

## Penerapan Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi KIPI Vaksin Covid-19

Fajar Athallah Yusuf\*<sup>1</sup>, Maulana Alfaridzi<sup>2</sup>, Tazkiyah Herdi<sup>3</sup>

*Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana  
Jl. Raya Meruya Selatan No.1, Kec. Kembangan, Jakarta, Daerah Khusus Ibukota Jakarta  
41818210024@student.mercubuana.ac.id, 41818210012@student.mercubuana.ac.id,  
tazkiyah.herdi@mercubuana.ac.id*

\*) Corresponding author

(received: 14-07-22, revised: 22-08-22, accepted: 24-11-22)

### Abstract

*The COVID-19 pandemic is occurring all over the world, including Indonesia. The coronavirus pandemic has paralyzed various areas of social life, many people affected by this virus and some of them died. One of the efforts of government to take care of the pandemic is to make sure people get vaccinated. Some people are worried about the COVID-19 vaccination, circulating spreading misinformation related to COVID-19 vaccination and concerns about the impact of AEFI. This research is conducted to classify AEFI vaccines for COVID-19 using COVID-19 vaccine data from students at one of the secondary schools in Bekasi city using decision tree method. Based on the result, decision tree model from the four attributes obtained, which classify into two different variables, the target variable and the predictor variable. This study created a decision tree model and compared it with the Naive Bayes algorithm, which was 89.5349% and 88.3721% accurate, respectively. These results show that the Decision Tree algorithm has higher accuracy than the Naive Bayes algorithm so that the Decision Tree algorithm is the right technique in terms of classification.*

*Keywords: COVID-19, Decision Tree, Classification, AEFI, Decision Support System, Vaccination*

### Abstrak

Pandemi COVID-19 merupakan wabah yang terjadi di seluruh dunia, terutama Indonesia. Pandemi COVID-19 telah melumpuhkan berbagai bidang di sektor publik dan banyak penduduk terkena Sars-Cov-2 yang menyebabkan kematian bagi masyarakat dan tenaga kesehatan. dalam melaksanakan Program Vaksinasi Coronavirus di Indonesia. Banyak masyarakat yang khawatir terhadap Vaksinasi Coronavirus dikarenakan *hoax* terhadap Vaksinasi Coronavirus dan ketakutan dengan dampak KIPI. Penulis melakukan penelitian dengan menggunakan metode *Decision Tree* untuk melakukan klasifikasi KIPI Vaksin COVID-19 menggunakan data Vaksin COVID-19 siswa/siswi salah satu SMP Kota Bekasi. Berdasarkan hasil penelitian yang didapatkan, penelitian menghasilkan model *Decision Tree* dari 4 atribut yang didapatkan lalu dikategorikan dengan 2 variabel yang berbeda yakni variabel target dan variabel prediksi. Penelitian menghasilkan model *Decision Tree* lalu melakukan perbandingan dengan algoritma *naive bayes* dengan masing-masing keakuratan sebesar 89,5349% dan 88.3721 %. Hasil ini menunjukkan algoritma *Decision Tree* memiliki keakuratan lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma *Naive Bayes* sehingga algoritma *Decision Tree* merupakan teknik yang tepat dalam hal pengklasifikasian.

Kata Kunci : COVID-19, *Decision Tree*, Klasifikasi, KIPI, Vaksinasi

### I. Pendahuluan

Pandemi COVID-19 merupakan wabah yang terjadi di seluruh dunia, terutama Indonesia. Pandemi COVID-19 telah mematikan berbagai bidang kehidupan di mata publik dan banyak penduduk terkena Sars-Cov-2 yang menyebabkan kematian bagi masyarakat dan tenaga kesehatan. Pandemi COVID-19 saat ini merupakan masalah yang harus dihadapi dunia dengan jumlah kasus yang terus meningkat, yang menyerang setiap orang tanpa memandang usia maupun jenis kelamin dan telah ditetapkan sebagai pandemi [1].

Upaya pemerintah Indonesia telah dilakukan untuk mengurangi penyebaran COVID-19 sehingga kerugian yang ditimbulkan dapat dikendalikan, termasuk dengan melakukan vaksinasi. Terdapat 2 jenis vaksin yang digunakan oleh pemerintah, yaitu vaksin *Sinovac* dan vaksin *Pfizer*. Penggunaan kedua vaksin ini mendapat reaksi yang baik dan membangun, dan juga bertentangan dan menolak dari masyarakat [2].

