



VOLUME 03, No 01, Juni 2024

e-ISSN: 2987-206X

<https://ejournal.unib.ac.id/diophantine>,

# Implementasi Data Mining dengan Algoritma *Naïve Bayes* untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Zakat Fitrah

Nanda Salsabila<sup>1</sup>, Feli Ramury<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Pendidikan Matematika, UIN Raden Fatah Palembang, Indonesia

<sup>2</sup>Pendidikan Matematika, UIN Raden Fatah Palembang, Indonesia

\* Corresponding Author : [feliramury\\_uin@radenfatah.ac.id](mailto:feliramury_uin@radenfatah.ac.id)

---

## Article Information

### Article History:

Submitted: 06 19 2023

Accepted: 12 07 2023

Published: 06 30 2024

---

### Key Words:

Zakat Fitrah  
Naïve Bayes  
Classification  
Quantitative  
Valid

---

## Abstract

In life there are many commands of Allah SWT. that must be carried out, one of which is the order to pay zakat. The purpose of this study was to classify the feasibility of receiving zakat fitrah at the mosque. The type of research used is quantitative research with quantitative descriptive research types. The classification that has been carried out assists the aid manager in making decisions regarding the classification of determining the recipients of zakat fitrah assistance. In this study, the Naive Bayes algorithm was implemented and analyzed using a web-based developed application. The results of the research show that the classification of zakat fitrah recipients is correct or valid.

---

DOI:

<https://doi.org/10.33369/diophantine.v3i1.28374>

---

## 1. PENDAHULUAN

Zaman sekarang banyak terjadi kesenjangan terutama dalam masalah sosial ekonomi. Kemiskinan merupakan suatu persoalan dasar yang menjadi pusat perhatian, aspek penting dalam penanggulangan kemiskinan ialah data kemiskinan yang akurat dan tepat sasaran (Damuri dkk., 2021). Membahas mengenai masalah ekonomi Islam, tidak terlepas pada zakat. Secara demografis dan kultural, umat Islam di Indonesia memiliki potensi strategis yang dikembangkan sebagai sarana pemetaan pendapatan yaitu dengan zakat, infak, dan sedekah. Pengelolaan zakat merujuk pada payung hukum berlaku yaitu pada UU Nomor 23 Tahun 2011 mengenai: perencanaan, pengumpulan, serta pendayagunaan zakat. Dalam pemberian zakat fitrah sering kali tidak tepat sasaran, sehingga membutuhkan pendataan yang lebih valid terkait keluarga yang layak atau tidak layak dalam menerima zakat fitrah. Menentukan kelayakan penerima zakat fitrah dapat memanfaatkan teknik *data mining* (Damuri dkk., 2021).

*Data mining* merupakan proses menemukan sebuah struktur data (Roiger, 2017). *Data mining* atau juga disebut penambangan data merupakan metode untuk mendapatkan informasi penting dari berbagai data yang dilakukan dengan menggunakan pengetahuan seperti statistik, matematika, dan pengenalan pola. *Data mining* dapat digunakan dalam klasifikasi, prediksi, evaluasi untuk mendapatkan informasi yang berguna. Salah satu metode yang digunakan dalam penambangan data ialah algoritma *naive bayes*. *Naive Bayes* dapat digunakan dalam mengklasifikasi data, dan diterapkan dalam sistem pendukung keputusan.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan prediksi klasifikasi penerima zakat fitrah dengan menggunakan algoritma *naive bayes*. *Naive bayes* merupakan algoritma klasifikasi menggunakan rumus sederhana untuk diaplikasikan (Jadhav dkk., 2016). Algoritma *Naive Bayes* merupakan suatu fungsi yang menemukan pengetahuan atau pola-pola dengan karakteristik yang sama dalam suatu kelompok atau kelas tertentu. Dalam memprediksi zakat fitrah kelas yang digunakan yaitu layak atau tidak layak. Penelitian ini algoritma *naive bayes* diimplementasikan dan dianalisis menggunakan aplikasi berbasis web.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

*Data Mining* merupakan suatu proses menggunakan teknik statistika matematika, kecerdasan buatan dan machine learning dalam mengekstraksi serta mengidentifikasi informasi yang bermanfaat, pengetahuan yang terkait berasal dari data yang besar (Kanti, 2017). *Data mining* ialah serangkaian proses mendapatkan pengetahuan atau pola melalui kumpulan data, dan memecahkan masalah dengan menganalisis data yang ada pada basis data. Teknik data mining digunakan sebagai teknik klasifikasi. Klasifikasi yaitu menentukan keanggotaan kelompok berdasarkan data-data yang ada (Sharma & Goel, 2017). Tahapan dari data mining yaitu:

### a. Analisis Data

Analisis data memuat kebutuhan-kebutuhan fungsional yang dibutuhkan pengguna (Damuri dkk., 2021). Kebutuhan fungsional ini dibutuhkan dalam mengetahui proses dan fitur apa yang dapat dilakukan oleh sistem, serta pengelompokan data dan menghilangkan data.

