 100} = 0,9693$$

*Precision Gizi Kurang* =  $\frac{439}{84 + 439 + 0 + 0} = 0,8393$

*Precision Gizi Lebih* =  $\frac{213}{153 + 0 + 213 + 196} = 0,3790$

*Precision Obesitas* =  $\frac{404}{271 + 0 + 494 + 404} = 0,3455$

*Precision All*

$$= \frac{0,9693 + 0,8393 + 0,3790 + 0,3455}{4} \times 100\% = 63,32\%$$

*Recall Gizi Baik* =  $\frac{33292}{33292 + 84 + 153 + 271} = 0,9849$

*Recall Gizi Kurang* =  $\frac{439}{361 + 439 + 0 + 0} = 0,5487$

*Recall Gizi Lebih* =  $\frac{213}{593 + 0 + 213 + 494} = 0,1638$

*Recall Obesitas* =  $\frac{404}{100 + 0 + 196 + 404} = 0,5771$

*recall All*

$$= \frac{0,9849 + 0,5487 + 0,1638 + 0,5771}{4} \times 100\% = 56,86\%$$

		Predicted				Σ
		GIZI BAIK	GIZI KURANG	GIZI LEBIH	OBSESITAS	
Actual	GIZI BAIK	33492	87	202	19	33800
	GIZI KURANG	442	358	0	0	800
	GIZI LEBIH	548	0	625	127	1300
	OBSESITAS	107	0	209	384	700
Σ		34589	445	1036	530	36600

Gambar 9. Confusion Matrix K-NN

Pada Gambar 9 dapat dilihat nilai *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* dari metode KNN adalah

*Accuracy*

$$= \frac{33492 + 358 + 625 + 384}{33292 + 87 + 202 + 19 + 442 + 358 + 0 + 0 + 548 + 0 + 625 + 127 + 107 + 0 + 209 + 384} \times 100\% = 95,24\%$$

*Precision Gizi Baik*

$$= \frac{33492}{33492 + 442 + 548 + 107} = 0,9682$$

*Precision Gizi Kurang* =  $\frac{358}{87 + 358 + 0 + 0} = 0,8044$

*Precision Gizi Lebih* =  $\frac{625}{202 + 0 + 625 + 209} = 0,6032$

*Precision Obesitas* =  $\frac{384}{19 + 0 + 127 + 384} = 0,7245$

*Precision All*

$$= \frac{0,9682 + 0,8044 + 0,6032 + 0,7245}{4} \times 100\% = 77,51\%$$

*Recall Gizi Baik* =  $\frac{33492}{33492 + 87 + 202 + 19} = 0,9908$

*Recall Gizi Kurang* =  $\frac{358}{442 + 358 + 0 + 0} = 0,4475$

*Recall Gizi Lebih* =  $\frac{625}{548 + 0 + 625 + 127} = 0,4807$

*Recall Obesitas* =  $\frac{384}{107 + 0 + 209 + 384} = 0,5485$

*recall All*

$$= \frac{0,9908 + 0,4475 + 0,4807 + 0,5485}{4} \times 100\% = 61,69\%$$

		Predicted				Σ
		GIZI BAIK	GIZI KURANG	GIZI LEBIH	OBSESITAS	
Actual	GIZI BAIK	33638	1	143	18	33800
	GIZI KURANG	798	2	0	0	800
	GIZI LEBIH	651	0	510	139	1300
	OBSESITAS	126	0	158	416	700
Σ		35213	3	811	573	36600

Gambar 10. Confusion Matrix Decision Tree

nilai *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* dari metode Decision Tree bisa dilihat pada gambar 10.