Banyaknya beredar *hoax* dalam vaksinasi COVID-19, membuat masyarakat menjadi cemas dan takut dalam melakukan vaksinasi mengingat vaksinasi COVID-19 dilakukan untuk pertama kalinya sehingga terjadi penolakan dari masyarakat akan ketakutan dengan dampak KIPI. KIPI adalah Efek Samping Pasca Imunisasi, yaitu respons tubuh terhadap vaksin yang disuntikan. Setiap individu memiliki efek samping yang berbeda-beda. [3].

Sistem Pendukung Keputusan adalah sistem penghasil informasi yang membantu manager dalam pengambilan keputusan pada suatu masalah tertentu [4]. Keputusan adalah pengambilan suatu pilihan dari beberapa alternatif dan pengambilan keputusan mengacu pada proses menilai masalah, mengumpulkan dan memverifikasi informasi, mengidentifikasi alternatif, mengantisipasi konsekuensi dari keputusan, membuat pilihan menggunakan penilaian yang masuk akal dan logis berdasarkan informasi yang tersedia [5].

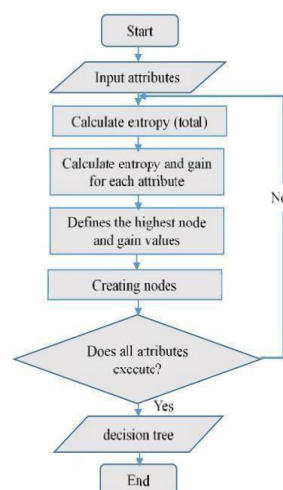
Penelitian sebelumnya telah mengembangkan repositori perangkat lunak untuk mendapatkan pemahaman yang lebih dalam tentang data dalam penggunaan metode *Decision Tree* (C4.5), *K-Nearest Neighbor* (k-NN) dalam kasus penurunan klasifikasi untuk atribut kategori dan numerik. Dari dua puluh klasifikasi, beberapa metode menunjukkan hasil yang dimana dipilih teknik yang tepat untuk informasi yang tepat. Metode yang terbaik untuk pengklasifikasian informasi yakni *Decision Tree*, *Naïve Bayes*, dengan menggunakan uji parametrik dengan t -tes untuk menghasilkan perbandingan metode yang lebih baik untuk pengumpulan data pria dengan penyakit jantung [6].

Penggunaan algoritma *Naïve Bayes* juga digunakan untuk memprediksi tingkat penyebaran COVID-19 terutama di Indonesia. Metode penelitian ialah analisis masalah dan studi literatur, pengumpulan data dan implementasi. Hasil penelitian menunjukkan data berhasil diklasifikasi sebesar 48,4848% dan 51,5152% gagal diklasifikasi dimana dari 33 data kasus COVID-19 per Provinsi, 16 data kasus berhasil diklasifikasikan dan 17 data lainnya gagal [7].

Berangkat dari landasan di atas, penelitian ini dilakukan di salah satu SMP Negeri Kota Bekasi yang sudah melaksanakan program Vaksinasi COVID-19 kepada siswa/siswinya. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan wawancara, survey dan investigasi di salah satu SMP Negeri Kota Bekasi untuk menentukan kriteria penilaian KIPI yang sudah diterima oleh penerima Vaksin COVID-19. Kemudian, dilakukan pengklasifikasian KIPI pada penerima Vaksin *Sinovac* menggunakan algoritma *Decision Tree*.

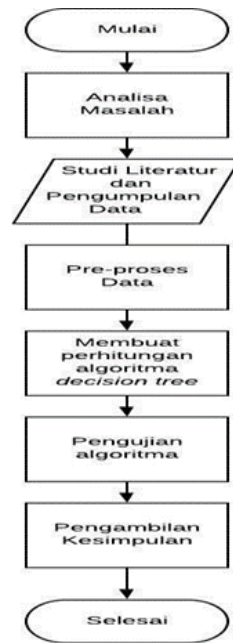
## II. Metodologi Penelitian

Penulis melakukan analisis masalah sehingga dapat melakukan pengkajian lebih mendalam dengan melakukan studi literatur terkait dengan masalah yang dianalisis. Pada Gambar 1, merupakan hasil studi literatur berupa *Decision Tree* [8][9].



