

# fixx Ferry (1) (1).docx

*by*

---

**Submission date:** 16-Feb-2023 05:34PM (UTC+0700)

**Submission ID:** 2015578140

**File name:** fixx Ferry (1) (1).docx (2.46M)

**Word count:** 2447

**Character count:** 16774

**1**  
**PENGARUH DEMOGRAFI DESA TERHADAP PREDIKSI PARTISIPASI  
 MASYARAKAT DALAM PEMILU MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES  
 (STUDI KASUS : KOTA PACITAN)**

Ferry Setiawan<sup>1)</sup>, Arif Senja Fitriani<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

<sup>2)</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia  
 asfjim@umsida.ac.id

**1**  
**Abstract.** *Voters' demographic factors have an influence in regional head elections or regional elections. The study will classify based on general election data obtained from villages in sub-districts in Pacitan Regency using data mining techniques. The variables that will be used in classifying villages are TPS, DPT, Attendance and Golput. The method that will be used is the Naïve Bayes method which is one of the classification techniques in data mining. Based on the research conducted, it is concluded that the information system created can classify villages into 2 types, namely low and high by Naïve Bayes method.*

**Keywords:** *Demographics, Classification, Naïve Bayes.*

**Abstrak.** *Faktor demografi pemilih memiliki pengaruh dalam pemilihan umum kepala daerah atau pilkada. Penelitian akan melakukan klasifikasi berdasarkan data pemilihan umum yang diperoleh dari desa-desa di kecamatan yang ada di Kabupaten Pacitan dengan menggunakan teknik data mining. Variabel yang akan digunakan dalam melakukan klasifikasi desa adalah TPS, DPT, Kehadiran dan Golput. Metode yang akan digunakan adalah metode Naïve Bayes yang merupakan salah satu teknik pengklasifikasian dalam data mining. Berdasarkan penelitian yang dilakukan dihasilkan kesimpulan bahwa sistem informasi yang dibuat dapat mengklasifikasikan desa menjadi 2 jenis yaitu rendah dan tinggi menggunakan metode Naïve Bayes*

**Kata kunci:** *Demografi, Klasifikasi, Naïve Bayes*

## I. PENDAHULUAN

Demografi adalah istilah yang sering digunakan dalam pencatatan statistik. Arti demografi sendiri seringkali dikaitkan dengan kependudukan. Demografi adalah data statistik yang menyangkut populasi penduduk yang didasarkan atas berbagai klasifikasi seperti usia, ras, jenis kelamin, agama, pekerjaan, dan pendidikan. Lalu tingkat kelahiran, tingkat kematian, kepadatan penduduk, tingkat pendapatan, dan sebagainya. Demografi adalah data yang sangat penting dalam pengambilan kebijakan pemerintah. Pemerintah lazim menggunakan demografi untuk perencanaan kebijakan hingga pembagian sumber daya.[1]

Faktor demografi pemilih memiliki pengaruh dalam pemilu dan pilpres. Hanya saja, faktor demografi tersebut tidak cukup untuk memenangkan pilkada. Hak memilih bahkan dipandang sebagai jenis hak asasi manusia yang paling penting karena pelaksanaan berbagai jenis hak asasi manusia lainnya dapat dijamin melalui penggunaan hak pilih tersebut. Misalnya, pemilih hanya memberikan suara kepada partai/calon yang akan menjamin pelaksanaan berbagai jenis hak asasi manusia lainnya. Sebagaimana halnya setiap individu bertanggungjawab mengurus masalah pribadinya sendiri, demikian pula setiap warga negara sewajarnya berpartisipasi dalam pengurusan masalah publik dengan cara menggunakan hak pilihnya.[2]

Penelitian terdahulu menjadi salah satu referensi penelitian penulis, sehingga penulis dapat memperkaya teori yang digunakan untuk mengkaji penelitian yang dilakukan. Dari penelitian terdahulu, penulis tidak menemukan penelitian dengan judul yang sama seperti penelitian penulis, akan tetapi penulis telah mengajukan beberapa penelitian sebagai referensi untuk memperkaya bahan dalam penelitian penulis.

Penelitian yang dilakukan oleh Ailul Chowiyah (2019) yang berjudul "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN METODE KLASIFIKASI NAÏVE BAYES UNTUK MEMPREDIKSI PARTISIPASI PEMILIHAN GUBERNUR". Tujuan dari penelitian tersebut yaitu untuk mengetahui nilai klasifikasi algoritma Naïve Bayes dalam klasifikasi memprediksi partisipasi pemilihan Gubernur. Hasil yang didapatkan dalam penelitian ini yang digunakan yaitu dataset yang diambil sebanyak 300 data dibagi 2 yaitu sebanyak 65% dari 195 data training dan sebanyak 35% dari 105 data Testing. Hasil prediksi partisipasi pemilu dari dataset yang diambil sebanyak 300 data dibagi 2 yaitu sebanyak 65% dari 195 data training dan sebanyak 35% dari 105 data testing. Hasil prediksi berdasarkan set atribut kehadiran, untuk kehadiran dengan 105 data diperoleh nilai 97% prediksi kebenarannya dan diperoleh 3% prediksi kesalahannya.

