

# KLASIFIKASI STATUS GIZI BALITA MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES DAN FORWARD SELECTION DI PUSKESMAS ARGAMAKMUR

<sup>1</sup>Sri Murjani Listijo, <sup>2</sup>Harto Listijo, <sup>3</sup>Winda Pesah

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Teknik dan Informatika Universitas AKI Semarang

Jl. Imam Bonjol No. 15-17, Semarang 50173, Jawa Tengah

<sup>1</sup>[sri.murjani@unaki.ac.id](mailto:sri.murjani@unaki.ac.id), <sup>2</sup>[harto.listijo@unaki.ac.id](mailto:harto.listijo@unaki.ac.id), <sup>3</sup>[222180009@student.unaki.ac.id](mailto:222180009@student.unaki.ac.id)

## Abstrak

Kesehatan anak tidak lepas dari status gizi yang dimiliki oleh anak terutama pada masa balita. Penelitian ini diharapkan dapat diimplementasikan pada status gizi balita di Puskesmas Arga Makmur, serta mengetahui tingkat akurasi yang diperoleh dari algoritma Naïve bayes dan Forward selection. Penelitian ini bersifat eksperimen, dengan mengimplementasikan data yang diperoleh dari puskesmas berdasarkan standar antropometri untuk digunakan ke dalam metode klasifikasi menggunakan algoritma Naïve bayes dan Forward selection yang diproses menggunakan excel dan rapidminer. Berdasarkan hasil yang didapatkan pada metode klasifikasi menggunakan algoritma Naïve bayes dan Forward selection memiliki nilai akurasi yang sangat baik, dan juga pada algoritma Forward selection menghasilkan akurasi yang lebih tinggi daripada hanya algoritma Naïve bayes. Pada status BB/TB nilai akurasi algoritma Naïve bayes sebesar 94,10%, sedangkan pada algoritma Forward selection menghasilkan 99,64%, lalu status BB/U menghasilkan 92,69% untuk algoritma Naïve bayes dan 97,80% pada algoritma Forward selection. Dan pada status TB/U algoritma Naïve bayes menghasilkan 86,84%, dan 98,53% pada algoritma Forward selection. Dari hasil akurasi tersebut mendapatkan hasil tertinggi akurasi pada algoritma Forward selection pada Status BB/TB dan memiliki dua atribut yang berpengaruh yaitu jenis kelamin dan atribut BB/TB.

**Kata Kunci:** Data Mining, Klasifikasi, Naïve Bayes, Forward Selection, Rapidminer, Status Gizi.

## Abstract

Children's health cannot be separated from the nutritional status of children, especially during their toddler years. This research is expected to be implemented on the nutritional status of children under five at the Arga Makmur Health Center, and to determine the level of accuracy obtained from the naive Bayes algorithm and forward selection. This is an experimental research with data obtained from Health center. the data used is based on anthropometric standard with Naïve bayes and Forward selection which are processed using excel and as tool. Based on the results obtained, the classification method using the naive Bayes algorithm and forward selection has a very good accuracy value, and also the forward selection algorithm produces higher accuracy than only the naive Bayes algorithm. In BB/TB status, the accuracy of the nave Bayes algorithm is 94.10%, while the forward selection algorithm produces 99.64%, then BB/U status produces 92.69% for the nave Bayes algorithm and 97.80% for the forward selection algorithm, and on TB/U status the naive Bayes algorithm produces 86.84%, and 98.53% in the forward selection algorithm. From the accuracy results, the highest

*accuracy results in the forward selection algorithm on BB/TB Status and has two influential attributes, namely gender and BB/TB attributes.*

**Key Words:** *Data Mining, Classification, Naïve bayes, Forward selection, Rapidminer*

## **PENDAHULUAN**

Kesehatan anak termasuk penentu tingkat kesehatan masyarakat secara luas di Indonesia. Hal tersebut tidak lepas dari status gizi yang dimiliki oleh anak terutama masa balita. Dalam menentukan Status gizi balita dapat diukur menggunakan indikator Antropometri. Terdiri dari 3 indeks yakni (BB/U) , berat badan menurut usia, terbagi dalam 4 Status gizi, berat badan lebih , normal, berat badan kurang dan berat badan sangat kurang (TB/U) tinggi badan menurut usia, terbagi dalam 4 status gizi , tinggi, normal, pendek dan sangat pendek (BB/TB) berat badan menurut tinggi badan, terbagi menjadi 5 Status gizi yaitu , obesitas, gizi lebih, normal, gizi kurang, dan gizi buruk. Untuk itu dibutuhkan sistem yang dapat mengelompokkan Status gizi balita dengan cepat dan akurat. Pada penelitian ini menggunakan algoritma *Naïve bayes* dan *Forward selection* dalam klasifikasi Status gizi balita.