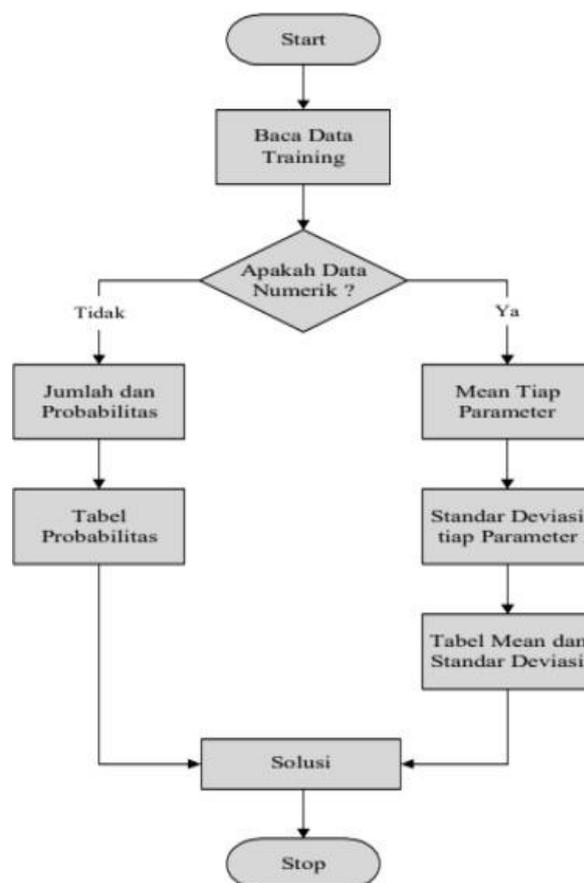
### b. Perancangan Sistem

Perancangan sistem berisi identifikasi abstraksi sistem dengan berdasarkan hubungan-hubungannya. Pada tahap ini, peneliti menggunakan salah satu diagram *Unified Modelling Language (UML)* yaitu *use case diagram*. *Use case* merupakan tools dalam membuat pemodelan interaksi melalui sistem (Setiyani, 2021). *Use case diagram* yaitu menggambarkan suatu interaksi antara satu atau lebih aktor melalui sistem informasi yang akan dikerjakan.

### c. Klasifikasi melalui Naive Bayes

*Naive Bayes* merupakan suatu metode dalam mengklasifikasikan data. *Naive Bayes* adalah klasifikasi statistik yang digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu kelas. *Naive bayes* menggunakan perhitungan probabilitas matematika selama nilai keputusannya dikatakan benar, berdasarkan data item. Berikut merupakan alur dari metode *Naive Bayes* :

1. Baca data training
  2. Hitung jumlah dan probabilitas, jika data numerik maka :
    - a) Mencari rata-rata (mean) dan standar deviasi dari setiap parameter dalam bentuk data numerik.
    - b) Mencari nilai probabilitas melalui, melakukan perhitungan jumlah data yang masuk dalam kategori sama dibagi dengan jumlah data kategori tersebut.
  3. Memperoleh nilai dalam tabel mean, standar deviasi, dan probabilitas
- Skema Naive Bayes, dapat kita lihat pada Gambar 2.1 di bawah ini.



Gambar 2.1. Skema Naive Bayes

Dalam penelitian ini data training melakukan perhitungan pada data numerik dengan perhitungan jumlah dan hasil probabilitas.

d. Implementasi Sistem

Implementasi merupakan tahap pengkodean berdasarkan dari perancangan serta analisis yang dilakukan sebelumnya (Damuri dkk., 2021). Pengkodean merupakan tahap dimana desain atau rancangan yang dibuat kemudian diimplementasikan oleh komputer dan diubah menjadi bahasa pemrograman.

e. Pengujian Model dan *Evaluation*

Penelitian ini menggunakan proses pengujian *confusion matrix*, yaitu menghitung nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* (Anggraini dkk., 2020). *Precision* merupakan tingkatan keakuratan informasi yang diminta oleh pengguna melalui jawaban yang diberikan dari sistem. *Recall* merupakan tingkat keberhasilan sistem dalam mengambil informasi. Dan *Accuracy* merupakan tingkatan kedekatan nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. Dalam melakukan perhitungan *precision*, *recall*, dan *accuracy* dapat menggunakan persamaan berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \tag{1}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \tag{2}$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \tag{3}$$

*Naïve Bayes* merupakan proses klasifikasi berbasis probabilitas sederhana dengan berdasarkan kepada penerapan teorema *Bayes* melalui asumsi *independensi* (ketidaktergantungan) yang kuat (Jadhav dkk., 2016). *Naïve Bayes* merupakan klasifikasi probabilitik sederhana menghitung peluang (Paramitha dkk, 2023). Pada teorema *Naïve Bayes*, independensi yang kuat pada fitur ialah fitur pada data tidak berkaitan dengan data lainnya. Dalam hal tersebut dipandang bahwa masing-masing fitur seolah tidak memiliki hubungan tersendiri.

*Naïve bayes* merupakan metode klasifikasi statistik yang pada dasarnya mendapatkan ketidakpastian model dalam menentukan hasil probabilitas. *Naïve Bayes* membutuhkan dua data, data training dan data testing (Fitriani, 2019). Klasifikasi *bayes* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan tinggi saat diaplikasikan ke dalam database dengan data besar. Metode ini merupakan pendekatan statistik dalam melakukan inferensi induksi pada persoalan klasifikasi. Metode ini digunakan untuk menyelesaikan masalah diagnosa dan prediksi. Teorema *Bayes* memiliki bentuk umum sebagai berikut:

$$P(A) = \frac{n(A)}{n(S)}$$

P(A) = Peluang Status Kelayakan

n(A) = Banyak Kemungkinan Kejadian

n(S) = Banyak Sampel

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

Keterangan :