Penelitian lainnya dilakukan oleh Amelia Iomenta & Jacobus (2017) yang laporan berjudul "PREDIKSI MASA STUDI MAHASISWA MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES". Tujuan dari penelitian penulis yaitu untuk menganalisa dan memprediksi lama masa studi mahasiswa sehingga dapat dijadikan acuan dalam pengadaan

sarana dan prasarana perkuliahan. Hasil yang didapat dari penelitian ini setelah dilakukan pengujian, diperoleh nilai akurasi sebesar 82,26%. Hasil tersebut dapat dimanfaatkan sebagai strategi dalam meningkatkan kualitas pembelajaran di Universitas Mercu Buana.

Penelitian yang dilakukan oleh Abdul Hakim tahun (2019) yang berjudul "PREDIKSI KEHADIRAN MASYARAKAT DALAM PEMILIHAN UMUM DENGAN MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES". Tujuan dari penelitian tersebut yaitu untuk mengetahui nilai klasifikasi algoritma Naïve Bayes dalam klasifikasi dalam kehadiran masyarakat dalam pemilu. Serta hasil yang didapatkan dalam penelitian ini nilai accuracy sebesar 68,17%, nilai untuk precision sebesar 77,46%, dan nilai untuk recall sebesar 78,57%. Dengan data training 80% dan data test 20%. Penelitian ini memiliki kesamaan yakni sama menggunakan metode Naïve Bayes selain itu terdapat perbedaan dalam dataset. Pada penelitian yang telah dilakukan oleh Abdul Hakim (2019) menggunakan algoritma Naives Bayes.

## II. METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu :

### A. Metode Naïve Bayes

Metode Naïve Bayes adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu class. Teorema bayes yang memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan decision tree dan neural network.

Classification terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam database dengan data yang benar.[3]

### B. Dasar Teorema Bayes

Dalam pengembangan Sistem Informasi "Klasifikasi Pengaruh Demografi Desa Terhadap Masyarakat Dalam Pilpres", terdapat beberapa konsep dasar untuk membangun Sistem Informasi ini[4], beberapa di antaranya yaitu:

#### 1. Teorema Total Probabilitas

$$P(B) = \sum_{i=1}^M P(B|A_i)P(A_i) \dots\dots(1)$$

#### 2. Teorema Bayes

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} = P(X|H) \times P(H) / P(X) \dots\dots(2)$$

- Misalkan X menjadi sampel data (bukti): label kelas tidak diketahui
- Misalkan H menjadi hipotesis bahwa X termasuk kelas C
- Klasifikasi adalah untuk menentukan P(H|X), yakni probabilitas posteriori yang merupakan probabilitas yang dimiliki hipotesis yang diberikan dengan data sampel yang diamati X.
- P(H) (probabilitas sebelumnya): probabilitas awal  
Contoh: X akan membeli computer tanpa memandang usia, penghasilan
- P(X): probabilitas bahwa data sampel diamati
- P(X|H) (kemungkinan): probabilitas untuk mengamati sampel X, mengingat hipotesis itu berlaku.  
Contoh: mengingat X akan membeli computer, masalahnya bahwa X adalah 31.. 40, penghasil penengah.

#### 3. Prediksi Berdasarkan Teorema Bayes

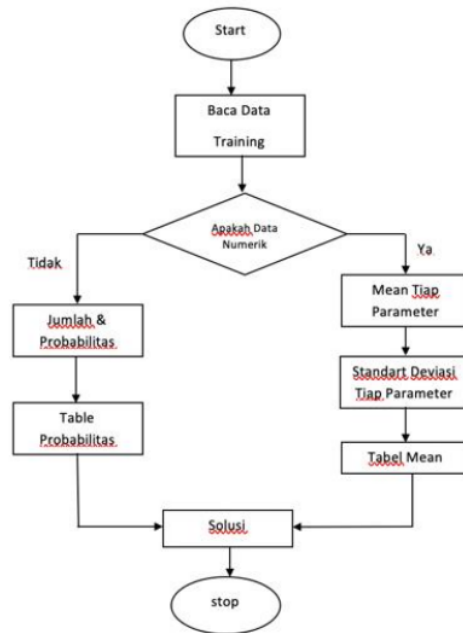
Dengan data training X, probabilitas posterior dari hipotesis H, P(H|X) mengikuti teorema Bayes

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} = P(X|H) \times P(H) / P(X) \dots\dots(3)$$

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini yakni data hasil pemilu 2021 kabupaten yang diperoleh dari website resmi KPU (<https://pemilu2019.kpu.go.id>).