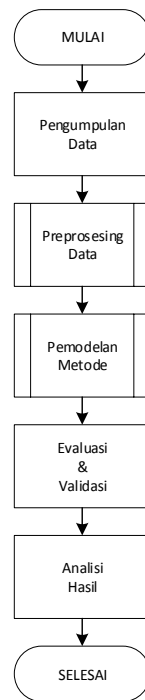
Dalam permasalahan yang didapatkan pada penelitian ini yaitu bagaimana mengklasifikasi Status gizi balita menggunakan algoritma *Naïve bayes* dan *Forward selection*, dan bagaimana mengetahui akurasi yang diperoleh dari klasifikasi status gizi yang terbentuk. dari permasalahan yang ada penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan Klasifikasi Status gizi balita di Puskesmas Arga makmur menggunakan algoritma *Naïve bayes* dan *Forward selection*, dan untuk mengetahui tingkat akurasi yang diperoleh dari klasifikasi status gizi balita menggunakan *Naïve bayes* dan *Forward selection*.

Terdapat penelitian sebelumnya yang terkait dengan penelitian yang dilakukan saat ini yaitu Pada penelitian sebelumnya metode *Naïve Bayes* dan *Forward selection* digunakan dalam klasifikasi kanker payudara dengan memperoleh akurasi 96,49%, sebelumnya hanya menggunakan *Naïve bayes* dengan akurasi 93,57%. (L. W. Astuti et al., 2020). lalu penelitian lainnya, Menentukan hubungan variabel nilai dan latar belakang Pendidikan dengan hasil akurasi yang meningkat sebesar 13,31% dari 64,77% menjadi 78,08% (Y. P. Astuti et al., 2018) Penelitian selanjutnya *Naïve Bayes* dan *Forward selection* dalam memprediksi bimbingan konseling siswa dengan hasil akurasi dari 94,5% meningkat menjadi 94,84% dengan *Forward selection*. (Fanani, 2020). Dapat dilihat bahwa dari penelitian sebelumnya 3 algoritma *Naïve bayes* dan *Forward selection* memberikan performa yang baik dalam melakukan klasifikasi data.

## **METODE PENELITIAN**

Penelitian ini dikategorikan sebagai penelitian eksperimen yang dilakukan terhadap data yang ada dengan mencoba metode yang dipilih. Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahap yang dilakukan.

Desain alur pada metode penelitian terdapat pada gambar 1.



**Gambar 1 Alur Metode Penelitian.**

### **Pengumpulan data.**

Pengumpulan data dilakukan dengan metode wawancara (interview) yang merupakan komunikasi dua arah untuk mendapatkan data dari responden. Metode observasi (pengamatan) teknik atau pendekatan untuk mendapatkan data primer dengan cara mengamati langsung objek datanya.(Jogiyanto, 2008 : 111). Metode studi pustaka Hasil Penelitian juga akan semakin kredibel apabila didukung foto-foto atau karya tulis akademik dan seni yang telah ada. (Sugiyono, 2005:83).

### **Preprocessing data.**

Pada tahap ini dilakukan dengan 3 tahap yaitu Data Integrasi Data ini merupakan data record nama , tanggal lahir, berat badan, tinggi badan , umur(bulan), jenis kelamin , BB/U , TB/U , dan BB/TB pada data balita tahun 2020-2021 (18 bulan) yang diperoleh dari Puskesmas Arga Makmur. Lalu Data *Cleansing* pada tahap ini dilakukan untuk membersihkan data yang salah, tidak lengkap, data yang hilang dapat dilakukan penghapusan data.dan yang terakhir transformasi data Hal ini dilakukan untuk merubah tipe data agar dapat dilakukan proses klasifikasi sesuai dengan metode yang akan digunakan sehingga data dapat diolah menggunakan algoritma yang sudah dipilih.

Data yang akan di ujikan berdasarkan standar antropometri terdapat 3 label yang digunakan yaitu label Status BB/TB, Status BB/U dan Status TB/U. dari ketiga data tersebut setelah dilakukan *preprocessing* data maka didapatkan data dengan total 273 *record* data dengan atribut yang digunakan yaitu Berat badan, Tinggi badan, Usia, Jenis kelamin, nilai z-score dari BB/TB, BB/U dan TB/U.