X = Data pada class yang belum diketahui

H = Hipotesis data X yaitu suatu class spesifik

P(H|X) = Probabilitas hipotesis H pada kondisi

P(H) = Probabilitas hipotesis H

P(X|H) = Probabilitas X pada kondisi tersebut

P(X) = Probabilitas dari X

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1. Jenis Penelitian

Dalam penelitian ini peneliti menggunakan metode penelitian kuantitatif. Metode penelitian kuantitatif merupakan cara untuk memecahkan masalah secara sistematis, dengan data yang dikumpulkan berupa angka (Nasehudin & Gozali, 2012). Metode penelitian ini memberikan gambaran mengenai populasi secara umum. Jenis metode penelitian kuantitatif yang digunakan pada penelitian ini yaitu penelitian deskriptif kuantitatif. Penelitian deskriptif sebagai pengklarifikasi terhadap realitas sosial dengan menggambarkan beberapa variabel yang berkaitan dengan masalah yang diteliti (Zellatifanny & Mudjiyanto, 2018).

#### 3.2. Data Penelitian

Dalam penelitian ini digunakan data yang diambil dari pengurus masjid yang berupa data sekunder. Data sekunder merupakan data yang diperoleh dari sumber yang telah ada dalam bentuk sudah jadi (Rahmadi, 2011).

#### 3.3. Proses Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data pada penelitian ini yaitu wawancara dan studi kasus. Wawancara dilakukan dengan adanya interaksi langsung dengan pengurus masjid, dan pada studi kasus membantu memberikan data yang diperlukan peneliti (Rahmadi, 2011).

### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1.1 Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan:

##### 1. Pengelompokan data

Pada pengelompokan atau pemetaan klasifikasi kelayakan penerima zakat fitrah, terdapat fitur-fitur yang menjadi kategori saat perhitungan metode Klasifikasi *Naive Bayes* (Damuri dkk., 2021), yaitu:

- a) Nama  
Nama yaitu identitas pada kepala keluarga.
- b) Status Program Keluarga Harapan (PKH)  
PKH yaitu status keluarga PKH atau non PKH.
- c) Jumlah Tanggungan  
Berupa jumlah tanggungan dalam keluarga.
- d) Kepala Rumah Tangga  
Kepala rumah tangga merupakan variabel status jenis kelamin, berupa laki-laki atau perempuan.
- e) Kondisi Rumah  
Kondisi rumah berupa kondisi tempat tinggal.
- f) Jumlah Penghasilan  
Jumlah penghasilan merupakan variable penghasilan kepala keluarga.
- g) Status pemilik Rumah  
Status pemilik rumah yaitu kategori milik sendiri atau kontrakan.

**Tabel 4.1.** Sampel Data *Training*

Id Training	Nama	PKH	Jumlah Tanggungan	Kepala Rumah Tangga	Kondisi Rumah	Jumlah Penghasilan	Status Kepemilikan Rumah	Status Kelayakan	Golongan
1	KMS. Abdul Halim	Non	3	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
2	A Rachman Yusuf	Non	4	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
3	Tino R.	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	1800000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
4	Andy Harry Yadi	Non	2	Laki-laki	Batu Permanen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
5	Hendra	Non	5	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
6	Suratmi Umar	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Tidak layak	Al-Garimin
7	Edy Muzakki	Non	2	Laki-laki	Batu Permanen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
8	Noncik A	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
9	Sunardi	Non	2	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Tidak layak	Al-Garimin
10	Irawan	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
11	Ferr Yanto	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
12	Agustian Syafran	1	3	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
13	Taufik Akbar	Non	4	Laki-laki	Batu Permanen	3000000	Milik Sendiri	Tidak layak	Al-Garimin
14	Debby Bagus M	Non	3	Laki-laki	Batu Permanen	2500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
15	Azuan Jeny	Non	3	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
16	Asri Ardian	Non	1	Perempuan	Batu Permanen	1500000	Kontrakan	Layak	Al-Garimin
17	Nyayu Fauziah	Non	2	Perempuan	Batu Permanen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
18	Mispan	1	3	Laki-laki	Batu Permanen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Fakir
19	M Taufik M	1	6	Laki-laki	Batu Permanen	2500000	Kontrakan	Layak	Fakir
20	M Tohir	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
21	M Darwin	Non	4	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Amil Zakat
22	Pasjiyo T	Non	4	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
23	Makmun A	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
24	Bibit Hermanto	Non	2	Laki-laki	Batu Permanen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
25	Dede Sutoyo R	Non	3	Laki-laki	Batu Permanen	1500000	Kontrakan	Layak	Amil Zakat
26	Mujiono	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
27	A Malik Y	Non	3	Laki-laki	Batu Permanen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
28	Azward Z Hakim	Non	4	Laki-laki	Batu Permanen	3000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
29	Sulastr	Non	2	Perempuan	Batu Permanen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
30	A Rachman W	Non	1	Laki-laki	Batu Permanen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin

