

# Penerapan Algoritma *Naïve Bayes* (NB) untuk Klasifikasi Penyakit Jantung

Arum Dewi Ayu Safira Surya<sup>1</sup>, Yuni Yamasari<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Jurusan Teknik Informatika/Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya)

[arum.17051204015@mhs.unesa.ac.id](mailto:arum.17051204015@mhs.unesa.ac.id)

[yuniyamasari@unesa.ac.id](mailto:yuniyamasari@unesa.ac.id)

**Abstrak**—Penyakit tidak menular (PTM) termasuk penyakit jantung, saat ini menjadi penyebab kematian paling umum di seluruh dunia. Salah satu penyebab kematian paling umum diseluruh dunia adalah penyakit jantung degeneratif yang berkaitan dengan gaya hidup dan kondisi sosial ekonomi masyarakat. Kemajuan teknologi yang luar biasa, mendorong sejumlah penelitian yang bertujuan untuk memudahkan diagnosis penyakit jantung dengan penggunaan *machine learning*. Karena itu, fokus penelitian ini adalah klasifikasi penyakit jantung. Metode *Naïve Bayes* (NB) digunakan dengan probabilitas pada setiap datanya. Dataset yang digunakan adalah dataset *Heart Disease Classification Dataset* yang diambil dari Kaggle dengan jumlah dataset sebanyak 1320 dataset. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk menemukan performa terbaik dari model klasifikasi penyakit jantung. Dengan menerapkan dua teknik evaluasi: teknik *split data* dan *cross validation*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa dengan menggunakan *split data* diperoleh *accuracy* 69,96%, *precision* 100%, *recall* 45,94%, dan *f1-score* 62,92%. Sedangkan dengan menggunakan *cross validation* diperoleh nilai *accuracy* 77,25%, *precision* 82,70%, *recall* sebesar 81,40% dan *f1-score* sebesar 76,89%.

**Kata Kunci**— Penyakit Jantung, Klasifikasi, *Naïve Bayes* (NB), *Split Data*, *Cross Validation*.

## I. PENDAHULUAN

Sejahtera dari fisik, mental dan sosial yang memungkinkan seseorang menjalani kehidupan yang produktif secara ekonomi dan sosial dikenal dengan kesehatan. Saat ini, penyebab kematian utama di seluruh dunia adalah penyakit tidak menular (PTM), khususnya penyakit jantung. Salah satu bagian tubuh manusia yang bertanggung jawab atas sistem peredaran darah adalah jantung. Jantung memompa darah yang mengandung oksigen dan nutrisi ke tubuh. Salah satu penyakit degeneratif yang terkait dengan gaya hidup dan kondisi sosial ekonomi seseorang disebut penyakit jantung. Penyakit arteri koroner adalah istilah lain dari penyakit jantung. Kerusakan jantung terjadi ketika aliran darah ke otot jantung terhambat atau terhenti. Faktor risiko yang dapat dimodifikasi dan faktor risiko yang tidak dapat dimodifikasi adalah jenis faktor risiko yang umumnya dikenal untuk penyakit jantung. Tekanan darah tinggi, kolesterol tinggi, obesitas, diabetes, kurang aktivitas fisik, dan terlalu banyak minum alkohol adalah faktor risiko yang dapat dimodifikasi, faktor risiko yang tidak dapat dimodifikasi termasuk usia, jenis kelamin, dan faktor genetika [1]. Lebih dari 17 juta orang meninggal karena penyakit jantung di seluruh dunia pada tahun 2015, menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO). Dimana jumlah kematiannya mencapai 31% kematian global. Penyakit jantung

menyebabkan kematian sekitar 8,7 juta orang. Di negara berkembang dengan rata-rata pendapatan penduduk yang lebih rendah, fenomena *patologis* ini sering terjadi.

Di Indonesia penyakit jantung sudah mencapai tahap yang sangat memprihatinkan. Faktanya, berkembangnya penyakit jantung tidak bergantung pada usia. Menurut RISKEDAS (Riset Kesehatan Dasar) tahun 2018, sekitar 15 dari 1.000 penduduk Indonesia menderita penyakit jantung. Jika kita mempertimbangkan penyebab kematian, seperti yang ditunjukkan oleh SRS (Survei Sistem Registrasi Sampel) tahun 2014, sekitar 12,9 dari semua kematian di Indonesia disebabkan oleh penyakit jantung [2]. Data di atas menunjukkan bahwa banyak orang yang tidak menganggap serius penyakit ini. Jumlah kematian meningkat setiap tahun sebagai akibat dari kurangnya informasi tentang penyakit jantung. Oleh karena itu, diperlukan sistem klasifikasi yang dapat memberikan informasi tentang penyakit jantung serta melakukan pemeriksaan dini untuk menentukan apakah seseorang memiliki penyakit jantung.

Agar sistem klasifikasi dapat menghasilkan hasil yang akurat, algoritma yang tepat harus diterapkan. Klasifikasi *Naive Bayes* digunakan dalam penelitian ini, algoritma *Naive Bayes* (NB) adalah klasifikasi yang cukup sederhana dan efektif untuk melatih data. Sementara itu, pengklasifikasian *Naive Bayes* (NB) juga dapat dianggap sebagai kelas atau kategori komputasi yang dapat mengklasifikasikan data atau dapat digambarkan sebagai target dari kelas yang diberi label.

Kajian yang dilakukukan oleh Madina Rinestu dkk mengenai pengklasifikasian keputusan investasi pada masa pandemi dengan *Naive Bayes* (NB) menunjukkan tingkat akurasi 66,67%, presisi 75%, dan *recall* 60% [3].

Dengan 303 data dan 15 atribut yang diperoleh melalui UCI *Machine Learning*, ditemukan akurasi 90,61%, presisi 87,44%, dan tingkat *recall* 87,95% menurut penelitian dari Mufti Ari et al. Pada perancangan sistem klasifikasi penyakit jantung menggunakan *Naive Bayes* (NB), [4].