Pada gambar 2, merupakan contoh dari data yang telah di preprocessing dengan label Status BB/TB.

|   | A  | B           | C       | D    | E   | F      | G     | H     | I     | J          |
|---|----|-------------|---------|------|-----|--------|-------|-------|-------|------------|
| 1 | no | NAMA        | JENIS K | BB   | TB  | Umur ( | BB/U  | TB/U  | BB/TB | Status BB/ |
| 2 | 1  | abaikin al  | L       | 14   | 101 | 40     | -0,59 | 0,62  | -1,33 | Normal     |
| 3 | 2  | abib altaf  | L       | 14   | 97  | 49     | -1,25 | -1,64 | -0,50 | Normal     |
| 4 | 3  | abigail kri | P       | 20   | 116 | 60     | 0,60  | 1,38  | -0,58 | Normal     |
| 5 | 4  | adena biz   | P       | 10   | 75  | 18     | -0,18 | -1,97 | 1,00  | Gizi Lebih |
| 5 | 5  | adelia par  | P       | 11   | 85  | 32     | -1,40 | -2,00 | -0,40 | Normal     |
| 7 | 6  | adzka kes   | P       | 13,8 | 98  | 56     | -1,61 | -2,02 | -0,69 | Normal     |
| 3 | 7  | Afgari Wis  | L       | 14   | 100 | 58     | -1,82 | -1,93 | -1,17 | Normal     |
| 9 | 8  | Afif Janat  | L       | 10,6 | 86  | 29     | -1,79 | -1,53 | -1,44 | Normal     |
| 0 | 9  | Afizah K    | L       | 9,4  | 78  | 19     | -1,55 | -1,93 | -0,88 | Normal     |
| 1 | 10 | Alflah Key  | L       | 15,0 | 98  | 55     | -1,19 | -2,09 | 0,15  | Normal     |
| 2 | 11 | Agam Afd    | L       | 14,8 | 96  | 49     | -0,85 | -1,88 | 0,42  | Normal     |
| 3 | 12 | Ahmad M     | L       | 12,4 | 92  | 37     | -1,31 | -1,27 | -0,91 | Normal     |
| 4 | 13 | Aidan Fati  | L       | 13,4 | 92  | 40     | -0,94 | -1,69 | 0,00  | Normal     |

Gambar 2 Contoh Hasil Preprocessing data pada label BB/TB.

Data yang ditransformasikan juga dapat dilihat dalam gambar 3 merupakan contoh dari tipe data yang digunakan untuk proses penelitian ini.

| <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> |
|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|
| NAMA                                | JENIS KELA                          | BB                                  | TB                                  | Umur (bular                         | BB/U                                | TB/U                                | BB/TB                               | Status BB/Ti                        |
| polyno...                           | polyno...                           | numeric                             | numeric                             | numeric                             | numeric                             | numeric                             | numeric                             | polyno...                           |
| id                                  | attribute                           | attribute                           | attribute                           | attribute                           | attribute                           | attribute                           | attribute                           | label                               |
| abaikin a...                        | L                                   | 14                                  | 101                                 | 40                                  | -0.588                              | 0.615                               | -1.333                              | Normal                              |
| abib altaf                          | L                                   | 14                                  | 97                                  | 49                                  | -1.250                              | -1.643                              | -0.500                              | Normal                              |
| abigail kr...                       | P                                   | 20                                  | 116                                 | 60                                  | 0.600                               | 1.375                               | -0.579                              | Normal                              |

Gambar 3 Contoh Tipe data yang digunakan dalam proses Penelitian.

### Pemodelan metode.

Mengacu pada implementasi Metode Klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve bayes* dan *Forward selection* dilakukan secara bertahap, pertama hal yang dilakukan yaitu melakukan perhitungan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* terlebih dahulu tanpa *Forward selection*. lalu pemodelan di lanjutkan dengan perhitungan menggunakan algoritma *Forward selection* dan *Naïve bayes*.

### Evaluasi dan Validasi.

Pada evaluasi penelitian ini dilakukan untuk menguji seberapa akurat metode Klasifikasi yang dihasilkan dari algoritma *Naïve bayes* dan *Forward selection* menggunakan *Confusion Matrix*, untuk mendapatkan *accuracy*, *recall*, dan *precision* dalam performa yang dihasilkan dari model yang telah dibuat.