Kabupaten Pacitan terdiri dari 12 kecamatan dan 166 desa (dari total 66 kecamatan dan 7.724 desa di Jawa Timur). Jumlah penduduknya mencapai 582.275 jiwa dengan luas wilayah 1.389,92 km<sup>2</sup> dan sebaran penduduk 419 jiwa/km<sup>2</sup>[5]



Gambar 1. Flowchart Data Training

Perhitungan Manual Training Dataset

1 Tabel 1 Tabel Hasil Pilpres 2019 Kecamatan Pringkuku, Kabupaten Pacitan

ID	TPS	DPT	Hadir	Golput	Hadir %	Klasifikasi
1	Candi (4)	2627	1878	749	71.4883898	Tinggi
2	Dadapan (2)	1486	948	538	63.795424	Tinggi
3	Dersono (5)	2724	1611	1113	59.1409692	Tinggi
4	Glinggangan (3)	2166	1517	649	70.0369344	Tinggi
5	Jlubang (2)	1387	842	545	60.7065609	Tinggi
6	Ngadirejan (4)	3003	2033	970	67.6989677	Tinggi
7	Pelem (5)	3050	2139	911	70.1311475	Tinggi
8	Poko (3)	1757	1254	503	71.3716562	Tinggi
9	Pringkuku (4)	2775	1930	845	69.5495495	Tinggi
10	Sobo (1)	612	458	154	74.8366013	Tinggi
11	Sugihwaras (2)	810	614	196	75.8024691	Tinggi
12	Tamanasri (3)	2059	1102	957	53.5211268	Rendah
13	Watukarung (2)	1222	930	292	76.1047463	Tinggi

1 Tabel 2 Tabel Klasifikasi Manual Sebagai Data Latih

ID	TPS	DPT	Hadir	Golput	Klasifikasi
1	< 4	High	Low	Low	Rendah
2	< 4	High	High	Low	Tinggi
3	4 - 7	High	Low	Low	Rendah
4	> 7	Medium	Low	Low	Rendah
5	> 7	Low	Low	High	Rendah
6	> 7	Low	High	High	Rendah
7	4 - 7	Low	High	High	Rendah

8	< 4	Medium	Low	Low	Rendah
9	< 4	Low	Low	High	Rendah
10	> 7	Medium	Low	High	Rendah
11	< 4	Medium	High	High	Rendah
12	4 - 7	Medium	High	Low	Tinggi
13	4 - 7	High	Low	High	Rendah
14	> 7	Medium	High	Low	Tinggi

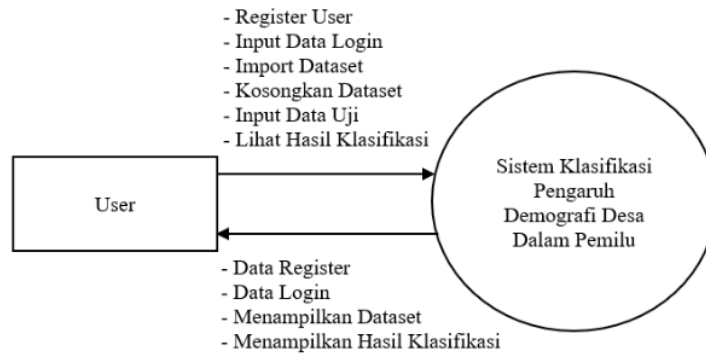
- Class:  
C1 = Rendah, C2 = Tinggi
- Data diklasifikasikan:  
 $X = (TPS < 4, DPT = \text{"Medium"}, \text{Hadir} = \text{"Tinggi"}, \text{Golput} = \text{"Tinggi"})$
- Apakah  $X \rightarrow$  Desa dengan klasifikasi tinggi atau rendah?  
Kalkulasi
- $P(C_i)$ :
  - $P(\text{klasifikasi desa} = \text{"Rendah"}) = 11/14 = 0.786$
  - $P(\text{klasifikasi desa} = \text{"Tinggi"}) = 3/14 = 0.214$
- Hitung  $P(X|C_i)$  untuk tiap kelas
  - $P(TPS < 4 | \text{klasifikasi desa} = \text{"Rendah"}) = 4/11 = 0.182$
  - $P(TPS < 4 | \text{klasifikasi desa} = \text{"Tinggi"}) = 1/3 = 0.333$
  - $P(DPT = \text{"Medium"} | \text{klasifikasi desa} = \text{"Rendah"}) = 4/11 = 0.182$
  - $P(DPT = \text{"Medium"} | \text{klasifikasi desa} = \text{"Tinggi"}) = 2/3 = 0.667$
  - $P(\text{Hadir} = \text{"High"} | \text{klasifikasi desa} = \text{"Rendah"}) = 3/11 = 0.273$
  - $P(\text{Hadir} = \text{"High"} | \text{klasifikasi desa} = \text{"Tinggi"}) = 3/3 = 1$
  - $P(\text{Golput} = \text{"High"} | \text{klasifikasi desa} = \text{"Rendah"}) = 7/11 = 0.636$
  - $P(\text{Golput} = \text{"High"} | \text{klasifikasi desa} = \text{"Tinggi"}) = 0/3 = 0$
- $X = (TPS < 4, DPT = \text{"Medium"}, \text{Hadir} = \text{"Tinggi"}, \text{Golput} = \text{"Tinggi"})$
- $P(X|C_i)$ :
  - $P(X | \text{klasifikasi desa} = \text{"Rendah"}) = 0.182 * 0.182 * 0.273 * 0.636 = 0.006$
  - $P(X | \text{klasifikasi desa} = \text{"Tinggi"}) = 0.333 * 0.667 * 1 * 0 = 0$
- $P(X|C_i) * P(C_i)$ 
  - 1  $P(X | \text{klasifikasi desa} = \text{"Rendah"}) * P(\text{klasifikasi desa} = \text{"Rendah"}) = 0.006 * 0.786 = 0.005$
  - $P(X | \text{klasifikasi desa} = \text{"Tinggi"}) * P(\text{klasifikasi desa} = \text{"Tinggi"}) = 0 * 0.214 = 0$