31	Harun Azmil	Non	5	Laki-laki	Batu Peranen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
32	Lungsi Yanti	1	2	Perempuan	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
33	Syarkowi Saroni	Non	3	Laki-laki	Batu Peranen	2500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
34	KGS Randy Andrian Z	Non	4	Laki-laki	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
35	Taufik Hidayat	Non	1	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
36	Hendri	Non	1	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
37	Saifuddin Agus	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
38	Anggi Oka Perdana	Non	1	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
39	Yangga Dtri Jaya	Non	3	Laki-laki	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
40	Imam	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
41	Abdullah Assyidiq	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
42	Hermawan	1	1	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
43	Eko Prasetyo	Non	1	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Kontarakan	Layak	Amil Zakat
44	Suratman N Nur S	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	2000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
45	Encok W	Non	1	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
46	Suaid	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
47	Romy Setiawan	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
48	Jumilah Apriyani	Non	1	Perempuan	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
49	Komala Sari	Non	1	Perempuan	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
50	Marwan	Non	4	Laki-laki	Batu Peranen	2500000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
51	Sandi Prakoso	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
52	Syafuddin	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Al-Garimin
53	Fauziah	1	3	Perempuan	Batu Peranen	1500000	Milik Sendiri	Layak	Ar-Riqab
54	Rio Dervanto	Non	2	Laki-laki	Batu Peranen	3000000	Milik Sendiri	Tidak layak	Miskin
55	Abdullah Aziz	Non	1	Laki-laki	Batu Peranen	2000000	Milik Sendiri	Tidak layak	Al-Garimin
56	Sumade	Non	1	Laki-laki	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Miskin
57	Tri Pandya	Non	1	Perempuan	Batu Peranen	1000000	Milik Sendiri	Layak	Miskin

Kriteria klasifikasi yaitu sebagai berikut,

- a. Apabila jumlah pendapatan lebih dari ( $\geq$ ) 2.000.000 dan dengan persyaratan lainnya yaitu jumlah tanggungan banyak dianggap tidak layak,
- b. Apabila jumlah pendapatan lebih dari ( $\geq$ ) 2.000.000 dengan jumlah tanggungan hanya 1 juga dianggap tidak layak dalam pengelompokkan data.

Kriteria tidak diperoleh dari golongannya, karena pada golongannya sudah dapat disimpulkan untuk penerima zakat fitrah sudah terkategori benar atau valid.

- 2. Menghilangkan data noise (data yang tidak relevan atau tidak konsisten)  
 Pada tahapan ini menghilangkan bagian data atau yang berhubungan langsung dengan tujuanakhir pada *data mining* (Damuri dkk., 2021).  
 Pada tahap ini membuang redundansi data.

**Tabel 4.2.** Data *Training* yang dihilangkan

Open in

Turbo Prep

Auto Model

Row No.	Status Kelay...	Id Training	Nama
1	Layak	1	KMS.Abdul H...
2	Layak	3	Tino R
3	Layak	5	Hendra
4	Tidak layak	6	Suratmi Umar
5	Layak	7	Edy Muzakkir
6	Layak	8	Noncik A
7	Layak	9	Sunardi
8	Layak	10	Irawan
9	Layak	11	Ferr Yanto
10	Layak	12	Agustian Syaf...
11	Tidak layak	13	Taufik Akbar
12	Layak	18	Mispan
13	Layak	19	M Taufik M
14	Layak	20	M Tohir

ExampleSet (40 examples, 1 special attribute, 2 regular attributes)

Open in  Turbo Prep  Auto Model

Row No.	Status Kelay...	Id Training	Nama
15	Layak	21	M Darwin
16	Layak	23	Makmun A
17	Layak	24	Bibit Hermanto
18	Layak	25	Dede Sutoyo R
19	Layak	26	Mujiono
20	Layak	27	A Malik Y
21	Layak	28	Azward Z Hakim
22	Layak	29	Sulastri
23	Layak	30	A Rachman W
24	Layak	32	Lungsi Yanti
25	Layak	33	Syarkowi Sar...
26	Layak	34	KGS Randy A...
27	Layak	36	Hendri
28	Layak	37	Saifuddin Agus

ExampleSet (40 examples, 1 special attribute, 2 regular attributes)

Open in  Turbo Prep  Auto Model

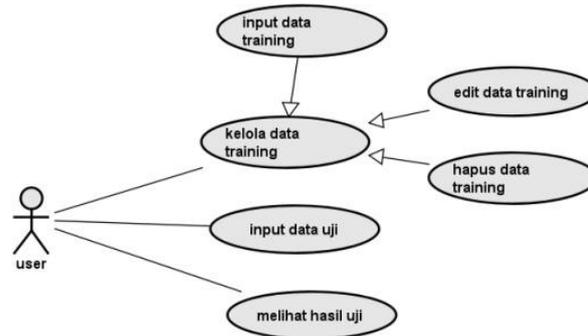
Row No.	Status Kelay...	Id Training	Nama
27	Layak	36	Hendri
28	Layak	37	Saifuddin Agus
29	Layak	38	Anggi Okta P...
30	Layak	42	Hermawan
31	Layak	44	Suratman N ...
32	Layak	45	Encok W
33	Layak	46	Suaid
34	Layak	47	Rommy Setia...
35	Layak	50	Marwan
36	Layak	51	Sandi Prakoso
37	Layak	52	Syaifuddin
38	Layak	53	Fauziah
39	Tidak layak	55	Abdullah Aziz
40	Layak	56	Sumade

ExampleSet (40 examples, 1 special attribute, 2 regular attributes)

Pada Tabel 4.2 di atas merupakan daftar nama yang telah direduksi datanya. Terdapat 40 daftar nama yang tidak dipakai dalam menentukan pengurangan datanya. Untuk daftar nama yang diklasifikasi kebenarannya ada pada Tabel 4.3 di bawah.

#### 4.1.2. Desain

Desain menggunakan *use case diagram* yang menggambarkan suatu fungsionalitas dengan mengharapkan sebuah sistem (Edukasi dkk., 2018). Pada tahapan awal mengembangkan sistem klasifikasi kelayakan penerima zakat fitrah ialah identifikasi masalah, supaya memperoleh kebutuhan. Kebutuhan tersebut diubah menjadi fungsional sistem, dari analisis kebutuhan lalu perancangan sistem (Damuri dkk., 2021). Pada penelitian ini perancangan sistem dilakukan menggunakan *use case diagram*.