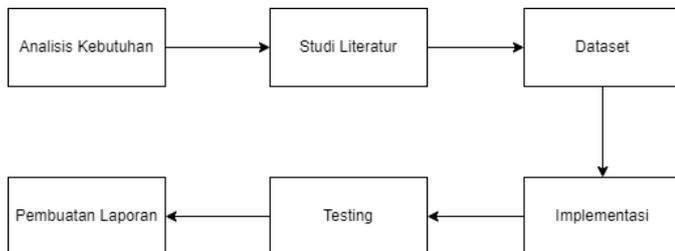
Ade Riani dan rekan melakukan penelitian data mining menggunakan *Naive Bayes* (NB) untuk memprediksi penyakit jantung dengan menggunakan hasil empat diagnosa: *false negative*, *true negative*, *false positive*, dan *true positive* dengan dataset akhir sebanyak 303 data menunjukkan nilai akurasi sebesar 86%.

Berdasarkan pada kajian sebelumnya, diperoleh hasil bahwa pengklasifikasian menggunakan algoritma *Naive Bayes* (NB) mempunyai akurasi yang cukup baik, tidak memerlukan banyak data dan kemudahan dalam implementasinya. Oleh karena itu, akhirnya penulis memilih menggunakan algoritma

*Naive Bayes (NB)* dalam proses klasifikasi penyakit jantung. Studi ini bertujuan untuk menentukan tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan f1-skor. Penelitian ini menggunakan data Kaggle yang berisi 1320 data untuk 9 atribut.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Alur metodologi penelitian penerapan algoritma *Naive Bayes (NB)* untuk mengklasifikasikan penyakit jantung ditunjukkan pada Gbr 1.



Gbr 1 Alur Penelitian

Pada penelitian ini, terdapat beberapa tahapan alur yang harus dilakukan. Berikut penjelasan dari masing-masing alur:

### A. Analisis Kebutuhan

1. Kebutuhan Perangkat Keras (Hardware)
  - a. Prosesor : Intel Core I7-7500U
  - b. RAM : 8GB
  - c. HDD : 1 TB
  - d. *System Type* : 64bit-operating system
2. Kebutuhan Perangkat Lunak (Software)
  - a. Sistem Operasi : Microsoft Windows 10
  - b. Bahasa pemrograman : *Python*

### B. Studi Literatur

Pada penelitian tahap pertama dilakukan studi literature. Studi literature dilakukan untuk mengumpulkan informasi dan data dengan berbagai bahan referensi yang dirancang secara ilmiah seperti buku, website dan artikel yang berkaitan dengan permasalahan yang akan diselesaikan. Tentu saja referensi yang dikumpulkan tidak hanya metode klasifikasi saja, namun juga penyakit jantung. Referensi digunakan sebagai landasan dalam menentukan rumusan masalah dan solusi pemecahannya.

### C. Dataset

Langkah selanjutnya adalah pengumpulan dataset. Untuk mendukung penelitian ini perlu menggunakan data antara lain data sampel, teknik pengumpulan data, jenis dan sumber data, serta analisis data. Dataset yang digunakan adalah *Heart Disease Clasification*. Dataset diambil dari kaggle yang berisi 1320 data observasi dengan 9 atribut yang terdiri dari *age*, *gender*, *impulse*, *pressure high*, *pressure low*, *glucose*, *kcm*, *troponim*, dan *class*. 9 atribut tersebut ditunjukkan pada tabel 1:

Tabel 1 Atribut Dataset

No	Atribut	Keterangan
1.	<i>Age</i>	Usia pasien
2.	<i>Gender</i>	Jenis kelamin pasien
3.	<i>Impluse</i>	Detak jantung pasien
4.	<i>Pressure High</i>	Jika pasien menderita hipertensi
5.	<i>Pressure Low</i>	Jika pasien menderita tekanan darah rendah
6.	<i>Glucose</i>	Kadar gula darah pasien
7.	KCM	Keratin Kinase-MB Level pasien
8.	<i>Troponim</i>	Jumlah protein pada otot jantung
9.	<i>Class</i>	Label atau diagnosa pasien

### D. Implementasi

Penyusunan terkait kode program yang digunakan dilakukan pada tahap implementasi. *Python* merupakan bahasa pemrograman yang digunakan dengan beberapa fitur seperti *Pandas*, *Matplotlib* dan *Numpy*. Percobaan dilakukan dengan menggunakan *split data* dan *cross validation*.

#### 1. Label Encode

*Label encode* adalah teknik pemrosesan data yang digunakan untuk mengubah nilai kategorikal menjadi nilai numerik. Nilai numerik berurutan dari 0 hingga n-1, diberikan kepada setiap kategori. Jumlah kategori saat ini disebut n. Studi ini menggunakan data kelas positif dan negatif, label kelas positif dan negatif diubah menjadi "1" dan "0", masing-masing. [5].