## Analisa Hasil.

Pada tahap ini merupakan tahap terakhir dalam menyimpulkan apakah metode klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve bayes* dan *Forward selection* baik untuk diterapkan dalam klasifikasi Status gizi balita. Dari tingkat akurasi yang di hasilkan pada evaluasi klasifikasi tersebut, manakah algortima yang baik untuk di gunakan, dan atribut yang paling berpengaruh dalam klasifikasi Status gizi balita.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pemodelan Metode Klasifikasi.

Pemodelan dilakukan dengan memasukan data preprocessing ke dalam perhitungan algoritma. Pertama-tama melakukan proses menggunakan algoritma *Naïve bayes*.

*Naïve bayes* merupakan algoritma yang menggunakan teorema bayes sebagai ilmu yang diterapkan dengan menggunakan perhitungan statistik probabilitas dengan kemiripan data lama dengan data baru. Dalam perhitungannya *Naïve bayes* menggunakan persamaan seperti berikut.

$$p(Y|X) = \frac{p(Y)\prod_{i=1}^q p(X_t|Y)}{p(X)} \quad (1)$$

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y)P(Y)}{P(X)} \quad (2)$$

$$P(X_i = x_i | Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ij}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (3)$$

Pada persamaan 1,2,dan 3 P adalah probabilitas data. Untuk mendapatkan Probabilitas yang sesuai maka data dimasukan kedalam rumus persamaan 1 untuk mencari nilai dari tiap-tiap atribut yang digunakan. Sedangkan pada persamaan 2 merupakan rumus probabilitas yang digunakan untuk label. Dan pada persamaan 3 digunakan untuk mencari probabilitas yang memiliki tipe data *numeric*. Pada persamaan 3 dapat juga disebut dengan rumus *Densitas gauss* (Hasan, 2017).

Dalam melakukan pengujian data *preprocessing* dimasukkan ke dalam proses pemodelan menggunakan aplikasi *rapidminer* dengan menguji data pada operator *Naïve bayes* untuk mengetahui hasil status gizi balita yang diperoleh. Dengan menghasilkan hasil probabilitas dari masing-masing atribut.

Gambar 4 dan gambar 5 merupakan hasil probabilitas proses dari *Naïve bayes* pada proses label BB/TB.

| Attribute     | Parameter          | Normal | Gizi Lebih | Gizi Kurang | Obesitas | Gizi Buruk |
|---------------|--------------------|--------|------------|-------------|----------|------------|
| JENIS KELAMIN | value=L            | 0.551  | 0.571      | 0.996       | 0.599    | 0.749      |
| JENIS KELAMIN | value=P            | 0.449  | 0.429      | 0.002       | 0.400    | 0.250      |
| JENIS KELAMIN | value=unknown      | 0.000  | 0.000      | 0.002       | 0.001    | 0.001      |
| BB            | mean               | 12.191 | 12.914     | 13.850      | 14.820   | 9.975      |
| BB            | standard deviation | 2.889  | 3.874      | 4.455       | 4.601    | 4.180      |
| TB            | mean               | 88.930 | 82.971     | 102.500     | 81.200   | 100        |
| TB            | standard deviation | 12.841 | 13.180     | 19.092      | 14.822   | 18.921     |
| Umur (bulan)  | mean               | 37.383 | 28.914     | 36          | 30.600   | 40.750     |
| Umur (bulan)  | standard deviation | 17.181 | 16.254     | 15.556      | 17.111   | 21.747     |
| BB/U          | mean               | -1.154 | 0.630      | -0.425      | 0.958    | -2.969     |
| BB/U          | standard deviation | 0.723  | 1.795      | 1.116       | 0.652    | 1.764      |
| TB/U          | mean               | -1.369 | -0.902     | 1.844       | -2.358   | 0.775      |
| TB/U          | standard deviation | 3.854  | 2.157      | 2.152       | 1.500    | 3.624      |
| BB/TB         | mean               | -0.428 | 1.616      | -2.111      | 4.142    | -4.754     |
| BB/TB         | standard deviation | 0.655  | 0.607      | 0.604       | 0.474    | 0.607      |

**Gambar 4 Hasil Naive bayes pada label bb/tb**

### SimpleDistribution

Distribution model for label attribute Status BB/TB

Class Normal (0.832)  
7 distributions

Class Gizi Lebih (0.128)  
7 distributions

Class Gizi Kurang (0.007)  
7 distributions

Class Obesitas (0.018)  
7 distributions

Class Gizi Buruk (0.015)  
7 distributions

**Gambar 5 Hasil probabilitas label bb/tb.**

*Forward selection* merupakan seleksi fitur yang dianggap sebagai seleksi paling sederhana (Y. P. Astuti et al., 2018). Didasari pada model regresi linear *Forward selection* digunakan untuk membuang atribut-atribut yang tidak sesuai dengan pengolahan data.