Gambar 4.1. Use case Diagram Sistem Klasifikasi

Gambar 4.1 di atas merupakan *use case diagram* melalui sistem yang dikembangkan. Pada Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa sistem digunakan oleh user yang dapat mengelola data training, input data uji serta melihat hasil uji.

### 4.1.3. Implementasi

Tahap implementasi merupakan tahap mengenai bagaimana pengolahan data diterapkan pada *tools* (Watratan, Puspitas, & Moeis, 2020). Tahapan ini dikembangkan dengan berbasis web yang menggunakan bahasa pemrograman PHP melalui *MySQL* pada aplikasi *XAMPP* dan software *Rapidminer* (Damuri dkk., 2021), dengan tujuan untuk mengetahui yang dilakukan sesuai dengan apa yang diharapkan penelitian dalam mengklasifikasi.

	Id Training	Nama	PKH	Jumlah Tanggungan	Kepala Rumah Tangga	Kondisi Rumah	Jumlah Penghasilan	Status Kepemilikan Rumah	Status Kelayakan
Delete	1	KMS Abdul Halim	Non	3	L	Batu permene	2000000	Milik sendiri	Layak
Delete	2	A Rachman Yusuf	Non	4	L	Batu permene	2000000	Milik sendiri	Layak
Delete	3	Tino R	Non	1	L	Batu permene	1000000	Milik sendiri	Layak
Delete	4	Andy Harry Yadi	Non	2	L	Batu permene	1500000	Milik sendiri	Layak
Delete	5	Hendra	Non	5	L	Batu permene	2000000	Milik sendiri	Layak
Delete	53	Fauziah	1	3	P	Batu permene	1500000	Milik sendiri	Layak
Delete	56	Sumade	Non	1	L	Batu permene	1000000	Milik sendiri	Layak
Delete	57	Tri Pandya	Non	1	P	Batu permene	1000000	Milik sendiri	Layak

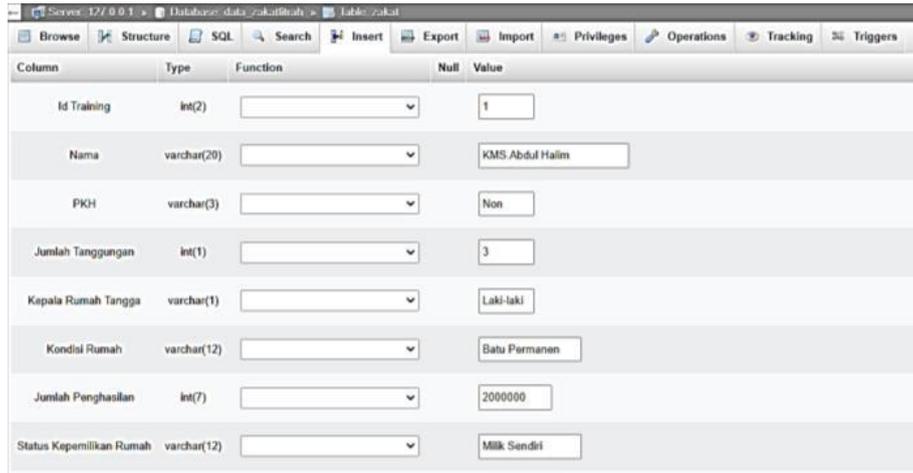
Gambar 4.2. Halaman Data Training

```

--
-- Dumping data for table 'zakat fitrah'
--
INSERT INTO `zakat fitrah` (`Id Training`, `Nama`, `PKH`, `Jumlah Tanggungan`, `Kepala Rumah Tangga`, `Kondisi Rumah`, `Jumlah Penghasilan`, `Status Kepemilikan Rumah`, `Status Kelayakan`) VALUES
(1, 'A Rachman Yusuf', 'Non', 4, 'L', 'Batu permene', 2000000, 'Milik sendiri', 'Layak'),
(2, 'KMS.Abdul Halim', 'Non', 3, 'L', 'Batu permene', 2000000, 'Milik sendiri', 'Layak'),
(3, 'Tino R', 'Non', 1, 'L', 'Batu permene', 1000000, 'Milik sendiri', 'Layak'),
(4, 'Andy Harry Yadi', 'Non', 2, 'L', 'Batu Permene', 1500000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(5, 'Hendra', 'Non', 5, 'L', 'Batu permene', 2000000, 'Milik sendiri', 'Layak'),
(6, 'Suratni Usan', 'Non', 1, 'L', 'Batu Permene', 2000000, 'Milik Sendir', 'Tidak laya'),
(7, 'Edy Muzakkin', 'Non', 2, 'L', 'Batu permene', 1500000, 'Milik sendiri', 'Layak'),
(8, 'Noncik A', 'Non', 1, 'L', 'Batu Permene', 1000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(9, 'Sumardi', 'Non', 2, 'L', 'Batu permene', 2000000, 'Milik sendiri', 'Layak'),
(10, 'Irawan', 'Non', 1, 'L', 'Batu Permene', 1500000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(11, 'Ferr Yanto', 'Non', 3, 'L', 'Batu permene', 1500000, 'Milik sendiri', 'Layak'),
(12, 'Agustian Syafran', '1', 3, 'L', 'Batu Permene', 2000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(13, 'Taufik Akbar', 'Non', 4, 'L', 'Batu Permene', 3000000, 'Milik Sendir', 'Tidak laya'),
(14, 'Debby Bagus M', 'Non', 3, 'L', 'Batu Permene', 2500000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(15, 'Azuan Jemy', 'Non', 3, 'L', 'Batu Permene', 2000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(16, 'Asri Ardian', 'Non', 1, 'P', 'Batu Permene', 1500000, 'Kontrakan', 'Layak'),
(17, 'Nyayu Fauziah', 'Non', 2, 'P', 'Batu Permene', 1500000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(18, 'Hispan', '1', 3, 'L', 'Batu Permene', 1000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(19, 'M Taufik M', '1', 6, 'L', 'Batu Permene', 2500000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(20, 'M Tohir', 'Non', 1, 'L', 'Batu Permene', 1500000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(21, 'M Darwin', 'Non', 4, 'L', 'Batu Permene', 2000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(22, 'Parjiyo I', 'Non', 4, 'L', 'Batu Permene', 2000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(23, 'Hakun A', 'Non', 1, 'L', 'Batu Permene', 2000000, 'Milik Sendir', 'Tidak laya'),
(24, 'Bibit Hermanto', 'Non', 2, 'L', 'Batu Permene', 1500000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(25, 'Dede Sutoyo R', 'Non', 3, 'L', 'Batu Permene', 1500000, 'Kontrakan', 'Layak'),
(26, 'Mujiono', 'Non', 1, 'L', 'Batu Permene', 1000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(27, 'A Malik Y', 'Non', 3, 'L', 'Batu Permene', 2000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(28, 'Azwad Z Hakim', 'Non', 4, 'L', 'Batu Permene', 2000000, 'Milik Sendir', 'Layak'),
(29, 'Sulastri', 'Non', 2, 'P', 'Batu Permene', 1500000, 'Milik Sendir', 'Layak').
    
```