Oleh karena itu,  $X$  memiliki kelas (klasifikasi desa = "Rendah")

#### a. Diagram Konteks

Diagram konteks adalah diagram yang mencangkup masukan-masukan dasar, sistem umum dan keluaran, diagram ini merupakan tingkatan tertinggi dalam diagram aliran data dan hanya memuat satu proses, menunjukkan sistem secara keseluruhan, diagram tersebut tidak memuat penyimpanan dan pengambaran aliran data yang sederhana, proses tersebut diberi nomor nol.[6]

Diagram konteks aplikasi ini adalah sebagai berikut:

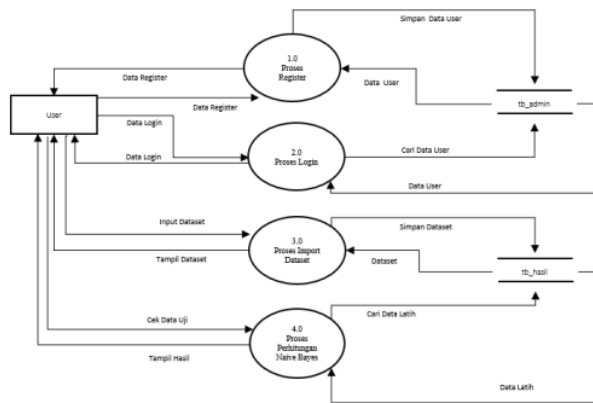


Gambar 2 Diagram Konteks

**b. DFD Level 0**

DFD menggambarkan penyimpanan data dan proses yang mentransformasikan data. DFD menunjukkan hubungan antara data dan proses pada sistem. DFD (Data Flow Diagram) adalah gambaran keseluruhan kerja sistem secara garis besar. DFD merupakan peralatan yang berfungsi untuk menggambarkan secara rinci mengenai sistem sebagai jaringan antar kerja dan kemana data mengalir serta penyimpanannya (Oetomo, 2002).

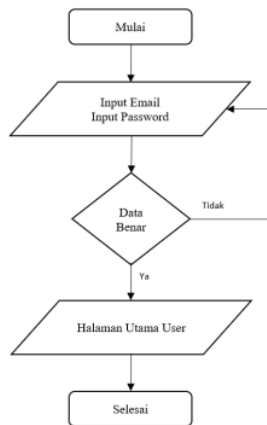
Data Flow Diagram (DFD) aplikasi ini sebagai berikut .



Gambar 3 Data Flow Diagram

**c. Flowchart**

Flowchart program digunakan untuk mengetahui bagaimana cara program dirancang. Flowchart dalam program akan terlihat jelas proses logika dalam suatu program dari aplikasi.