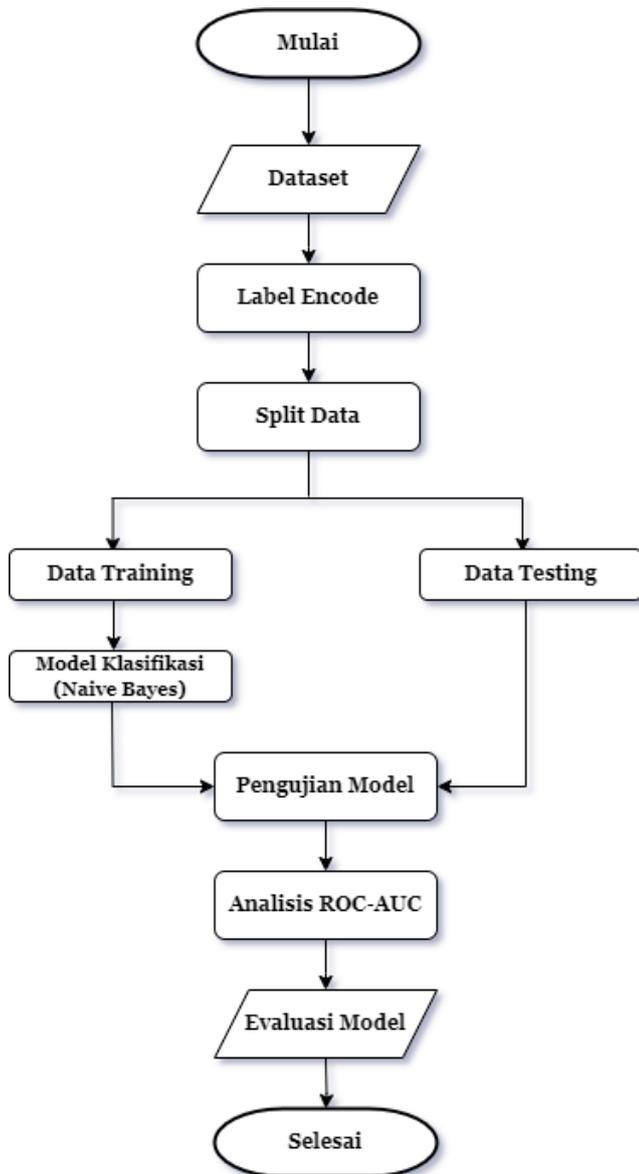
#### 2. Split Data

*Split data* adalah proses pemisahan data menjadi dua set berbeda, yaitu data latih dan data uji. Berikut tabel 2 merupakan pembagian data latih dan data uji

Tabel 2 Tabel Pembagian Split Data

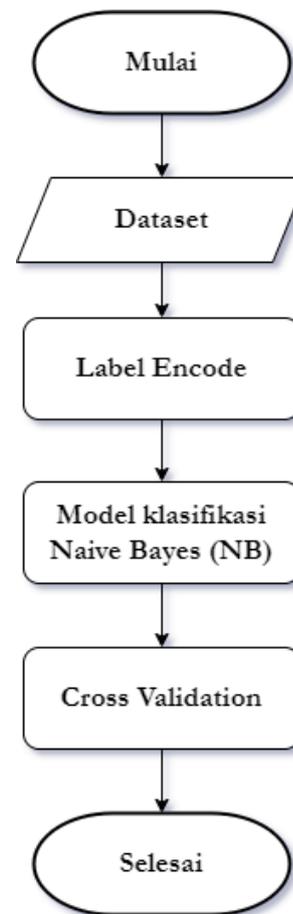
Data Training	Data Testing
95	5
90	10
80	20
75	25
70	30
66	34
60	40
50	50

Berikut Gbr 2 menunjukkan tahapan implementasi dengan pengujian *split data*:



Gbr 2 Implementasi dengan Split Data

Gbr 3 berikut menunjukkan implementasi *Naive Naves* (NB) menggunakan pengujian *cross validation*:



Gbr 3 Implementasi dengan Cross Validation

### 3. Model Klasifikasi (*Naive Bayes*)

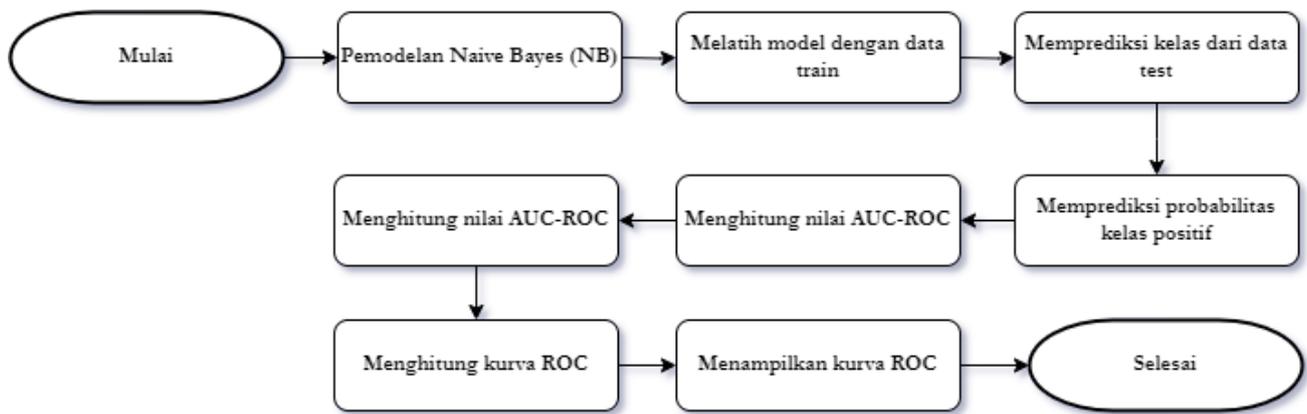
Saat ini, algoritma yang digunakan adalah *Naive Bayes* (NB). *Naive Bayes* (NB) adalah metode statistik sederhana yang memiliki tingkat akurasi yang baik dan tingkat kesalahan yang rendah selama proses pengklasifikasian [6]. Berikut bentuk persamaan Theorema Bayes.

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Di mana:

- X : Data dengan kelas yang tidak diketahui
- H : Data hipotesis adalah kelas konkrit
- P(H|X) : Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (probabilitas poesterio)
- P(H) : Probabilitas hipotesis H (probabilitas sebelumnya)
- P(X|H) : Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H
- P(X) : Probabilitas X

Gbr 4 berikut merupakan alur dari klasifikasi *Naive Bayes* (NB):



Gbr 4 Alur Naive Bayes (NB)

#### 4. Pengujian Model (*Confusion Matrix*)

Performa matrik untuk mengukur model yang dihasilkan disebut *confusion matrix*. Pada *confusion matrix* dilakukan proses perhitungan mengenai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. *Accuracy* adalah rasio prediksi yang benar (positif atau negatif) terhadap total data, yang menunjukkan seberapa akurat model dapat mengklasifikasikan dengan benar [7]. Berikut persamaan untuk menghitung *accuracy*:

$$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

Keakuratan antara data yang diminta dan hasil perkiraan model dijelaskan dengan *precision*. Berikut persamaan untuk menghitung *precision* :

$$\frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

*Recall* menjelaskan bagaimana model mengumpulkan informasi dengan sukses. Nilai *recall* dapat dihitung dengan persamaan.