Gambar 4.3. Hasil Coding Data Training

Berdasarkan hasil coding di atas, sistem dapat melakukan uji data dari halaman input data uji yang diinputkan oleh sistem. Tampilan untuk input pada data uji dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4. Halaman Input Data Uji

Dari input data uji di atas, sistem melakukan klasifikasi inputan data dengan melalui perhitungan Naïve Bayes, untuk hasil pengklasifikasi data dilihat pada Gambar 4.5.

kelas layak()  
 kelas tidak layak()

Kelas PC1(Layak)	Kelas PC0(Tidak Layak)
0.91	0.09

Probabilitas Data Uji

	Stts PKH	Jumlah Tanggungan	Kepala Rumah Tangga	Kondisi Rumah	Jumlah Penghasilan	Stts Pemilik Rumah	Hasil Probabilitas
PC1(Layak)	0.10	0.00	0.13	1.00	0.00	0.07	0.00
PC0(Tidak Layak)	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00

Gambar 4.5 Halaman Hasil Uji

Probabilitas merupakan suatu nilai yang dipakai dalam melakukan pengukuran tingkat terjadinya suatu kejadian acak. Pada Gambar 4.5 di atas, hasil dari probabilitas prioritas yaitu pada kelas PC1(layak) sekitar 0.91 dan kelas PC0(tidak layak) sekitar 0.09. Pada probabilitas data uji, probabilitas tertinggi pada kategori status PKH yaitu PC1(layak) sekitar 0.10 dan probabilitas terendah pada PC0(tidak layak) sekitar 0.00. Probabilitas dengan kategori jumlah tanggungan sama yaitu PC1(tidak layak) sekitar 0.00 dan PC0(layak) sekitar 0.00. Probabilitas tertinggi pada kategori kepala rumah tangga yaitu PC1(Layak) sekitar 0.13 dan probabilitas terendah pada PC0(tidak layak) sekitar 0.00. Probabilitas kategori kondisi rumah sama yaitu PC1(Layak) sekitar 1.00 dan PC0(tidaklayak) sekitar 1.00. Probabilitas pada kategori jumlah penghasilan sama yaitu PC1(Layak) dan PC0(tidak layak) sama sekitar 0.00. Dan pada probabilitas tertinggi pada kategori status pemilik rumah yaitu PC1(Layak) sekitar 0.07 dan probabilitas terendah pada PC0(tidak layak) sekitar 0.00. Dapat ditarik kesimpulan bahwa pada data uji tersebut **layak** untuk menerima zakat. Dengan jumlah probabilitas layak sebesar **1.20** dan tidak layak sebesar **1.00**.