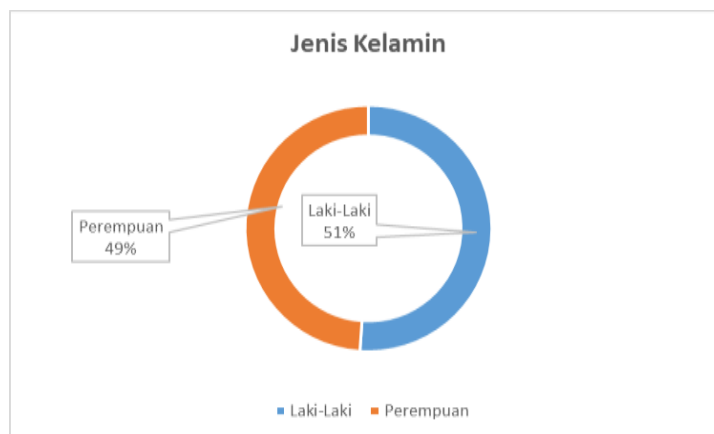
Gambar 1. Flowchart *Decision Tree*

Selanjutnya, pengumpulan data dilakukan dengan 2 cara, yakni; Wawancara dan Kuisioner. Wawancara dilakukan terhadap petugas pelayanan vaksin untuk mengkaji lebih dalam tentang vaksin dan kuisioner dilakukan kepada siswa/siswi salah satu SMP Negeri Kota Bekasi dengan pertanyaan yang dibantu oleh petugas pelayanan vaksin. Pertanyaan berupa; Jenis Kelamin, Pernah Terpapar COVID, Jenis Vaksin, Penyakit Bawaan dan Efek Samping. Setelah melakukan pengumpulan data, *Preprocessing Data* dilakukan untuk melakukan pembersihan dan perubahan data sesuai dengan penelitian yang dituju. Setelah itu, data yang telah dibersihkan akan digunakan untuk membuat model *Decision Tree* beserta pengujiannya. Kesimpulan akan diambil setelah dilakukan penelitian. Gambar 2 memperlihatkan alur penelitian yang peneliti akan lakukan.



Gambar 2. Alur Penelitian

Penulis berhasil mengumpulkan 180 data siswa/siswi. 180 data siswa/siswi terbagi ke dalam 5 atribut yakni; “Jenis Kelamin”, “Pernah Terpapar COVID”, “Jenis Vaksin”, “Penyakit Bawaan”, dan “Efek Samping”. Gambar 3 memperlihatkan, atribut “Jenis Kelamin” memiliki porsi sebesar 51% untuk laki-laki dan 49% untuk perempuan.



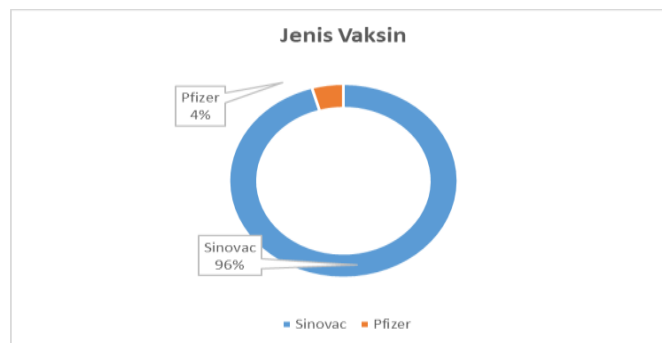
Gambar 3. Chart Jenis Kelamin

Gambar 4 memperlihatkan chart dengan atribut “Pernah Terpapar COVID” yang memiliki nilai sebesar 93% untuk yang tidak pernah dan 7% untuk yang pernah.



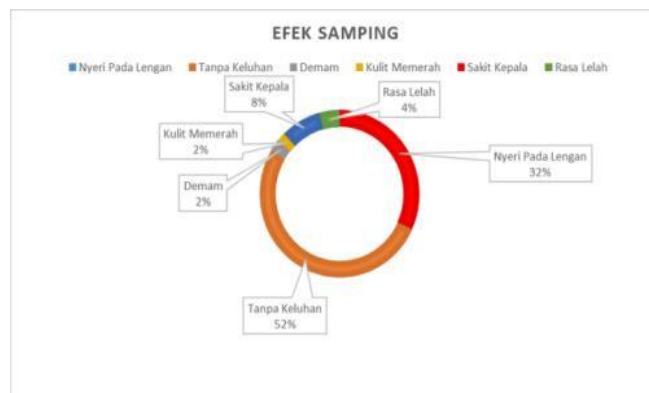
Gambar 4. Chart Terpapar Covid

Gambar 5 memperlihatkan penyebaran atribut “Jenis Vaksin”. Sebagian besar vaksin yang digunakan adalah *Sinovac* yang memiliki nilai sebesar 96% dan *Pfizer* sebesar 4%.