*Accuracy*

$$= \frac{33638 + 2 + 510 + 416}{33638 + 1 + 143 + 18 + 798 + 2 + 0 + 0 + 651 + 0 + 510 + 139 + 126 + 0 + 158 + 416} \times 100\% = 94,44\%$$

*Precision Gizi Baik*

$$= \frac{33638}{33638 + 798 + 651 + 126} = 0,9552$$

$$\text{Precision Gizi Kurang} = \frac{2}{1 + 2 + 0 + 0} = 0,6667$$

$$\text{Precision Gizi Lebih} = \frac{510}{143 + 0 + 510 + 158} = 0,6288$$

$$\text{Precision Obesitas} = \frac{416}{18 + 0 + 139 + 416} = 0,7260$$

*Precision All*

$$= \frac{0,9552 + 0,6667 + 0,6288 + 0,7260}{4} \times 100\% = 74,42\%$$

$$\text{Recall Gizi Baik} = \frac{33638}{33638 + 1 + 143 + 18} = 0,9952$$

$$\text{Recall Gizi Kurang} = \frac{2}{798 + 2 + 0 + 0} = 0,0025$$

$$\text{Recall Gizi Lebih} = \frac{510}{651 + 0 + 510 + 139} = 0,3923$$

$$\text{Recall Obesitas} = \frac{416}{126 + 0 + 158 + 416} = 0,5942$$

*recall All*

$$= \frac{0,9952 + 0,0025 + 0,3923 + 0,5942}{4} \times 100\% = 49,61\%$$

		Predicted				Σ
		GIZI BAIK	GIZI KURANG	GIZI LEBIH	OBESITAS	
Actual	GIZI BAIK	33797	0	3	0	33800
	GIZI KURANG	800	0	0	0	800
	GIZI LEBIH	1170	0	85	45	1300
	OBESITAS	255	0	332	113	700
Σ		36022	0	420	158	36600

Gambar 11. Confusion Matrix Regresi Logistik

Metode Regresi Logistik nilai *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* bisa dilihat dari gambar 11.

*Accuracy*

$$= \frac{33797 + 0 + 85 + 113}{33797 + 0 + 3 + 0 + 800 + 0 + 0 + 0 + 1170 + 0 + 85 + 45 + 255 + 0 + 332 + 113} \times 100\% = 92,88\%$$

*Precision Gizi Baik*

$$= \frac{33797}{33797 + 800 + 1170 + 255} = 0,9382$$

$$\text{Precision Gizi Kurang} = \frac{0}{0 + 0 + 0 + 0} = 0$$

$$\text{Precision Gizi Lebih} = \frac{85}{3 + 0 + 85 + 332} = 0,2023$$

$$\text{Precision Obesitas} = \frac{113}{255 + 0 + 332 + 113} = 0,7151$$

*Precision All*

$$= \frac{0,9382 + 0 + 0,2023 + 0,7151}{4} \times 100\% = 46,39\%$$

$$\text{Recall Gizi Baik} = \frac{33797}{33797 + 0 + 3 + 0} = 0,9999$$

$$\text{Recall Gizi Kurang} = \frac{0}{800 + 0 + 0 + 0} = 0$$

$$\text{Recall Gizi Lebih} = \frac{85}{1170 + 0 + 85 + 45} = 0,0653$$

$$\text{Recall Obesitas} = \frac{113}{255 + 0 + 332 + 113} = 0,1614$$

*recall All*

$$= \frac{0,9999 + 0 + 0,0653 + 0,1614}{4} \times 100\% = 30,69\%$$

Perbandingan nilai performance algoritma berdasarkan Confusion Matrix bisa dilihat dalam tabel 2

Tabel 2. Perbandingan nilai performance algoritma berdasarkan Confusion Matrix

METODE	ACCURACY	PRECISION	RECALL
Naive Bayes	93,84%	62,32%	0,5686
KNN	95,24%	77,51%	0,6169
Decision Tree	94,44%	74,42%	0,4961
Regresi Logistik	92,88%	46,39%	0,3069

Dari tabel 2 di atas diketahui metode K-NN memiliki nilai *Accuracy* lebih tinggi dari pada



metode lain yaitu 95,24%. Begitu juga nilai precision dan recall KNN lebih tinggi dari metode lain sebesar 77,51% untuk precision dan 0,6169 untuk recall.