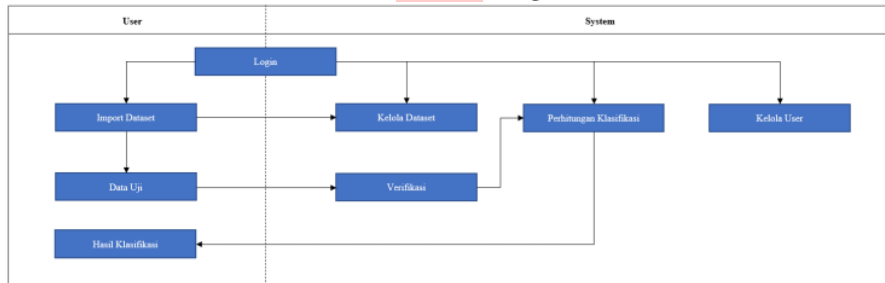


Gambar 4 Flowchart Login User

a. Struktur Navigasi

Struktur navigasi merupakan hal yang sangat penting dalam pembuatan sebuah aplikasi. Struktur navigasi ini rancangan hubungan antara beberapa form yang berbeda dan dapat membantu mengorganisasikan seluruh elemen input.[7]

Tabel 3 Struktur Navigasi



Gambar 3.6 Struktur Navigasi Campuran

Perancangan Database

Pada perancangan database untuk Sistem Informasi ini terdiri dari 2 tabel yaitu table admin dan tabel hasil sebagai data latih.

- Entitas table admin (primary key, auto increment: admin\_id)

Tabel 4 Tabel Data Latih Database Naïve Bayes

Nama field	Type data	Length	Keterangan
Admin_id	Integer	11	ID admin
Admin_email	Varchar	50	Email admin
Admin_password	Varchar	50	Password admin

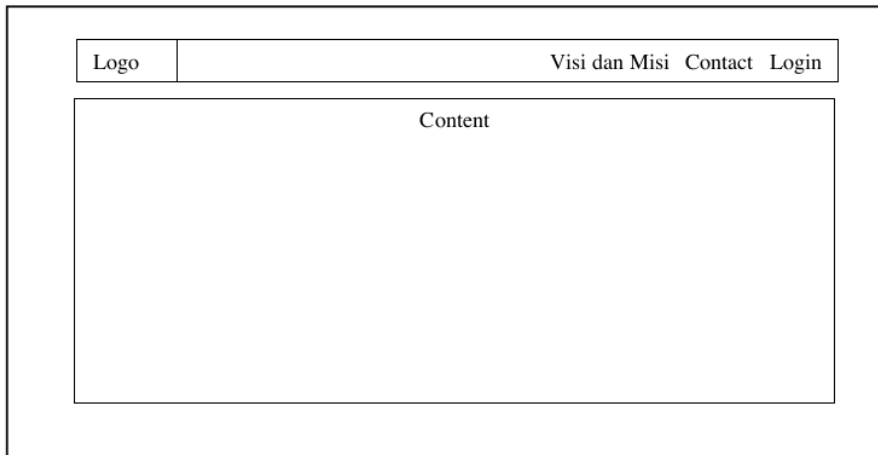
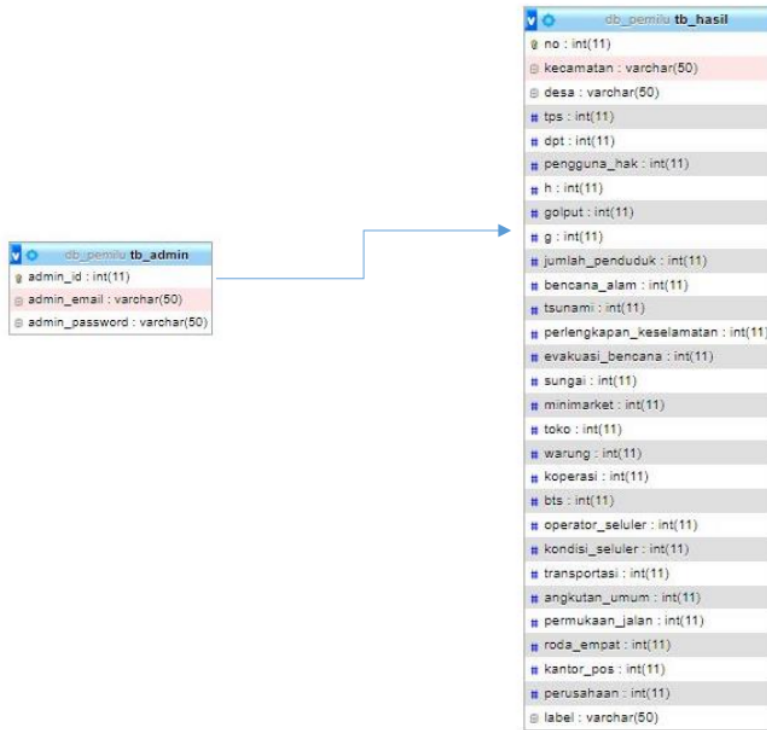
- Entitas data\_latih (primary key, auto increment: id)