Gambar 5. Chart Jenis Vaksin

Gambar 6 memperlihatkan chart dari atribut “Efek Samping” yang dialami siswa/siswi memiliki variasi. Tanpa Keluhan memiliki nilai yang terbesar yakni 52 %, diikuti Nyeri Pada Lengan sebesar 32%, sakit kepala sebesar 8%, Rasa Lelah 4%, dan diikuti Kulit Memerah dan Demam yang memiliki nilai yang sama yakni 2%.



Gambar 6. Chart Efek Samping

*Preprocessing Data* merupakan salah satu tahapan penting dalam klasifikasi yakni menghilangkan data dari komponen-komponen yang tidak dibutuhkan sehingga mempercepat proses klasifikasi. [10][11]. Terdapat 3 tahap yaitu data, *data selection*, dan *transform*. Dari beberapa data, data dibagi menjadi 2 variabel yaitu Variabel Target dan Variabel Prediksi. *Data selection* berarti melakukan *cleaning* jika data ada yang hilang, ganda, atau outlier. Peneliti menghilangkan variabel jenis vaksin *Pfizer* sehingga yang tersisa hanya jenis vaksin *Sinovac*.

Terakhir, pada Tabel 1 dan 2, penulis melakukan *transformation*. *Transformation* merupakan tahapan dimana atribut akan dikelompokkan menjadi kategori data untuk masing-masing, yakni Variabel Prediksi dan Variabel Target. Variabel Prediksi diisi oleh atribut “Jenis Kelamin”, “Pernah Terpapar COVID”, dan “Penyakit Bawaan”. Variabel Target diisi oleh atribut “Efek Samping” yang dimana setiap variasi Efek Samping dikelompokkan lagi menjadi 2 status, yakni; Ringan dan Buruk. Tanpa Keluhan, Rasa Lelah, Nyeri pada lengan dan Kulit Memerah dikelompokkan dengan status Ringan dan Demam dan Sakit Kepala dengan status Buruk.

Tabel 1. Variabel Target

Variabel Target	Status
Tanpa Keluhan,Rasa Lelah, Nyeri Pada Lengan, Kulit Memerah	Ringan
Demam, Sakit Kepala	Buruk

Tabel 2. Variabel Prediksi

Variabel Prediksi	Kategori
Jenis Kelamin	
Pernah Terpapar Covid	
Penyakit Bawaan	

Pencarian *entropy* dan *gain* dilakukan untuk membuat *Decision Tree*. Berikut Persamaan nya;

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^m - y_i * \log_2 y_i \quad (1)$$

Dimana :

- S : Kumpulan kasus
- A : Variabel
- m : Total Pengelompokan kasus
- $y_i$  : Total Peluang  $X_i$  pada  $X$

Untuk mencari *Gain*, berikut persamaan nya;

$$Gain ( S, A ) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^X X_i * Entropy ( S ) \quad (2)$$

$i=1 X$

Dimana :

- S : Kumpulan kasus
- A : Variabel
- $X_i$  : Total kasus pada atribut ke- $i$
- $X$  : Total seluruh atribut kasus