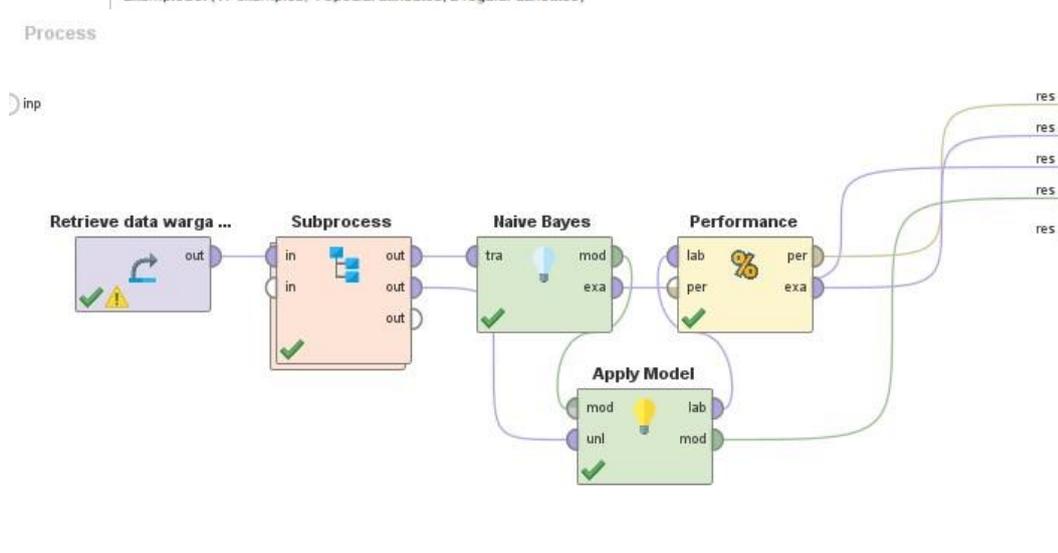
#### 4.1.4. Hasil Data Mining

Pada penelitian ini, dilakukan proses data mining menggunakan metode naïve bayes dalam proses analisis pada dataset penerima zakat fitrah. Pada Gambar 7 di bawah merupakan rancangan proses klasifikasi *Naïve Bayes* pada software *Rapidminer* (Tyas dkk., 2020). Data mining suatu rangkaian proses dengan beberapa tahapan yaitu seleksi data berupa data yang sesuai untuk dianalisis, dan transformasi data yaitu data yang diolah ke dalam format software untuk dilakukan proses data mining (Ridwan dkk., 2013).

Tabel 4.3. Data Testing

Row No.	Status Kelay...	prediction(S...	confidence(...	confidence(...	Id Training	Nama
1	Layak	Tidak layak	0.461	0.539	2	A Rachman Y...
2	Layak	Tidak layak	0.497	0.503	4	Andy Harry Ya...
3	Layak	Layak	0.631	0.369	14	Debby Bagus...
4	Layak	Layak	0.640	0.360	15	Azuan Jeny
5	Layak	Layak	0.649	0.351	16	Asri Ardian
6	Layak	Layak	0.657	0.343	17	Nyayu Fauziah
7	Layak	Layak	0.688	0.312	22	Parjiyo T
8	Layak	Layak	0.708	0.292	31	Harun Azmil
9	Layak	Layak	0.703	0.297	35	Taufik Hidayat
10	Layak	Layak	0.689	0.311	39	Yangga Dwi J...
11	Layak	Layak	0.684	0.316	40	Imam
12	Layak	Layak	0.678	0.322	41	Abdullah Assi...
13	Layak	Layak	0.665	0.335	43	Eko Prasetyo
14	Layak	Layak	0.621	0.379	48	Jumlah Afriv...
15	Layak	Layak	0.611	0.389	49	Komala Sari
16	Tidak layak	Layak	0.545	0.455	54	Rio Derwanlo
17	Layak	Tidak layak	0.498	0.502	57	Tri Pandya

ExampleSet (17 examples, 4 special attributes, 2 regular attributes)



Gambar 4.6. Klasifikasi Naive Bayes

### 4.1.5. Hasil Pengujian Model dan Evaluation

Rapidminer merupakan solusi dalam memprediksi serta menganalisis komputasi statistik. Model yang telah dibentuk, dilakukan pengujian tingkat akurasi dengan data uji berasal dari *datatraining* (Tyas dkk., 2020). Model yang telah dibentuk, dilakukan pengujian tingkat akurasi dengan data uji berasal dari data training. Pada tahap ini terdapat *simple distribution* dan *confusion matrix*. *Confusion matrix* berupa informasi mengenai klasifikasi apakah terprediksi benar pada sistem klasifikasi (Edukasi dkk., 2018).

### SimpleDistribution

Distribution model for label attribute Status Kelayakan

Class Layak (0.925)  
2 distributions

Class Tidak layak (0.075)  
2 distributions

Gambar 4.7 Model Distribusi Naive Bayes

Pada Gambar 4.7 merupakan hasil model distribusi *naïve bayes*. Hasil *naïve bayes* dilihat bahwa model distribusi nilai class “Layak” sebanyak 0.925, sedangkan pada class “Tidak Layak” sebanyak 0.075. Dapat kita buktikan melalui perhitungan probabilitas, yaitu :

$$P(A) = \frac{n(A)}{n(S)}$$

P(A) = Peluang Status Kelayakan  
 n(A) = Banyak Kemungkinan Kejadian(S) =  
 Banyak Ruang sampel

$$P(\text{Layak}) = \frac{n(\text{Layak})}{n(S)}$$

$$= \frac{37}{40} = 0.925$$

$$P(\text{Tidak Layak}) = \frac{n(\text{Tidak Layak})}{n(S)}$$

$$= \frac{3}{40} = 0.075$$

Pada pengujian manual di atas menggunakan hasil data distribusi, dengan jumlah data status kelayakan penerima zakat fitrah 40 penerima serta data layak yaitu 37 penerima dan tidak layak 3 penerima.