Persamaan yang digunakan dalam tahapan forward selection dalam meregresikan variabel Y yang memiliki nilai  $R^2$  tertinggi dengan predictor  $X_a$  yaitu

$$Y = b_0 + b_a X_a \quad (4)$$

lalu dalam pengolahannya menambahkan predictor yang lainnya dengan tambahan  $X_b$ , dan seterusnya untuk mendapatkan signifikansi tertinggi yang akan digunakan dalam memilih atribut yang baik.

$$Y = b_0 - b_a X_a + b_x X_b \quad (5)$$

dengan adanya perbandingan akan memunculkan  $F_{\text{sequensial}}$  tertinggi dengan persamaan

$$F_{seq} = R(\beta_b|\beta_0|\beta_a)/MSE/db \quad (6)$$

atau dapat di uji dengan mengkuadratkan nilai statistic uji T predictor  $X_b$ . lalu menentukan jarak berdasarkan yang terdekat untuk digunakan sebagai nilai prediksi model yang baru.(Atma & Setyanto, 2018).

Hasil pada proses algoritma *Forward selection* pada label BB/TB menggunakan Rapidminer dapat dilihat pada gambar 6 dan gambar 7

| attribute  | weight |
|------------|--------|
| JENIS K... | 0.250  |
| BB         | 0      |
| TB         | 0      |
| Umur (b... | 0      |
| BB/U       | 0      |
| TB/U       | 0      |
| BB/TB      | 1      |

**Gambar 6 hasil Forward selection, atribut yang berpengaruh**

| Attribute     | Parameter          | Normal | Gizi Lebih | Gizi Kurang | Obesitas | Gizi Buruk |
|---------------|--------------------|--------|------------|-------------|----------|------------|
| JENIS KELAMIN | value=L            | 0.551  | 0.571      | 0.996       | 0.599    | 0.749      |
| JENIS KELAMIN | value=P            | 0.449  | 0.429      | 0.002       | 0.400    | 0.250      |
| JENIS KELAMIN | value=unknown      | 0.000  | 0.000      | 0.002       | 0.001    | 0.001      |
| BB/TB         | mean               | -0.428 | 1.616      | -2.111      | 4.142    | -4.754     |
| BB/TB         | standard deviation | 0.633  | 0.607      | 0.001       | 0.451    | 1.087      |

**Gambar 7 probabilitas atribut yang dipilih**

*Forward selection* yang dihasilkan pada label BB/TB menghasilkan dua atribut yang berpengaruh yakni Jenis kelamin dengan nilai 0,250 dan Z-score BB/TB menghasilkan 1. Sedangkan atribut yang lain menghasilkan 0 sehingga menandakan bahwa atribut yang lain tidak terlalu berpengaruh pada data yang di ujikan dalam pembentukan pemodelan metode klasifikasi status gizi pada balita. Begitu pula yang dihasilkan oleh label lainnya yang di ujikan seperti label Status BB/U yang menggunakan *Forward selection* menghasilkan 3 atribut yang berpengaruh yakni atribut BB 0,25, z-score BB/U 1 dan BB/TB 0,25. Lalu pada label Status TB/U memilih 3 atribut yang berpengaruh yaitu atribut Z-score BB/U 0,75, TB/U 1 dan BB/TB sebesar 1.

## Evaluasi

Perbandingan yang dihasilkan pada data uji pada pemodelan metode klasifikasi menggunakan algoritma Naïve bayes dan Forward selectio dapat dilihat dalam tabel 1 pada penampakan 30 data yang telah di hasilkan.

**Tabel 1 hasil perbandingan pemodelan metode.**

| Data Uji ke-n | Label Status Gizi Balita | Prediksi    |                   |
|---------------|--------------------------|-------------|-------------------|
|               | Status BB/TB             | Naïve Bayes | Forward Selection |
| 1             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 2             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 3             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 4             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 5             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 6             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 7             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 8             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 9             | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 10            | Gizi Lebih               | Gizi Lebih  | Gizi Lebih        |
| 11            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 12            | Gizi Lebih               | Gizi Lebih  | Gizi Lebih        |
| 13            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 14            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 15            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 16            | Gizi Kurang              | Normal      | Gizi Kurang       |
| 17            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 18            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 19            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 20            | Gizi Lebih               | Gizi Lebih  | Gizi Lebih        |
| 21            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 22            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 23            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 24            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 25            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 26            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 27            | Obesitas                 | Obesitas    | Obesitas          |
| 28            | Normal                   | Normal      | Normal            |
| 29            | Normal                   | Gizi Lebih  | Normal            |
| 30            | Normal                   | Normal      | Normal            |