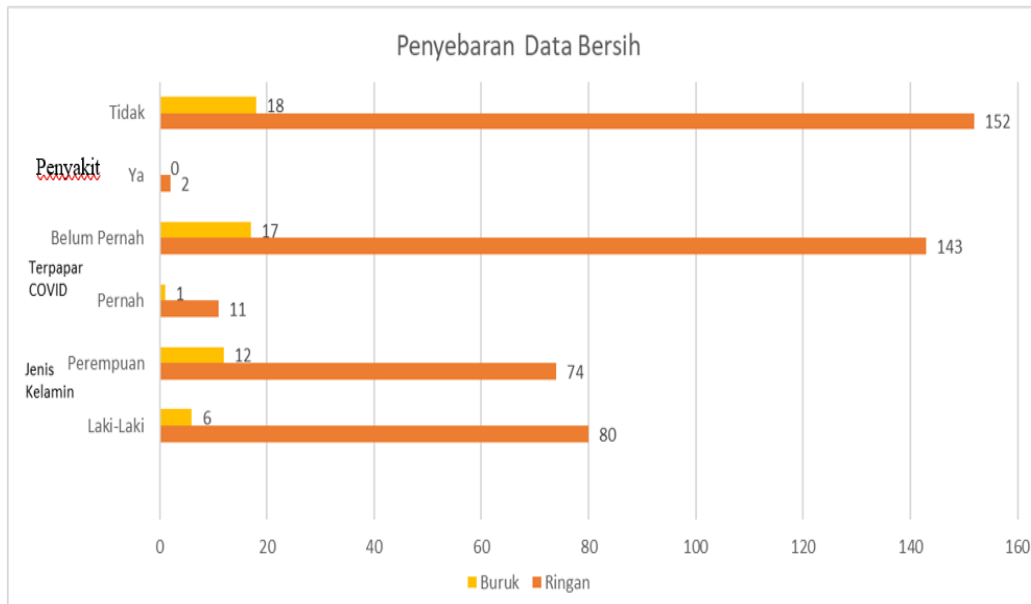
*Confusion Matrix* adalah salah satu alat ukur untuk pembelajaran supervised learning berbentuk matriks untuk melihat acuan perfomansi terhadap algoritma yang digunakan[12]. Tabel 3 merupakan pembagian dalam *Confusion Matrix*

Tabel 3. *Confusion Matrix*

Correct Classification	Classified as	
	+	-
+	True Positives	False Negatives
-	False Positives	True Negatives

### III. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menghasilkan 172 data bersih setelah melewati Preprocessing data dari siswa/siswi salah satu SMP Negeri Kota Bekasi. Gambar 7 merupakan penyebaran data bersih untuk setiap atribut dari total data 172.



Gambar 7. Grafik Data Bersih

Penulis melanjutkan penelitian dengan mulai mencari nilai *entropy* dan *gain* agar mendapatkan *roots nodes*. Tabel 4 merupakan tabel hasil perhitungan *entropy* dan *gain* untuk setiap atribut.

Tabel 4. Perhitungan *entropy* dan *gain* untuk semua atribut

Node	Keterangan	Jumlah Kasus	Ringan	Buruk	Entropy	Gain	
i	Total	172	154	18	0,483568375		
	Jenis Kelamin	Laki-Laki	86	80	6	0,36505519	0,009531072
		Perempuan	86	74	12	0,583019417	
	Pernah Terpapar Covid	Pernah	12	11	1	0,41381685	0,000278678
		Belum Pernah	160	143	17	0,488500161	
	Penyakit Bawaan	Ya	2	2	0	0	0,001865892
		Tidak	170	152	18	0,487369571	

Berdasarkan Tabel 4, atribut “Jenis Kelamin” menjadi *roots nodes* dikarenakan nilai *gain* yang didapatkan tinggi. Terdapat 2 pilihan pada atribut “Jenis Kelamin” yaitu Laki-Laki dan Perempuan, sehingga harus memilih salah satu dahulu untuk menentukan nodes berikutnya.

Tabel 5. Nilai *entropy* dan *gain* dengan parameter “Jenis Kelamin” Laki-Laki

Jenis Kelamin (Laki-Laki)						
Node	Keterangan	Jumlah Kasus	Ringan	Buruk	Entropy	Gain
i.i	Total	172	154	18	0,483568375	
	Pernah Terpapar Covid					0,303527687
	Pernah	4	4	0	0	
	Belum Pernah	82	76	6	0,377646321	
	Penyakit Bawaan					0,30104078
	Ya	0	0	0	0	
	Tidak	86	80	6	0,36505519	

Berdasarkan tabel 5, pada parameter “Jenis Kelamin” Laki-Laki, nilai gain tertinggi diraih oleh atribut “Terpapar COVID”, lalu dilanjutkan dengan pencarian nodes i.ii. Dikarenakan nilai entropi “Pernah” memiliki nilai 0 sehingga pencarian nodes hanya dilanjutkan di “Belum Pernah”.