$$\frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

Nilai *f1-score* akan memberikan informasi tentang bagaimana model menggambarkan kemampuannya dalam membandingkan rata-rata *precision* dan yang dibobotkan.

$$2 \times \frac{(\text{recall} \times \text{precision})}{\text{recall} + \text{precision}} \quad (5)$$

*Area Under Curve* merupakan wilayah yang menunjukkan tingkat keakuratan dari model prediksi yang dihitung. Nilai AUC dapat dihitung dengan persamaan.

$$AUC = \frac{c_{tn-1} + c_{tn}}{2} (t_n - t_{tn-1}) \quad (6)$$

Dimana:

- AUC : Rata-rata area di bawah kurva merupakan hubungan dengan rata-rata derajat dari waktu ke waktu.
- Ctn-1 : Rata-rata tebal endapan pada tn-1
- Ctn : Rata-rata tebal endapan tn
- tn-1 : Waktu pengukuran sebelumnya dari menit ke-0 hingga menit ke-180
- tn : Waktu pengukuran dari menit ke-0 hingga menit ke-180

#### E. Testing

Langkah selanjutnya adalah *testing* untuk memastikan apakah model yang dihasilkan dapat menghasilkan nilai akurasi yang baik dan sesuai dengan yang diharapkan. Pada tahap testing selain mencari nilai akurasi, juga dicari nilai presisi, *recall*, dan *f1-score*.

#### F. Pembuatan Laporan

Langkah terakhir adalah penyusunan laporan. Dimana pembuatan laporan merupakan bentuk dari dokumentasi yang di dalamnya terdapat beberapa penjelasan terkait hasil dan teknik yang digunakan dalam pembuatan model. Selain itu penulisan laporan dapat digunakan sebagai sarana pembelajaran atau ide penelitian lebih lanjut.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Hasil Implementasi

Dalam hal ini dilakukan percobaan untuk memperoleh hasil akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score* untuk penerapan algoritma *Naive Bayes* (NB) pada klasifikasi penyakit jantung. Dengan membandingkan nilai akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score* untuk setiap skenario yang digunakan, hasil analisis dan pengujian dapat dilihat.

#### 1. Analisis Data

##### a. Pengambilan data

Sumber data penelitian ini adalah dari [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com). Dataset *Heart Disease Clasification* yang terdiri dari 1320 data dengan 9 atribut. Bahasa

pemrograman yang digunakan adalah *python* dengan menggunakan *software jupyter notebook*.

b. *Label Encode*

Setelah data ditampilkan, kemudian pada kolom *class* yang terdapat data kategorikal positif dan negatif dirubah menjadi data numerik melalui proses *label encode*. Setelah dilakukan *label encoder*, kemudian mencari jumlah data *negative* dan positif. Dari total 1319 data menghasilkan kelas positif sebanyak 810 dan *class* negatif sebanyak 509 data.

c. Implementasi Split Data

Pada tahap ini data dibagi menjadi dua, yaitu data *train* dan data *test* yang dilakukan sebanyak delapan skenario. Skenario 95:5, skenario 90:10, skenario 80:20, skenario 75:25, skenario 70:30, skenario 66:34, skenario 60:40, dan skenario 50:50.

d. Implementasi *Cross Validation*

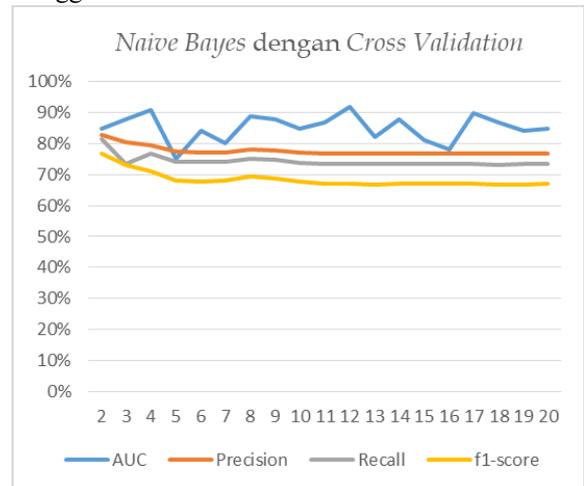
Metode pengujian model dengan membagi ukuran data berdasarkan *K-fold* merupakan pengujian dengan menggunakan *cross validation*. Data tersebut mempunyai *K* bagian, dimana satu data akan bertindak sebagai data *validation* dan sisa datanya akan menjadi data latih. Setiap *K* diuji secara bergantian sebagai data *validation* dan data latih, sehingga setiap pengujian dengan *K* bagian akan memiliki sebanyak *K* skenario hasil. Dimana pada pengujian ini akan menguji dengan *K=2* hingga *K=20*. Hasil dari pengujian algoritma *Naive Bayes* (NB) dengan *cross validation* akan menghasilkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* seperti pada tabel 3.

Tabel 3 Hasil Pengujian dengan *Cross Validation*

k-fold	AUC	Precision	Recall	F1-Score
2	85%	82.70%	81.40%	76.89%
3	88%	80.45%	78.37%	73.20%
4	91%	79.31%	76.70%	71.13%
5	75%	77.34%	74.22%	68.10%
6	84%	77.22%	74.01%	67.81%
7	80%	77.24%	74.17%	68.02%
8	89%	78.05%	75.27%	69.37%
9	88%	77.92%	74.79%	68.77%
10	85%	77.03%	73.85%	67.58%
11	87%	76.91%	73.46%	67.07%
12	92%	76.83%	73.33%	66.93%
13	82%	76.74%	73.38%	66.89%
14	88%	76.78%	73.37%	66.91%
15	81%	76.88%	73.55%	67.15%
16	78%	76.79%	73.46%	66.99%
17	90%	76.82%	73.43%	67.03%
18	87%	76.68%	73.15%	66.59%
19	84%	76.74%	73.32%	66.81%
20	85%	76.71%	73.41%	66.93%