data yang telah dihasilkan dari proses pemodelan dan juga evaluasi untuk mengetahui tingkat keakuratan dalam penerapannya hasil yang dihasilkan dari perhitungan diuji kedalam data uji untuk mengetahui apakah dapat memnentukan label data dengan benar sesuai dengan algoritma yang digunakan. Dalam penelitian ini untuk evaluasi dan validasi yang dilakukan menggunakan *confusion matrix* agar mendapatkan nilai *accuracy*, *recall* dan *precision*.

*confusion matrix*. Di gunakan untuk mengetahui performa dari metode yang telah dibuat. Dalam menentukan performa pada metode dapat di lihat dari hasil perhitungan Accuracy, Recall dan Precision. rumusnya ada sebagai berikut :

$$\text{Accuracy} = \frac{\Sigma TP}{\Sigma TP+TN+FP+FN} \quad (7)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (8)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (9)$$

Pada rumus yang perlu diketahui yaitu TP adalah True positif yang artinya prediksi dan label sebenarnya sesuai. TN yaitu true negative, dimana prediksi dan label salah. Sedangkan FP berarti false positif yang dihasilkan metode dan FN, flase negative yang dihasilkan metode.

Contoh dalam penelitian ini menghitung *accuracy* dari pemodelan *Naïve bayes* pada label BB/TB. Dengan menggunakan persamaan 7 sebagai berikut.

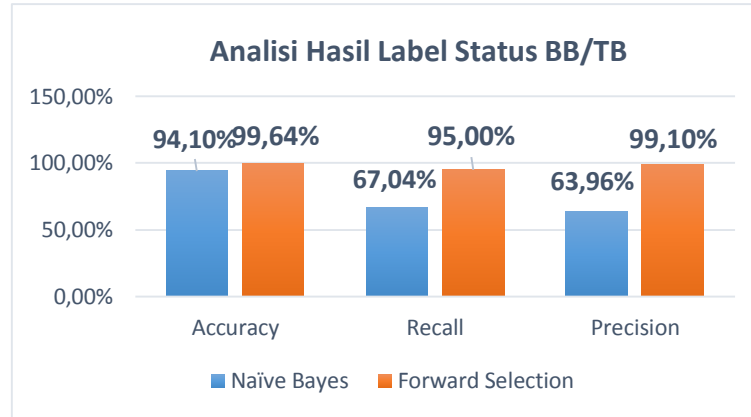
$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{\Sigma TP}{\Sigma TP+TN+FP+FN} \\ &= \frac{221+29+0+4+3}{221+4+2+0+1+5+29+0+1+0+0+0+0+0+0+1+0+4+0+1+1+0+0+3} \\ &= \frac{257}{273} = 0.94139 = 94,14\% \end{aligned}$$

Dari hasil yang diperoleh dapat dilihat bahwa hasil dari akurasi pada pemodelan metode klasifikasi menggunakan *Naïve bayes* mendapat hasil sebesar 94,14%. Dalam mencari akurasi persamaan ini juga di aplikasikan terhadap hasil dari data uji yang lain seperti pada label Status BB/U dan Label Status TB/U begitu pula pada metode klasifikasi menggunakan *Forward selection* dapat dihitung akurasi yang dihasilkan pada Label BB/TB, Label BB/U dan label TB/U.

## Analisis Hasil

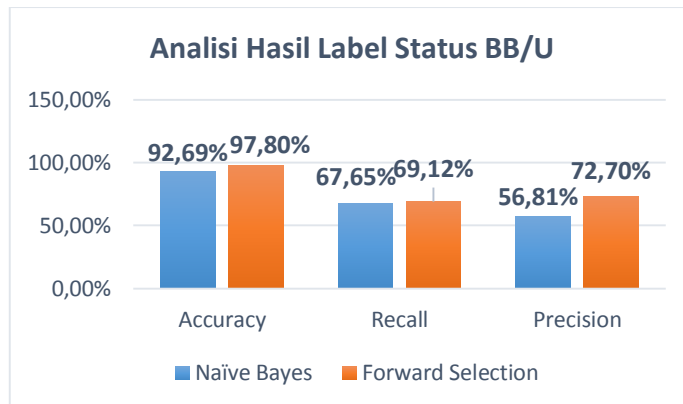
Dari hasil yang di dapatkan dari proses yang di lakukan maka dalam penelitian ini dalam melakukan klasifikasi dan baiknya model yang dihasilkan dari algoritma yang dipilih dapat dilihat dari nilai Evaluasi seperti Accuracy, Recall, dan Precision.