Tabel 6. Nilai *entropy* dan *gain* dengan parameter “Terpapar COVID” Belum Pernah

Terpapar COVID (Belum Pernah)						
Node	Keterangan	Jumlah Kasus	Ringan	Buruk	Entropy	Gain
i.ii	Total	172	154	18	0,483568375	
	Penyakit Bawaan					0,303527687
	Ya	0	0	0	0	
	Tidak	82	76	6	0,377646321	

Pada tabel 6, hasilnya jatuh ke “Tidak” dan tidak ada atribut lagi sehingga pencarian nodes telah selesai. Lalu, beralih ke parameter “Jenis Kelamin” Perempuan.

Tabel 7. Nilai *entropy* dan *gain* dengan parameter “Jenis Kelamin” Perempuan

Jenis Kelamin (Perempuan)						
Node	Keterangan	Jumlah Kasus	Ringan	Buruk	Entropy	Gain
i.i	Total	172	154	18	0,483568375	
	Pernah Terpapar Covid					0,19221694
	Pernah	6	5	1	0,650022422	
	Belum Pernah	80	69	11	0,577653903	
	Penyakit Bawaan					0,194611902
	Ya	2	2	0	0	
	Tidak	84	72	12	0,591672779	

Berdasarkan tabel 7, pada parameter “Jenis Kelamin” Perempuan, nilai gain tertinggi diraih oleh atribut “Penyakit Bawaan”, lalu akan dilanjutkan pencarian nodes i.ii. Dikarenakan nilai entropi “Ya” bernilai 0, sehingga pencarian nodes hanya dilakukan di “Tidak”.

Tabel 8. Nilai *entropy* dan *gain* dengan parameter “Penyakit Bawaan” Tidak

		Penyakit Bawaan (Tidak)				
Node	Keterangan	Jumlah Kasus	Ringan	Buruk	Entropy	Gain
i.ii	Total	172	154	18	0,483568375	
	Pernah Terpapar Covid					0,194711684
	Pernah	8	7	1	0,543564443	
	Belum Pernah	76	65	11	0,596510992	

Pada tabel 8, terdapat 2 nilai entropy di “Pernah” dan “Belum Pernah”. Tetapi, dikarenakan tidak ada lagi atribut, maka pencarian nodes selanjutnya telah usai.

```

Correctly Classified Instances      154      89.5349 %
Incorrectly Classified Instances    18       10.4651 %

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure
      1.000   1.000   0.895     1.000   0.945

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
154  0 | a = Ringan
 18  0 | b = Buruk
    
```

Gambar 8. Pengujian Algoritma *Decision Tree*

Pada gambar 8, penelitian menggunakan *K-10 Cross Validation* untuk pengujian dan mendapatkan hasil Precision, Recall untuk masing- masing class serta keakuratan model *Decision Tree* di dalam software WEKA. Di bagian *Confussion Matrix*, *True Positive* (TP) bernilai 154 dan *False Postive* (FP) bernilai 18, sedangkan *False Negative* (FN) bernilai 0 dan *True Negative* (TN) bernilai 0. Peneliti melakukan perhitungan manual untuk mencari *Accuracy*, *Recall*, *Precision*, dan *F1 score*.

*Accuracy* merupakan rasio prediksi Benar baik positive maupun negative, terhadap keseluruhan data;

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{154}{172} = 0,895349 = 89,5349\% \quad (3)$$

*Recall* merupakan rasio seberapa besar data prediksi positif,, terhadap keseluruhan data yang positif;

$$Recall = \frac{TP}{TP+TN} = \frac{154}{154+0} = \frac{154}{154} = 1 \quad (4)$$

*Precision* adalah rasio data positif terhadap keseluruhan data prediksi positif;

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{154}{154+18} = 0,895 \quad (5)$$

*F1 Score* adalah perbandingan rata-rata *Precision* dan *Recall*;

$$F1\ Score = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} = \frac{2(154)}{2(154)+18} = \frac{308}{326} = 0,945 \quad (6)$$

*Accuracy* yang didapatkan sebesar 89,5349 %. Lalu, untuk *Precision* sebesar 0.895, dan *Recall* sebesar 1.00 dan *F1 Score* sebesar 0.945. *Accuracy* dipakai ketika nilai FN dan FP mendekati. Dikarenakan nilai FP dan FN memiliki nilai data yang jauh, maka acuan perfomansi menggunakan *F1 Score* yang bernilai 0,945.

Penulis menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk membandingkan hasil yang didapatkan menggunakan algoritma *Decision Tree*. Gambar 9 merupakan hasil perhitungan dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan dataset yang sama.