**Tabel 4.4. Confusion Matrix**

accuracy: 76.47%

	true Layak	true Tidak layak	class precision
pred. Layak	13	1	92.86%
pred. Tidak layak	3	0	0.00%
class recall	81.25%	0.00%	

Setelah melakukan semua proses perhitungan metode *naïve bayes*, tahap selanjutnya melakukan metode pengujian akurasi data hasil perhitungan dengan metode *confusion matrix*. Berdasarkan Tabel 4.9 nilai diperoleh bahwa *accuracy* 76.74%, *precision* 92.85%, dan *recall* 81.25, yaitu sebagai berikut :

1.  $Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\%$

$$Precision = \frac{13}{13+1} \times 100\%$$

$$Precision = 0.9285 \times 100\%$$

$$Precision = 92.85\%$$

2.  $Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%$

$$Recall = \frac{13}{13+3} \times 100\%$$

$$Recall = 0.8125 \times 100\%$$

$$Recall = 81.25 \%$$

$$3. \text{ Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = \frac{13+0}{13+1+0+3}$$

$$\text{Accuracy} = 0.7647 \times 100$$

$$\text{Accuracy} = 76.47\%$$

Berdasarkan tabel *confusion matrix*, dalam mendeskripsikan hasil evaluasi atau proses klasifikasi menggunakan data *training* sebanyak 57 penerima, dan data *testing* sebanyak 17 penerima. Dengan akurasi yang dihasilkan dari pengujian adalah 76.47% dalam artian nilai akurasi dari klasifikasi cukup tinggi. Pada *recall* menunjukkan hasil sebesar 81.25%. Hasil *precision* (presisi) dari hasil pengujian terklasifikasi dengan benar yaitu sangat tinggi dengan hasil yang diperoleh 92.85%. Nilai presisi sebesar 92.85% pada penelitian dipengaruhi melalui data training dan data testing beserta *class* atau label klasifikasinya.

## 5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini upaya dalam melakukan prediksi klasifikasi penentuan penerima zakat fitrah dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Algoritma *Naïve Bayes* merupakan metode yang digunakan dalam mengklasifikasikan suatu data. Kelas yang digunakan dalam memprediksi tingkat penerimaan zakat fitrah, yaitu layak dan tidak layak. Data yang digunakan dalam prediksi yaitu data diambil dari sampel data warga. Dari hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* didapatkan akurasi yang dipengaruhi dari beberapa faktor yaitu, jumlah data training, data testing dan atribut yang digunakan sehingga didapatkan model dengan akurasi yang terbaik dan dengan data yang valid dan warga yang menerima zakat fitrah terkategori layak menerima zakat fitrah baik, yang dijadikan pertimbangan penerima dan bukan penerima berdasarkan pengelompokan data berupa jumlah tanggungan dan penghasilan.

## REFERENSI

- [1] Alvina Felicia Watratan, Arwini Puspita. B, & Dikwan Moeis. (2020). Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Tingkat Penyebaran Covid-19 Di Indonesia. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 1(1), 7-14.
- [2] Damuri, A., Riyanto, U., Rusdianto, H., & Aminudin, M. (2021). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sembako. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 8(6), 219.
- [3] Edukasi, J., Gunawan, B., Pratiwi, H. S., & Pratama, E. E. (2018). *Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes*. 4(2), 113-118.
- [4] Fitriani, A. S. (2019). Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes untuk Memprediksi Partisipasi Pemilihan Gubernur. *JTAM (Jurnal Teori Dan Aplikasi Matematika)*, 3(2), 98-104.
- [5] Idayanti, R. (2018). Distribusi Zakat Fitrah Pada Masyarakat Miskin Kecamatan Tanete Riattang Barat. *ILTIZAM Journal of Sharia Economic Research*, 2(1), 45.
- [6] Jadhav, A., Pandita, A., Pawar, A., & Singh, V. (2016). Classification of Unstructured Data using Naïve Bayes Classifier and Predictive Analysis for RTI Application. *ABHIYANTRIKI: An International Journal of Engineering & Technology*, 3(6), 1-6
- [7] Khairuddin, S.H.I., M. A. (2020). *Zakat Dalam Islam : Menelistik Aspek Historis, Sosiologi dan Yuridis*. Prenada Media.
- [8] Mustafa, M. S., Ramadhan, M. R., & Thenata, A. P. (2018). Implementasi Data Mining untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. *Creative Information Technology Journal*, 4(2), 151.
- [9] Nabilla Yolanda Paramitha, Aang Nuryaman, Ahmad Faisol, Eri Setiawan, & Dina Eka Nurvazly, Jurusan Matematika, F., & MIPA, U. L. (2023). *Klasifikasi penyakit stroke menggunakan metode Naive Bayes*. 3(2), 13-22.
- [10] Rahmadi, S.Ag., M. P. . (2011). *Pengantar Metodologi Penelitian* (Syahrani (ed.)). Antasari Press.
- [11] Roiger, R. J. (2017). *Data mining: a tutorial-based primer*. CRC Press.

- [12] Ridwan, M., Suyono, H., & Sarosa, M. (2013). Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademi Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. *Eeccis*, 7(1), 59–64.
- [13] Setiyani, L. (2021). Desain Sistem : Use Case Diagram Pendahuluan. *Prosiding Seminar Nasional : Inovasi & Adopsi Teknologi 2021, September*, 246–260.
- [14] Toto Syatori Nasehudin, N. G. (2012). *Metode Penelitian Kuantitatif* (B. A. Saebani (ed.)). Pustaka Setia.
- [15] Tyas, R. A., Anggraini, M., Sulasiyah, I. A., & Aini, Q. (2020). Implementasi Algoritma Naïve Bayes Dalam Penentuan Rating Buku. *Sistemasi*, 9(3), 557.
- [16] Zellatifanny, C. M., & Mudjiyanto, B. (2018). Tipe Penelitian Deskripsi Dalam Ilmu Komunikasi. *Diakom : Jurnal Media Dan Komunikasi*, 1(2), 83–90.