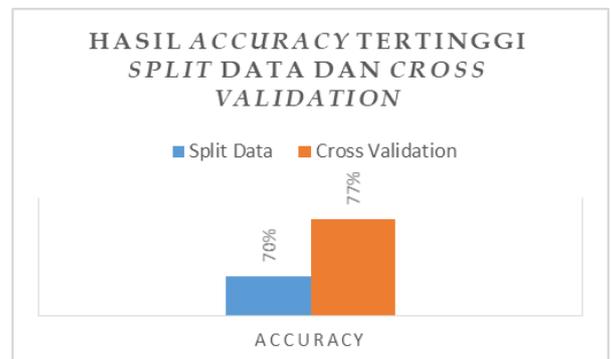
Berdasarkan data pada tabel 3 diperoleh hasil nilai AUC tertinggi pada *K=12*. Hasil AUC tertinggi sebesar 92%, *precision* 76.83%, *recall* 73.33%, dan *f1-Score*

sebesar 66.93%. Sedangkan nilai AUC terendah terdapat pada *K=5* sebesar 75%, nilai *precision* 77.34%, *recall* 77.22%, dan *f1-score* 68.10%. Berikut Gbr 5 visualisasi dari pengujian *Naive Bayes* dengan menggunakan *cross validation*.



Gbr 5 Visualisasi Rekapitulasi *Naive Bayes* dengan *Cross Validation*

Berdasarkan pengujian algoritma *Naive Bayes* menggunakan *split data* dan *cross validation* didapatkan nilai *accuracy* tertinggi dari masing-masing pengujian. Nilai *accuracy* tertinggi dengan *split data* sebesar 69.96% dan *accuracy* tertinggi menggunakan *cross validation* sebanyak 77.25%. Berikut Gbr 6 merupakan hasil visualisasi grafik dari nilai *accuracy* tertinggi menggunakan *split data* dan *cross validation*.



Gbr 6 Hasil *Accuracy* Tertinggi *Split Data* dan *Cross Validation*

e. Implementasi *Naive Bayes* (NB) *Cross Validation* dengan *Orange*

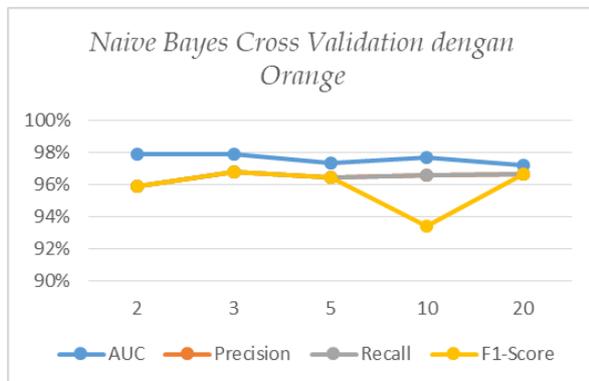
Berdasarkan data pada tabel 4 diperoleh nilai AUC tertinggi yaitu terdapat pada pengujian *K=3*. Nilai AUC tertinggi yang diperoleh saat pengujian adalah 97.9%, dengan nilai *precision* 96.8%, *recall* 96.8%, dan *f1-Score* sebesar 96.8%. Sedangkan hasil AUC terendah yaitu terdapat pada pengujian *K=20*. Nilai AUC terendah

yang diperoleh dari pengujian sebanyak 97.2%, nilai *precision* 96.7%, *recall* 96.7%, dan *f1-score* sebesar 96.7%.

**Tabel 4 Pengujian Naive Bayes Cross Validation dengan Orange**

kfold	AUC	Precision	Recall	F1-Score
2	97.9%	95.9%	95.9%	95.9%
3	97.9%	96.8%	96.8%	96.8%
5	97.4%	96.5%	96.5%	96.5%
10	97.7%	96.6%	96.6%	93.4%
20	97.2%	96.7%	96.7%	96.7%

Berikut Gbr 7 merupakan visualisasi rekapitulasi Naive Bayes menggunakan pengujian *cross validation* dengan *software orange*.



**Gbr 7 Visualisasi Hasil Rekapitulasi Cross Validation Orange**

Berdasarkan Gbr 7 didapatkan hasil dimana nilai *precision* dan *recall* adalah sama dari setiap *kfold*nya. Oleh karena itu grafik *precision* berada satu garis dengan nilai *recall*.

f. Implementasi Naive Bayes (NB) dengan Random Sampling

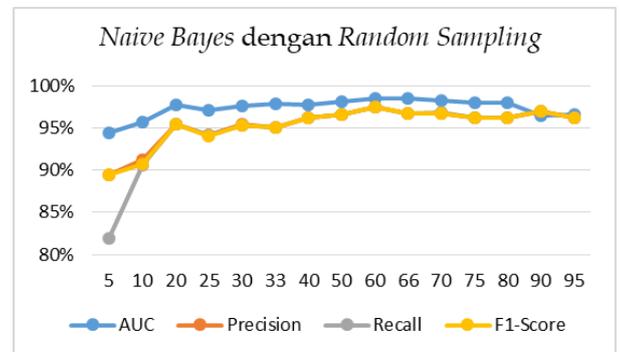
Sedangkan pada table 5 diperoleh hasil AUC tertinggi yaitu terdapat pada *train* 60%. Nilai AUC tertinggi yang diperoleh saat pengujian adalah 98.6%, nilai *precision* 97.5%, *recall* 97.5%, dan *f1-score* sebesar 97.5%. Sedangkan nilai AUC terendah yaitu terdapat pada *train* 5%. Nilai AUC terendah yang diperoleh dari pengujian sebanyak 94.5%, nilai *precision* 89.5%, *recall* 81.9%, dan *f1-score* sebesar 89.5%.