Correctly Classified Instances	152	88.3721 %
Incorrectly Classified Instances	20	11.6279 %

```

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure
      0.987    1.000    0.894     0.987    0.938

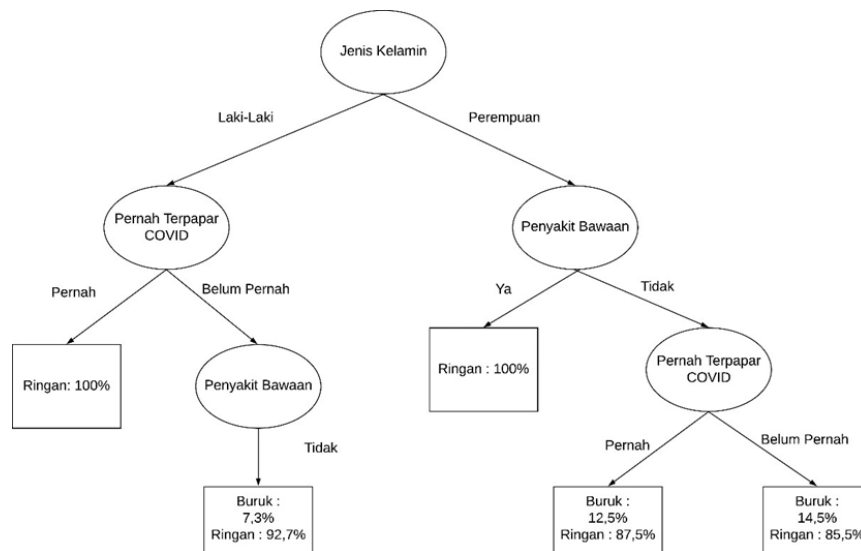
=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
152  2 |  a = Ringan
 18  0 |  b = Buruk
    
```

Gambar 9. Hasil algoritma *Naïve Bayes*

*Accuracy* yang didapatkan sebesar 88.3721 %. Lalu, untuk *Precision* sebesar 0.894, dan *Recall* sebesar 0.987 dan *F1 Score* sebesar 0.938. *Accuracy* dipakai ketika nilai FN dan FP mendekati. Dikarenakan nilai FP dan FN memiliki nilai data yang jauh, maka acuan peromansi menggunakan *F1 Score* yang bernilai 0.938. Dengan demikian algoritma *decision tree* memiliki nilai *accuracy* lebih tinggi daripada algoritma *naïve bayes*.

*Decision Tree* terbentuk dengan atribut “Jenis Kelamin” menjadi *roots nodes* nya dengan nilai *gain* sebesar 0,009531072. *Nodes* i.i terbentuk dengan atribut “Terpapar COVID” dan “Penyakit Bawaan”. *Nodes* i.ii terbentuk dengan atribut “Penyakit Bawaan” dan “Terpapar COVID”. Gambar 10 merupakan model *Decision Tree* yang terbentuk.



Gambar 10. *Decision Tree*

Setelah mendapatkan hasil model *Decision Tree*, tahap selanjutnya adalah menentukan *rule* model yang didapat dari *Decision Tree*. Berikut *Rule Model* nya;

1. If Jenis Kelamin (Laki-Laki), Terpapar COVID (Pernah), Then Ringan :100%;
2. If Jenis Kelamin (Laki-Laki), Terpapar COVID (Belum Pernah), Penyakit Bawaan (Tidak), Then Ringan: 92,7%, Buruk: 7,3%;
3. If Jenis Kelamin (Perempuan), Penyakit Bawaan (Ya), Then Ringan : 100%;
4. If Jenis Kelamin (Perempuan), Penyakit Bawaan (Tidak), Terpapar COVID (Pernah), Then Ringan : 87,5%, Buruk : 12,5%;
5. If jenis kelamin (Perempuan), Penyakit Bawaan (Tidak), Terpapar COVID (Belum Pernah), Then Ringan: 85,5%, Buruk: 14,5%.

#### IV. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, penulis telah membangun model untuk pengklasifikasian KIPi Vaksin COVID-19 dengan fokus vaksin *Sinovac* menggunakan algoritma *Decision Tree*. Penulis membandingkan hasil dari algoritma *Decision Tree* dengan algoritma *Naïve Bayes* dengan masing-masing keakuratan sebesar 89,5349% dan 88,3721 %. Hasil ini menunjukkan algoritma *Decision Tree* memiliki keakuratan lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma *Naïve Bayes* sehingga algoritma *Decision Tree* merupakan teknik yang tepat dalam hal pengklasifikasian.