Tabel 5 Tabel Data Latih Database Naïve Bayes

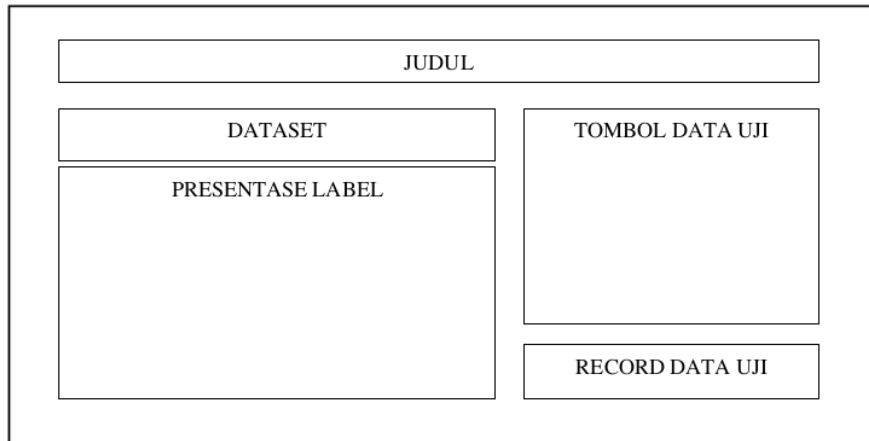
Nama field	Type data	Length	Keterangan
No	Integer	11	ID data latih

Kecamatan	Varchar	50	Jumlah kecamatan
Desa	Varchar	50	Jumlah desa
Tps	Integer	11	Jumlah tps
Dpt	Integer	11	Jumlah daftar pemilih tetap
Pengguna_hak	Integer	11	Jumlah DPT yang hadir
H	Integer	11	Jumlah presentase dpt
Golput	Integer	11	Jumlah golongan putih
G	Integer	11	Jumlah presentase golput
Jumlah_penduduk	Integer	11	Jumlah penduduk
Bencana_alam	Integer	11	Jumlah bencana alam
Tsunami	Integer	11	Jumlah tsunami
Perlengkapan_keselamatan	Integer	11	Jumlah perlengkapan
Evakuasi_bencana	Integer	11	Jumlah evakuasi bencana
Sungai	Integer	11	Jumlah sungai
Minimarket	Integer	11	Jumlah minimarket
Toko	Integer	11	Jumlah toko
Warung	Integer	11	Jumlah warung
Koperasi	Integer	11	Jumlah koperasi
Bts	Integer	11	Jumlah bts
Operator_seluler	Integer	11	Jumlah operator seluler
Kondisi_seluler	Integer	11	Jumlah kondisi seluler
Transportasi	Integer	11	Jumlah transportasi
Angkutan_umum	Integer	11	Jumlah angkutan umum
Permukaan_jalan	Integer	11	Jumlah permukaan jalan
Roda_empat	Integer	11	Jumlah roda empat
Kantor_pos	Integer	11	Jumlah kantor pos
Perusahaan	Integer	11	Jumlah perusahaan
Label	Varchar	50	Label klasifikasi desa

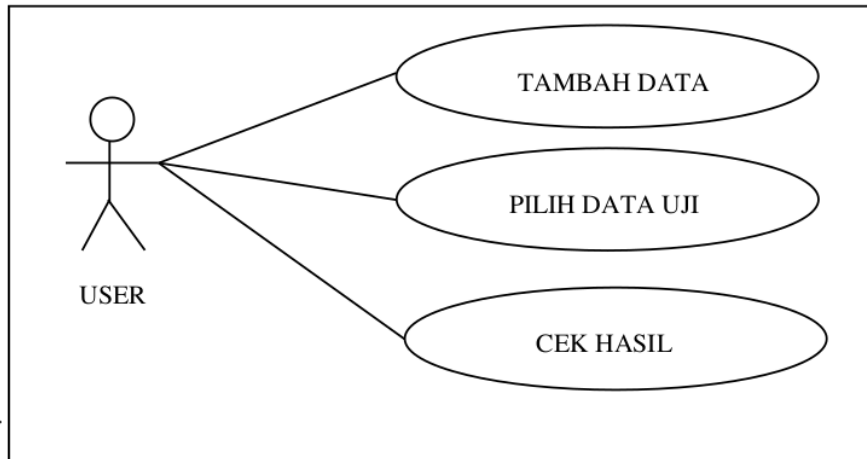
Tabel 6 Tabel Relasi Database Naïve Bayes



Gambar 3.1 Gambar Perancangan Halaman Utama



**Gambar 3.1** Gambar Perancangan User Interface



**Gambar 3.4** Use Case Diagram

Berikut adalah tampilan aplikasi berbasis web :