Gambar 8, 9 dan 10 merupakan hasil dari perbandingan akurasi yang didapatkan dari masing-masing label dan algoritma yang digunakan.



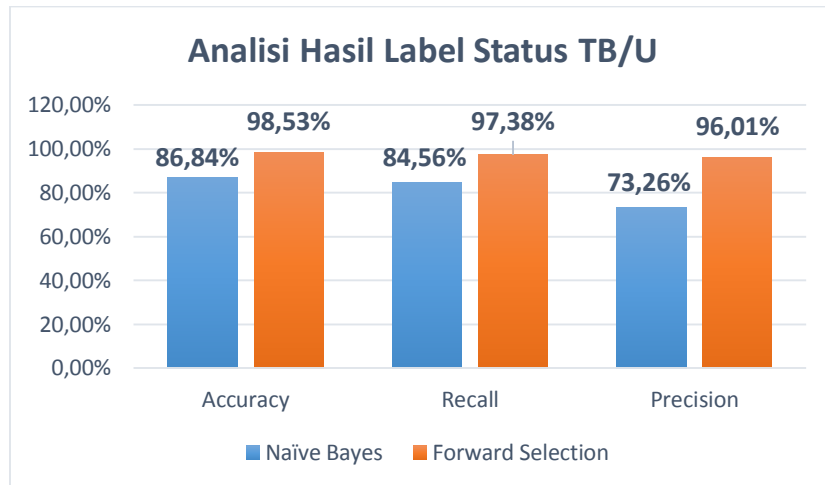
**Gambar 8 Analisa hasil status BB/TB.**

Dari hasil perbandingan dapat dilihat pada algoritma *Naive bayes* mendapatkan performa *accuracy* sebesar 94,10% , *Recall* 67,04% dan *Precision* 63,96% sedangkan pada metode yang menggunakan *Forward selection* memiliki *Performa Accuracy* sebesar 99,04% , *Recall* sebesar 95% dan *Precision* sebesar 99,01%. Dari grafik yang ada pada *Forward selection* mengalami peningkatan performa dari pada metode yang menggunakan *Naive bayes*.



**Gambar 9 Analisa hasil Status BB/U.**

Selanjutnya pada Label Status BB/U, perbandingan dapat dilihat pada algoritma *Naive bayes* mendapatkan performa *accuracy* sebesar 92,69% , *Recall* 67,65% dan *Precision* 56,81% sedangkan pada metode yang menggunakan *Forward selection* memiliki *Performa Accuracy* sebesar 97,80% , *Recall* sebesar 69,12% dan *Precision* sebesar 72,70%. Dari grafik yang ada pada *Forward selection* mengalami peningkatan performa dari pada metode yang menggunakan *Naive bayes*.



**Gambar 10 analisa hasil status TB/U.**

Lebel Status TB/U perbandingan dapat dilihat pada algoritma *Naïve bayes* mendapatkan performa *accuracy* sebesar 86,84%, *Recall* 84,56% dan *Precision* 73,26% sedangkan pada metode yang menggunakan *Forward selection* memiliki Performa *Accuracy* sebesar 98,53%, *Recall* sebesar 97,38% dan *Precision* sebesar 96,01%. Dari grafik yang ada pada *Forward selection* mengalami peningkatan performa dari pada metode yang menggunakan *Naïve bayes*.

Dari hasil evaluasi algoritma *Forward selection* pada ketiga label yang di coba terdapat peningkatan nilai performa menjadi lebih tinggi sehingga dari perbandingan kedua algoritma yang digunakan algoritma *Forward selection* lebih baik dari pada hanya menggunakan algoritma *Naïve bayes*, dalam penerapan pada klasifikasi Status gizi balita.

Dari ketiga standar antropometri yang digunakan pada klasifikasi, label Status BB/TB memiliki nilai performa yang lebih baik dibandingkan BB/U dan TB/U. dan atribut yang berperan penting dalam metode klasifikasi untuk status gizi balita ini yaitu atribut Jenis kelamin, dan atribut BB/TB.