Evaluasi kinerja algoritma menggunakan *cross validation*, *ROC analysis* dan *Confusion Matrix* didapatkan kesimpulan bahwa algoritma KNN merupakan metode yang paling baik diantara tigalainnya untuk klasifikasi dan memprediksi status gizi balita. Terdapat beberapa alasan yang membuat KNN menjadi metode paling baik untuk menyelesaikan masalah tersebut. Alasan pertama adalah hasil evaluasi melalui hasil simulasi *Cros Validation*, evaluasi *ROC* dan *Confusion matrix* nilai *CA (Clasificasion Acurasi)* model ini menjadi nilai tertinggi dan menjadimetode yang dapat mengklasifikasikan dengan benar. Nilai *Accuracy* merupakan rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Dengan kata lain, metode KNN merupakan metode dengan tingkat kedekatan nilai prediksi dengan nilai aktual (sebenarnya).

Alasan kedua adalah metodeKNN mempunyai nilai *precision* tertinggi diantara metode lainnya. Dari nilai *Precision*kita bisa mengetahui tingkat keakuratan antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan. *Precision* merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Alasan ketiga adalah nilai *Recall* atau *Sensitivity (True Positive Rate)* KKN merupakan nilai tertinggi diantara tiga metode lainnya. *Recall* menggambarkan keberhasilan metode dalam menemukan kembali sebuah informasi. *Recall* merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. Dan alasan ke empat adalah *F1 – Score* KNN merupakan nilai tertinggi diantara tiga metode lainnya yaitu sebesar 95,2% dengan metode *cros validation* dan 94,8% metode *random sampling*. *F1 – Score* tinggi dapat menyimpulkan bahwa *presisi* dan

*recall*KNN merupakan yang terbaik diantara tiga metode lainnya.

Hal ini bisa memberikan alasan mengapa penelitian terdahulu banyak menggunakan algoritma K-NN sebagai metodemachine learning dalam bidang Kesehatan. Beberapa penelitian terdahulu menggunakan KNN yakni penetitian Diabetes *Classification* using K-Nearest Neighbors (KNN) in Python oleh Wahyu Rismita 2019, Penerapan Metode Klasifikasi K-Nearest Neigbor pada Dataset Penderita Penyakit Diabetes oleh Andi Maulida 2020, penerapan alogaritma k-nearest neighbor untuk klasifikasi penyakit liver oleh Ega Yusni dkk, penerapan Algoritma K-Nearest Neighbord Untuk Prediksi Kematian Akibat Penyakit Gagal Jantung oleh Dede Andri Muhammad Reza 2022 dan masih banyak penelitian dibidang Kesehatan lainnya.

#### 4. Simpulan

Algoritma KNN adalah metode terbaik untuk mengklasifikasi dan prediksi status gizi balita kelurahan X. Hasilkinerja metode KNN lebih unggul dari ke tiga metode lainnya. Terbukti bahwa dari 1829 dataset yang digunakan KNN memiliki nilai akurasi 95,24%, presisi 77,51% sedangkan Decision Tree memiliki nilai akurasi 94,44% , presisi 74,42%, Naive Bayes memiliki nilai akurasi 93,84% dan presisi 62,32%, sedangkan regresi logistik memiliki nilai akurasi 92,88% dan presisi 46,39%. Dapat disimpulkan bahwa algoritma machine learning K-Nearest Neighbors (KNN) adalah algoritma yang memiliki kinerja optimal dan direkomendasikan untuk mengklasifikasikan dan prediksi status gizi balita.