**Tabel 5 Hasil Rekapitulasi Random Sampling**

Train	AUC	Precision	Recall	F1-Score
5%	94.5%	89.5%	81.9%	89.5%
10%	95.8%	91.2%	90.6%	90.7%

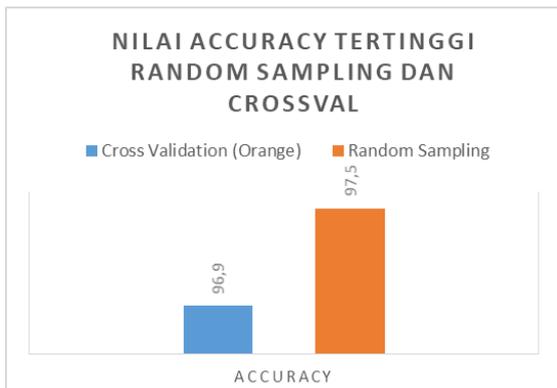
Train	AUC	Precision	Recall	F1-Score
20%	97.8%	95.5%	95.5%	95.5%
25%	97.1%	94.2%	94.2%	94.1%
30%	97.7%	95.5%	95.3%	95.4%
33%	97.9%	95.1%	95.1%	95.1%
40%	97.8%	96.3%	96.3%	96.3%
50%	98.2%	96.7%	96.7%	96.7%
60%	98.6%	97.5%	97.5%	97.5%
66%	98.5%	96.8%	96.8%	96.8%
70%	98.3%	96.8%	96.9%	96.8%
75%	98.1%	96.2%	96.2%	96.2%
80%	98%	96.2%	96.2%	96.2%
90%	96.5%	97%	97%	97%
95%	96.7%	96.3%	96.2%	96.2%

Berikut Gbr 8 merupakan visualisasi Naive Bayes dengan menggunakan pengujian *random sampling*.

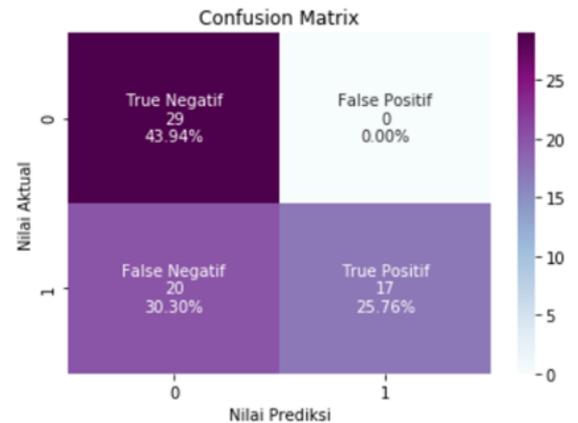


**Gbr 8 Visualisasi Hasil Rekapitulasi Random Sampling**

Berdasarkan pengujian algoritma Naive Bayes menggunakan *cross validation* (orange) dan *random sampling* didapatkan nilai *accuracy* tertinggi dari masing-masing pengujian. Nilai *accuracy* tertinggi dengan *cross validation* (orange) sebesar 96.9% dan *accuracy* tertinggi menggunakan pengujian *random sampling* sebanyak 97.5%. Berikut Gbr 9 merupakan hasil visualisasi grafik dari nilai *accuracy* tertinggi menggunakan *cross validation* (orange) dan *random sampling*.



Gbr 9 Accuracy Tertinggi Cross Validation (Orange) dan Random Sampling



Gbr 11 Hasil Confusion Matrix dengan Rasio 95:5

2. Analisis Model Klasifikasi

Langkah yang dilakukan dalam pemodelan algoritma *Naïve Bayes* (NB), diantaranya:

- 1) Mulai
- 2) *Import library*
- 3) *Label encode* (positif 1, negatif 0)
- 4) Menghitung banyak data yang dimiliki *class* positif dan negatif.
- 5) *Spilt data* (data *train* dan data *test*) dengan rasio yang telah ditentukan.
- 6) Evaluasi kinerja model klasifikasi dengan *confusion matrix*.
- 7) Selesai.

3. Analisis Hasil Pengujian

a. Pengujian Algoritma *Naïve Bayes* dengan *Split Data*

1. Pengujian dengan Hasil Tinggi

Pengujian tertinggi di dapat dari hasil pengujian dengan rasio 95:5. Berikut Gbr 10 hasil evaluasi model dengan menggunakan rasio 95:5.

Nilai Accuracy : 69.6969696969697  
 Nilai Precision : 100.0  
 Nilai Recall : 45.94594594594595  
 Nilai F-1 Score : 62.96296296296296

Gbr 10 Evaluasi Model Akurasi Tertinggi

Kemudian menentukan nilai *confusion matrix*. Berikut hasil visualisasi dari *confussion matrix* rasio 95:5 algoritma *Naïve Bayes* (NB).

Berdasarkan *confusion matrix* diperoleh *true* negatif sebanyak 29 data, dimana data yang menunjukkan negatif dan itu benar. *False* positif 0 data, *true* positif sebesar 17 data, dimana data menunjukkan positif dan itu benar. *False* negatif sebanyak 20 data, yang dimana data menunjukkan negatif dan itu salah. Kemudian setelah mengetahui hasil dari *confusion matrix*, selanjutnya menentukan nilai *classification report* atau performa matriks untuk mengetahui nilai *accuracy*, *precisi*, *recall*, dan *f1-score*. Gbr 12 hasil dari *classification matriks*.

Classification Report :

	precision	recall	f1-score	support
0	0.52	1.00	0.68	50
1	1.00	0.44	0.61	82
accuracy			0.65	132
macro avg	0.76	0.72	0.65	132
weighted avg	0.82	0.65	0.64	132

Gbr 12 Hasil dari Clasification Matrix 95:5

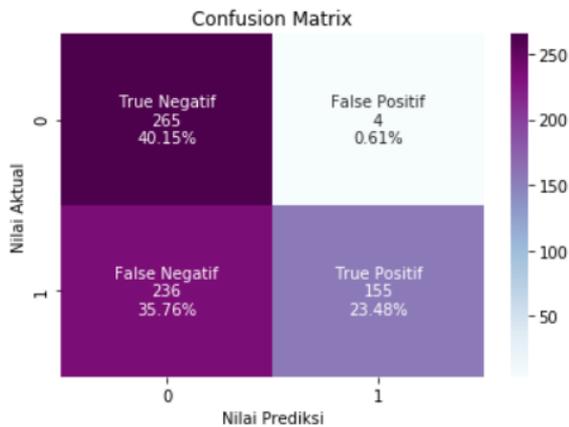
2. Pengujian dengan hasil terendah

Pengujian terendah di dapat dari hasil pengujian dengan rasio 95:5. Berikut Gbr 13 hasil evaluasi model dengan menggunakan rasio 50:50.