Dataset

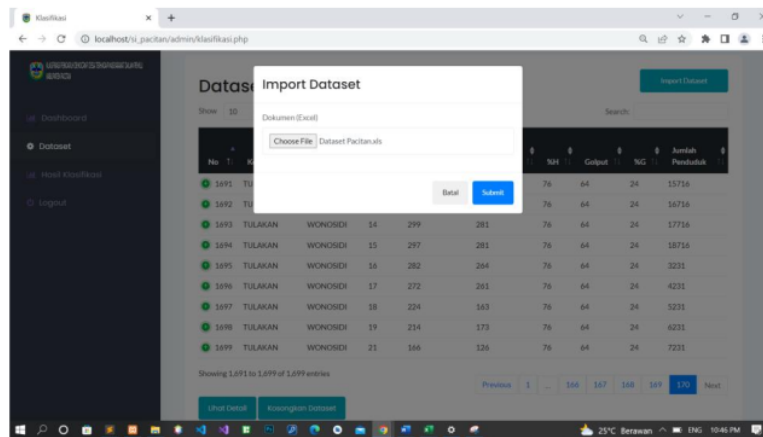
Show 10 entries

No	Kecamatan	Desa	TPS	Pemilih Terdaftar (DPT)	Pengguna Hak Pilih	NU	Golput	NG	Jumlah Penduduk
1691	TULAKAN	WONOSIDI	12	266	263	76	64	24	15716
1692	TULAKAN	WONOSIDI	13	298	281	76	64	24	16716
1693	TULAKAN	WONOSIDI	14	299	281	76	64	24	17716
1694	TULAKAN	WONOSIDI	15	297	281	76	64	24	18716
1695	TULAKAN	WONOSIDI	16	282	264	76	64	24	3231
1696	TULAKAN	WONOSIDI	17	272	261	76	64	24	4231
1697	TULAKAN	WONOSIDI	18	224	163	76	64	24	5231
1698	TULAKAN	WONOSIDI	19	214	173	76	64	24	6231
1699	TULAKAN	WONOSIDI	21	166	126	76	64	24	7231

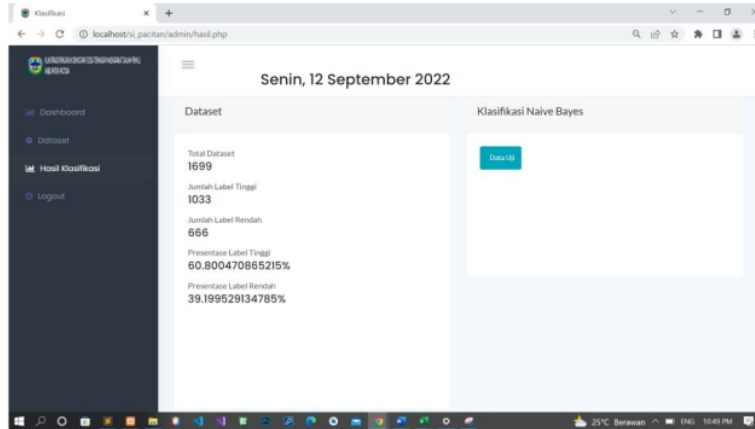
Showing 1,691 to 1,699 of 1,699 entries

Previous 1 166 167 168 169 170 Next

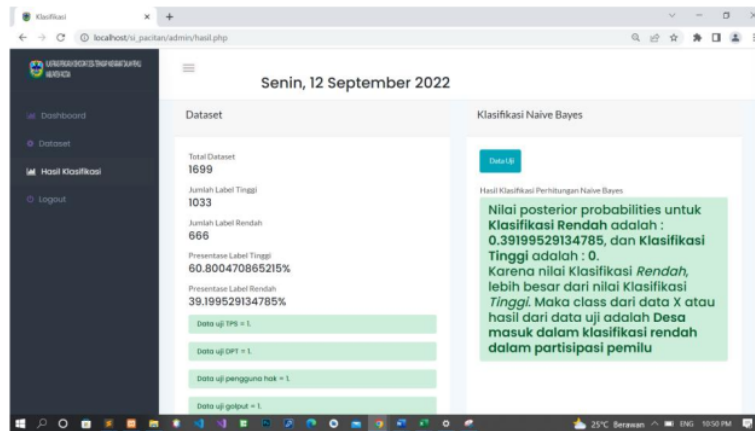
Gambar 5 Halaman Dataset



Gambar 6 Halaman Hasil Klasifikasi



Gambar 7 Form Input Data Uji



Gambar 8 Halaman Cek dan Hasil Data Uji

Dari Hasil dapat dijelaskan Bahwa tingkat klasifikasi tinggi menggunakan naïve bayes 60,8% dan tingkat klasifikasi rendah mencapai 39,1%.