Dari 172 data, sebanyak 158 berhasil diklasifikasi dan 14 tidak. Secara keseluruhan, akurasi yang didapatkan dari model di atas, sebesar 89,5349 %. Lalu, untuk *Precision* sebesar 0.895, dan *Recall* sebesar 1.00 dan *F1 Score* sebesar 0.945. *Accuracy* dipakai ketika nilai FN dan FP mendekati. Dikarenakan nilai FP dan FN memiliki nilai data yang jauh, maka acuan peromansi menggunakan *F1 Score* yang bernilai 0,945. Hasil klasifikasi dapat dikatakan bagus, akan tetapi atribut yang dimiliki kurang sehingga model prediksi kurang detail dalam membentuk suatu keputusan.

#### Daftar Pustaka

- [1] P. Vermonte and T. Y. Wicaksono, "Karakteristik dan Persebaran COVID-19 di Indonesia : Temuan Awal," *CSIS Comment. DMRU-043-ID*, no. April, pp. 1–12, 2020.
- [2] B. Laurensz and Eko Sedyono, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Tindakan Vaksinasi dalam Upaya Mengatasi Pandemi Covid-19," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 118–123, 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i2.1421.
- [3] D. Kholdiyah, Sutomo, and N. Kushayati, "Hubungan Persepsi Masyarakat Tentang Vaksin Covid-19 Dngan Kecemasan Saat Akan Menjalani Vaksinasi Covid-19," *Keperawatan*, vol. 14, no. 2, pp. 8–20, 2021.
- [4] A. Pendiagnosa, K. Warna, M. Pemrograman, B. Delphi, and S. Eniyati, "Perancangan Sistem Pendukung Pengambilan Keputusan untuk Penerimaan Beasiswa dengan Metode SAW (Simple Additive Weighting)," *J. Teknol. Inf. Din.*, vol. 16, no. 2, pp. 171–176, 2011
- [5] T. Herdi and A. Dores, "Bayes interpretation for Smoke-Free Area Cities Index," *Bulletin of Social Informatics Theory and Application*, vol. 5, no. 1, pp. 38–46, 2021. [Online]. Available: <https://pubs.ascee.org/index.php/businta/article/view/286>.
- [6] R. Annisa, "Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Prediksi Penderita Penyakit Jantung," *J. Tek. Inform. Kaputama*, vol. 3, no. 1, pp. 22–28, 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.kaputama.ac.id/index.php/JTIK/article/view/141/156>.
- [7] Alvina Felicia Watratan, Arwini Puspita. B, and Dikwan Moeis, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Tingkat Penyebaran Covid-19 Di Indonesia," *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 7–14, 2020, doi: 10.52158/jacost.v1i1.9.
- [8] K. G. Rendra, "Klasifikasi Data mining Untuk Penerimaan seleksi Calon Pegawai Negeri Sipil 2014 Menggunakan algoritma decision Tree C4.5," *CORE*, 2015. [Online]. Available: <https://core.ac.uk/outputs/35381900>.
- [9] N. Anwar, A. Pranolo, and R. Kurnaiwan, "Grouping the community health center patients based on the disease characteristics using C4.5 decision tree," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 403, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/403/1/012084.
- [10] Y. Mardi, "Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5," *Edik Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 213–219, 2017, doi: 10.22202/ei.2016.v2i2.1465.
- [11] A. S. Fitriani, M. A. Rosid, Y. Findawati, Y. Rahmawati, and A. K. Anam, "Implementation of ID3 algorithm classification using web-based weka," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1381, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1381/1/012036.
- [12] A. Andriani, "Sistem Pendukung Keputusan Berbasis Decision Tree Dalam Pemberian Beasiswa StudiKasus : Amik ' BSI Yogyakarta ," " *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. 2013 (SENTIKA 2013)*, vol. 2013, no. SENTIKA, pp. 163–168, 2013, [Online]. Available: [https://repository.bsi.ac.id/index.php/unduh/item/48930/Sentika\\_2013Anik-Andriani.pdf](https://repository.bsi.ac.id/index.php/unduh/item/48930/Sentika_2013Anik-Andriani.pdf)