## 5. Referensi

- Cia, F., Frisilia, Melisa, & Indriani, I. (2022). Hubungan Tingkat Pengetahuan Dan Sikap Ibu Tentang Status Gizi Pada Balita. *Jurnal Surya Medika*, 7(2), 82–85. <https://doi.org/10.33084/Jsm.V7i2.3209>
- Dian Mutiasari, Ni Nyoman Sri Yuliani, & Ni Made Yuliani. (2022). Survei Kesehatan Dan Status Gizi Anak Di Desa Tumbang Rungan, Kota Palangka Raya. *Jurnal Kedokteran Universitas Palangka Raya*, 7(2), 848–852. <https://doi.org/10.37304/Jkpr.V7i2.588>
- Hadiwandura, T. Y. (2019). Perbandingan Kinerja Model Klasifikasi Decision Tree, Bayesian Classifier, Instance Base, Linear Function Base, Rule Base Pada 4 Dataset Berbeda. *Satin - Sains Dan Teknologi Informasi*, 5(1). <https://doi.org/10.33372/Stn.V5i1.452>
- Husna, L. N., & Izzah, N. (2021). Gambaran Status Gizi Pada Balita: Literature Review. *Prosiding Seminar Nasional Kesehatan*, 1, 385–392. <https://doi.org/10.48144/Prosiding.V1i.689>
- Khayati, F. N., Suciana, F., Agustina, N. W., & Tiara, D. R. (2021). Status Gizi Pada Balita Di Desa Sidorejo Kemalang Klaten. *Urecol Journal. Part G: Multidisciplinary Research*, 1(1), 1–7. <https://doi.org/10.53017/Ujmr.16>
- Prasetio, A. (2021). Simulasi Penerapan Metode Decision Tree (C4.5) Pada Penentuan Status Gizi Balita. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (Jnkti)*, 4(3), 209–214. <https://doi.org/10.32672/Jnkti.V4i3.2983>
- Profesi, E., Rivaldi, A. A., Yudhantorro, B. A., Ziaulhaq, I., & Nur Aini Rakhmawati. (2022). Analisis Karakteristik Akun Twitter Berdasarkan Sentimen Pendapat Terkait Undang-Undang Pse. *Satin - Sains Dan Teknologi Informasi*, 8(2). <https://doi.org/10.33372/Stn.V8i2.875>
- Putri, N. E., Andarini, M. Y., & Achmad, S. (2021). Gambaran Status Gizi Pada Balita Di Puskesmas Karang Harja Bekasi Tahun 2019. *Jurnal Riset Kedokteran*, 1(1), 14–18. <https://doi.org/10.29313/Jrk.V1i1.108>
- Putriana, A. E., Masfufah, M., & Kariani, N. K. (2022a). Hubungan Lama Pemberian Asi Dengan Status Gizi Balita Di Kabupaten Donggala. *Pontianak Nutrition Journal (Pnj)*, 4(1), 93. <https://doi.org/10.30602/Pnj.V4i1.725>
- Putriana, A. E., Masfufah, M., & Kariani, N. K. (2022b). Hubungan Lama Pemberian Asi Dengan Status Gizi Balita Di Kabupaten Donggala. *Pontianak Nutrition Journal (Pnj)*, 4(1), 93. <https://doi.org/10.30602/Pnj.V4i1.725>
- Sampouw, N. L. (2021). Hubungan Antara Status Sosial Ekonomi Dengan Status Gizi Balita Di Kelurahan Buha Kecamatan Mapanget Kota Manado. *Klabat Journal Of Nursing*, 3(1), 21. <https://doi.org/10.37771/Kjn.V3i1.532>
- Sari, L. L. (2022a). Pelatihan Pengukuran Status Gizi Balita Dengan Menggunakan Antropometri Sebagai Upaya Pencegahan Stunting Sejak Dini Pada Ibu Di Darat Sawah Seginim Bengkulu Selatan. *Jurnal Kreativitas Pengabdian Kepada Masyarakat (Pkm)*, 1(1), 169–176. <https://doi.org/10.33024/Jkpm.V1i1.5397>
- Simangunsong, P. M. J. (2022). Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Status Gizi Pada Anak Balita Di Lingkungan 15 Kelurahan Pekan Labuhan. *Jurnal Kesmas Prima Indonesia*, 2(2), 12–21. <https://doi.org/10.34012/Jkpi.V2i2.1154>
- Tangdiarru, A., Yusuf, K., & Rate, S. (2022). Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Status Gizi Balita (6-59 Bulan) Di Puskesmas Tampo Kabupaten Tana Toraja. *Jurnal Promotif Preventif*, 4(2), 107–115. <https://doi.org/10.47650/Jpp.V4i2.357>