## **KESIMPULAN DAN SARAN**

### **Kesimpulan.**

Dalam penelitian ini metode klasifikasi menggunakan *Naive bayes* dan *Forward selection* dapat terimplementasikan dengan baik, berdasarkan metode yang dihasilkan dapat menganalisa status gizi balita sesuai dengan label yang sesuai. Serta mendapatkan hasil akurasi yang sangat tinggi. Dari ketiga standar antropometri yang sudah di ujikan menggunakan metode diperoleh hasil tertinggi pada Status BB/TB dengan hasil 99,64% dengan atribut yang berpengaruh yaitu atribut Jenis kelamin dan atribut BB/TB.

### **Saran.**

Untuk penelitian yang akan dilakukan selanjutnya sebaiknya dapat menambahkan atribut yang mempengaruhi status gizi balita, atau dapat menguji algoritma lain terhadap status gizi balita. Serta menggunakan aplikasi lainnya untuk menguji metode.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- [1] Ardianti, C. R. (2019). Implementasi metode fuzzy c-means untuk klasifikasi status gizi pada balita berdasarkan indeks antropometri, *1-12*.
- [2] Astuti, Lastri. Widya., Saluza, Imelda., Faradila., & Alie, M. Fadiel. (2020). Optimalisasi klasifikasi kanker payudara menggunakan forward selection pada naïve bayes. *Jurnal ilmiah informatika global, 11(2), 63-67*.
- [3] Astuti, Y. P., Sudiby, U., Kurniawan, A. W., & Rahayu, Y. (2018). Algoritma Naïve bayes dengan fitur seleksi untuk mengetahui hubungan variabel nilai dan latar belakang pendidikan. *Jurnal Simetris, 9(1), 597-602*.
- [4] Atma, Yeyen. Dwi., & Setyanto, Arif. (2018). Perbandingan algoritma C4.5 dan K-NN dalam identifikasi mahasiswa berpotensi drop out. *Metik jurnal, 2(2), 31-37*.
- [5] Fanami, R, M. (2020). Algoritma naïve bayes berbasis forward selection untuk prediksi bimbingan konseling siswa. *Jurnal Disprotek, 11(1), 13-22*.
- [6] Fanani, M. R. (2020). Penggabungan forward selection untuk pemilihan fitur pada prediksi bimbingan konseling siswa dengan menggunakan algoritma naïve bayes, *9, 85-88*.
- [7] Gorunescu, F. (2011). *Data mining: Concepts, Model and Techniques*. Berlin, Jerman : Springer.
- [8] Hariwijaya, M. (2008). Cara mudah menyusun proposal skripsi, tesis dan disertasi. Yogyakarta: Pararaton.
- [9] Hasan, Maryam. (2017). Prediksi tingkat kelancaran pembayaran kredit bank menggunakan algoritma naïve bayes berbasis forward selection. *Ilkom jurnal ilmiah, 9(3), 317-324*.
- [10] Kementerian Kesehatan Indonesia. (2020). *Peraturan menteri kesehatan republik*

*Indonesia nomor 2 tahun 2020 tentang standar antropometri anak*. Berita Negara RI tahun 2020 nomor 7, Jakarta.

- [11] Lestari, Puji. Indah. (2018). Implementasi algoritma k-means clustering dan naïve bayes classifier untuk klasifikasi diagnose penyakit pada kucing. (Sarjana Skripsi, Universitas Sriwijaya). *Respository.ub.ac.id*.
- [12] Marisa, Fitri., Maukar, Anastasia. L., & Akhriza, Tubagus. Mohammad. (2021). Data mining konsep dan penerapannya. Penerbit Deepublish.
- [13] Sartika, dewi., & Sensuse, Dana. Indra. (2017). Perbandingan algoritma klasifikasi naïve bayes, nearest neighbour, dan decision tree pada studi kasus pengambilan keputusan pemilihan pola pakaian. *Jurnal Teknik informatika dan system informasi*,1(2),151-161. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v3i2.78>.
- [14] Wibawa, Aji. Prasetia., Purnama, M. G. Aji., Akbar, M. Fathony., & Dwiyanto, Felix. Andika. (2018). Metode metode klasifikasi. *Prosiding seminat ilmu computer dan teknologi informasi*,3(1),134-138.
- [15] Zeniarja, Junta., Widia, Kiki., & Sani, Ramadhan. Rakhmat. (2020). Penerapan algoritma naïve bayes dan forward selection dalam pengklasifikasian status gizi stunting pada Puskesmas Pandanaran Semarang. *Journal of information systym*, 5(1), 1-9. <https://doi.org/10.33633/joins.v5i1.2745>.