Tabel 7 Berdasarkan perhitungan web

Prediksi	Class			Prosentase %
	Tinggi	Rendah	Hasil	
Web	1.033	666	1699	61%

Dari metode algoritma Naïve Bayes menyatakan hasil prediksi dibulatkan yaitu 61% dengan data testing

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil permasalahan serta pembahasan yang telah diuraikan dalam bab sebelumnya, maka kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

- a. Telah dibuat dan dirancang Sistem Informasi Klasifikasi Pengaruh Demografi Desa Terhadap Masyarakat Dalam Pemilu menggunakan metode Naïve Bayes. Semoga sistem informasi ini dapat membantu pengguna untuk mempermudah dalam pengklasifikasian .

- b. Hasil yang didapat dari penelitian ini dataset yang didapat 1699 data. Dengan jumlah mendapatkan label tinggi 1033 yang menghasilkan presentase label tinggi 60,8%. Sedangkan jumlah label rendah 666 menghasilkan presentase label rendah 39,1%

### V. Ucapan Terimakasih

Ucapan terimakasih kepada bapak dosen pembimbing, Mentor, Serta perguruan tinggi Universitas Muhammadiyah Sidoarjo yang telah membantu dan mendukung dalam penyelesaian penulisan artikel ini dan mendukung dalam menyelesaikan penulisan artikel ini dan terimakasih kepada pihak editor yang telah mereview dan menelaah penulisan artikel ini. Besar harapan kami untuk mendapat respon yang baik dari jurnal ilmiah Teknik informatika dalam publikasi jurnal tersebut.

### REFERENSI

- [1] Fitriani, A. S. (t.t.). Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes untuk Memprediksi Partisipasi Pemilihan Gubernur.
- [2] Hakim, A. (2019). Prediksi Kehadiran Masyarakat Dalam Pemilihan Umum Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes Classification. 3.
- [3] Harahap, F., Saragih, N. E., Siregar, E. T., & Sariangah, H. (2021). PENERAPAN DATA MINING DENGAN ALGORITMA NAIVE BAYES CLASSIFIER DALAM MEMPREDIKI PEMBELIAN CAT. JURNAL ILMIAH INFORMATIKA, 9(01), 19–23. <https://doi.org/10.33884/jif.v9i01.3702>
- [4] martha, layung pramesti. (2019). Hubungan karakteristik demografis masyarakat dengan tingkat partisipasi politik. <http://repository.unpak.ac.id/>
- [5] Nurmayanti, W. P. (2021). Penerapan Naive Bayes dalam Mengklasifikasikan Masyarakat Miskin di Desa Lepak. Geodika: Jurnal Kajian Ilmu dan Pendidikan Geografi, 5(1), 123–132. <https://doi.org/10.29408/geodika.v5i1.3430>
- [6] Rifai, M. F., Jatnika, H., & Valentino, B. (2019). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Pada Sistem Prediksi Tingkat Kelulusan Peserta Sertifikasi Microsoft Office Specialist (MOS). PETIR, 12(2), 131–144. <https://doi.org/10.33322/petir.v12i2.471>
- [7] Sabrani, A., & Majapahit, J. (2020). METODE MULTINOMIAL NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI ARTIKEL ONLINE TENTANG GEMPA DI INDONESIA. 2(1).
- [8] Silitonga, W. H., & Sihotang, J. I. (2019). Analisis Sentimen Pemilihan Presiden Indonesia Tahun 2019 Di Twitter Berdasarkan Geolocation Menggunakan Metode Naïve Bayesian Classification. TelKa, 9(02), 115–127. <https://doi.org/10.36342/teika.v9i02.2199>
- [9] Wahyuni, D. T., Sutojo, T., & Luthfiarta, A. (t.t.). PREDIKSI HASIL PEMILU LEGISLATIF DKI JAKARTA MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES DENGAN ALGORITMA GENETIKA SEBAGAI FITUR SELEKSI.
- [10] Wijaya, H. D., & Dwiasnati, S. (2020). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes pada Penjualan Obat. Jurnal Informatika, 7(1), 1–7. <https://doi.org/10.31311/ji.v7i1.6203>

**Conflict of Interest Statement:**

*The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.*

ORIGINALITY REPORT

---

19%

SIMILARITY INDEX

0%

INTERNET SOURCES

19%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

---

PRIMARY SOURCES

---

1

Ferry Setiawan, Arif Senja. "The Influence of Village Demographics on the Prediction of Community Participation in Elections Using the Naïve Bayes Algorithm (Case Study: Pacitan City)", *Procedia of Engineering and Life Science*, 2023

Publication

19%

---

Exclude quotes  On

Exclude matches  < 2%

Exclude bibliography  On