Nilai Accuracy : 69.6969696969697  
 Nilai Precision : 100.0  
 Nilai Recall : 45.94594594594595  
 Nilai F-1 Score : 62.96296296296296

Gbr 13 Evaluasi model akurasi terendah

Selanjutnya, menentukan nilai *confusion matrix*. Berikut hasil visualisasi dari *confussion matrix* rasio 50:50 algoritma *Naïve Bayes* (NB). Gbr 14 berikut menunjukkan hasil *confussion matrix* dengan rasio 50:50.



Gbr 14 Hasil Confusion Matrix dengan Rasio 50:50

Berdasarkan *confusion matrix* diperoleh *true* negatif sebanyak 265 data, dimana data yang menunjukkan negatif dan itu benar. *False* positif 4 data, yang artinya data yang menunjukkan positif itu salah, *true* positif sebesar 155 data, dimana data menunjukkan positif dan itu benar. *False* negatif sebanyak 236 data, yang dimana data menunjukkan negatif dan itu salah.

Kemudian menentukan nilai *classification report* atau performa matriks untuk mengetahui nilai *accuracy*, *presisi*, *recall*, dan *f1-score*. Gbr 15 hasil dari *classification* matriks.

Classification Report :

	precision	recall	f1-score	support
0	0.53	0.99	0.69	269
1	0.97	0.40	0.56	391
accuracy			0.64	660
macro avg	0.75	0.69	0.63	660
weighted avg	0.79	0.64	0.61	660

Gbr 15 Hasil dari Clasification matrix 50:50

- b. Hasil Perbandingan dari pengujian algoritma *Naive Bayes* (NB) dengan *Split Data* dan *Cross Validation*

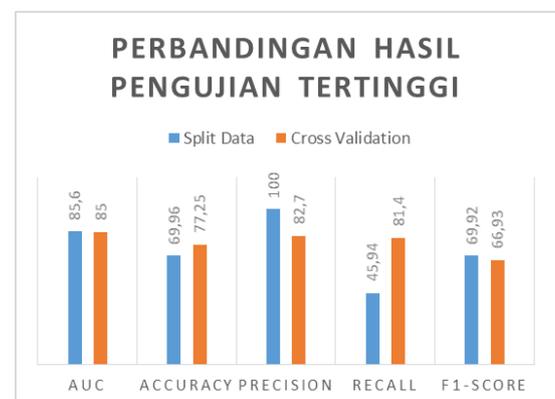
Berdasarkan hasil dari analisis setiap pengujian model dengan rasio memiliki nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang berbeda-beda. Pengujian model dengan *split data* dengan rasio 95:5 memiliki nilai *accuracy* tertinggi. Nilai *accuracy* 69.96%, *precision* 100%, *recall* 45.94%, dan *f1-score* 62.92%. Sedangkan hasil pengujian model dengan *accuracy* terendah terdapat pada rasio 50:50. Nilai *accuracy* 63.63%, *precision* 97.48%, *recall* 39.64%, dan *f1-score* 56.36%. Pengujian model dengan *cross validation* dengan K-2 memiliki *accuracy* tertinggi. Nilai *accuracy* 77.25%, *precision* 82.70%, *recall* 81.40% dan *f1-score* 76.89%. Sedangkan pengujian model dengan rasio K-20 memiliki akurasi terendah. Nilai *accuracy* 67.40%, *precision* 76.71%, *recall* 73.41%

dan *f1-score* 66.93%. Berikut tabel 6 hasil perbandingan dari kedua pengujian.

Tabel 6 Hasil Perbandingan dari Kedua Pengujian

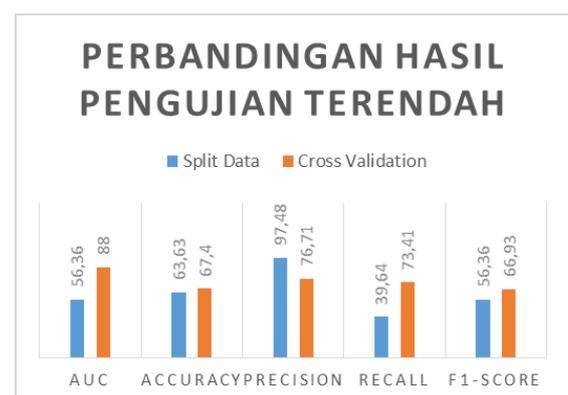
Pengujian	Split Data		Cross Validation	
	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah
AUC	85.6%	56.36%	85%	88%
Akurasi	69.96%	63.63%	77.25%	67.40%
Presisi	100%	97.48%	82.70%	76.71%
Recall	45.94%	39.64%	81.40%	73.41%
F1-Score	69.92%	56.36%	76.89%	66.93%

Berdasarkan tabel 6 diatas, dapat dilihat untuk hasil perbandingan tertinggi dan terendah dengan *split data* dan *cross validation*. Berikut Gbr 16 merupakan hasil perbandingan *accuracy* tertinggi dengan *split data* dan *cross validation*.



Gbr 16 Hasil perbandingan pengujian tertinggi

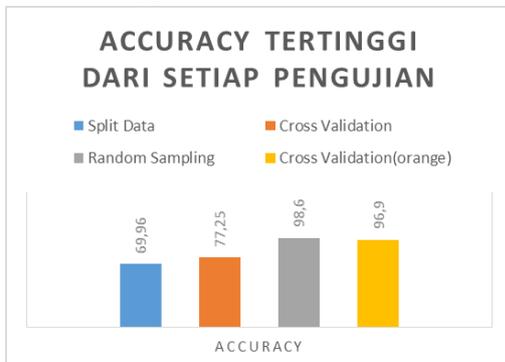
Berikut Gbr 17 merupakan hasil perbandingan *accuracy* terendah dengan *split data* dan *cross validation*.



Gbr 17 Hasil perbandingan pengujian terendah

- c. Hasil akhir perbandingan nilai *accuracy* dari beberapa pengujian.

Setelah dilakukan klasifikasi penyakit jantung dengan algoritma *Naïve Bayes* menggunakan beberapa pengujian, yaitu *split data*, *cross validation*, *random sampling*, dan *cross validation(orange)* didapatkan hasil akhir nilai *accuracy* tertinggi dari setiap pengujianya. Berikut Gbr 18 merupakan hasil nilai *accuracy* tertinggi.



Gbr 18 Accuracy tertinggi dari setiap pengujian

#### IV. KESIMPULAN DAN SARAN

##### A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian klasifikasi penyakit jantung menggunakan algoritma *Naïve Bayes* yang dilakukan dengan dua pengujian, yaitu *split data* dan *cross validation*.

1. Hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi penyakit jantung dengan pengujian *cross validation* lebih akurat daripada pengujian *split data*. Sehingga pengujian model dengan *cross validation* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan pengujian model dengan *split data*.
2. Pengujian dengan *split data* menghasilkan *accuracy* 69.96%, *precision* 100%, *recall* 45.94%, dan *f1-score* 62.92%. Sedangkan pengujian model dengan *cross validation* menghasilkan nilai *accuracy* 77.25%, *precision* 82.70%, *recall* 81.40% dan *f1-score* 76.89%. Sedangkan hasil pengujian menggunakan *software orange*, menunjukkan pengujian menggunakan *random sampling* memiliki *accuracy* lebih tinggi, jika dibandingkan dengan pengujian *cross validation*. Hasil *accuracy* tertinggi dari pengujian *cross validation* yaitu terdapat pada pengujian K-10. Nilai *accuracy* tertinggi yang diperoleh sebesar 96.9%, dengan nilai *precision* 96.9%, *recall* 96.9%, dan *F1-Score* sebesar 93.4%. Pada hasil pengujian *random sampling* hasil *accuracy* tertinggi yaitu terdapat pada train 60%. Nilai *accuracy* tertinggi yang diperoleh dari pengujian sebesar 97.5%, dengan nilai *precision* 97.5%, *recall* 97.5%, dan *F1-Score* sebesar 97.5%.

##### B. Saran

Pada penelitian ini seluruh proses telah dilakukan dengan semestinya. Namun berdasarkan penelitian yang

telah dilakukan, saran peneliti untuk pengembangan kedepannya adalah mencoba menganalisa kinerja model menggunakan algoritma lain untuk mencapai akurasi terbaik.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur saya panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan Hidayah-Nya kepada penulis untuk menyelesaikan penelitian ini dengan baik. Terima kasih kepada kedua orang tua dan dosen pembimbing saya yang telah memberikan saya semangat, dukungan, dan nasihat kepada saya hingga selesainya penelitian ini. Terima kasih kepada teman-teman yang telah bersedia berjuang dan mendukung saya selama ini.

#### REFERENSI

- [1] Pradana, D., Alghifari, M. L., Juna, M. F., & Palaguna, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Artificial Neural Network. *Indonesian Journal of Data and Science*, 3(2), 55-60.
- [2] Riani, A., Susianto, Y., & Rahman, N. (2019). Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Naive Bayes. *Journal of Innovation Information Technology and Application (JINITA)*, 1(01), 25-34.
- [3] Rinestu, M., Indra, I. M., Marsanto, B., & Trisakti, S. (2022). Classification Of Investment Decisions During Covid-19 Pandemic Using Naive Bayes. *Manag. Stud. Entrep. J*, 3(4), 1784-1796.
- [4] Bianto, M. A., Kusriani, K., & Sudarmawan, S. (2020). Perancangan Sistem Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Naive Bayes. *Creative Information Technology Journal*, 6(1), 75-83.
- [5] Sholihah, N. N., & Hermawan, A. (2023). IMPLEMENTATION OF RANDOM FOREST AND SMOTE METHODS FOR ECONOMIC STATUS CLASSIFICATION IN CIREBON CITY. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(6), 1387-1397.
- [6] Watraton, A. F., & Moeis, D. (2020). Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Tingkat Penyebaran Covid-19 Di Indonesia. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 1(1), 7-14.
- [7] Damayanti, D. (2021). Perbandingan Akurasi Software Rapidminer dan Weka Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN). *Jurnal Syntax Admiration*, 2(6), 994-1006.
- [8] Kusuma, A., & Nugroho, A. (2021). Analisa Sentimen Pada Twitter Terhadap Kenaikan Tarif Dasar Listrik Dengan Metode Naive Bayes. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, 15(2), 137-146.
- [9] Putri, R. W., Ristyawan, A., & Muzaki, M. N. (2022). Comparison Performance of K-NN and NBC Algorithm for Classification of Heart Disease. *JTECS: Jurnal Sistem Telekomunikasi Elektronika Sistem Kontrol Power Sistem dan Komputer*, 2(2), 143-154.
- [10] Hirwono, B., Hermawan, A., & Avianto, D. (2023). Implementasi Metode Naive Bayes untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Jantung. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 7(3), 450-457.
- [11] Kohsasih, K. L., & Situmorang, Z. (2022). Analisis Perbandingan Algoritma C4. 5 dan Naive Bayes Dalam Memprediksi Penyakit Cerebrovascular. *Jurnal Informatika*, 9(1), 13-17.
- [12] Muthohhar, J. D., & Prihanto, A. (2023). Analisis Perbandingan Algoritma Klasifikasi untuk Penyakit Jantung. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 298-304.
- [13] Putri, I. P. (2021). Analisis Performa Metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Crossvalidation pada Data Penyakit Cardiovascular. *Indonesian Journal of Data and Science*, 2(1), 21-28.
- [14] Lasulika, M. E. (2019). Komparasi Naive Bayes, Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbor Untuk Mengetahui Akurasi Tertinggi Pada Prediksi Kelancaran Pembayaran Tv Kabel. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 11(1), 11-16.
- [15] Wibisono, A. (2023). Filtering Spam Email Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Teknologi Pintar*, 3(4).