

habib_Artikel-1751637886445

by Turnitin Checker

Submission date: 04-Jul-2025 07:35PM (UTC+0530)

Submission ID: 2710080985

File name: habib_Artikel-1751637886445.pdf (495.33K)

Word count: 2639

Character count: 17048

Model Analysis of the 2019 Election Participation Level Against Demographics in Pamekasan Regency Using the Naive Bayes Method

Analisis Model Pada Tingkat Partisipasi Pemilu 2019 Terhadap Demografi Di Kabupaten Pamekasan Menggunakan Metode Naive Bayes

Maulana Habib Firmansyah¹⁾ Arif Senja Fitran²⁾ Azmuri Wahyu Azinar³⁾ Suhendro Busono⁴⁾

¹⁾ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

⁴⁾ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

³⁾ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

⁴⁾ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi : asfjm@umsida.ac.id

15

Abstract. This study aims to analyze the level of election participation in 2019 in Pamekasan Regency based on demographic data using the Naive Bayes classification method. The data used consists of 189 instances and 208 predictor attributes obtained from the publication of the Central Statistics Agency (BPS). The analysis process involves the stages of preprocessing, feature selection, and model evaluation. The test results show a model accuracy of 66%, with the highest f1-score value in the high participation class. Further analysis also shows that most sub-districts and villages in Pamekasan have a high level of participation. In addition, a very strong correlation was found between demographic attributes that have the potential to be important predictors of voter involvement. These findings provide an initial overview to understand the factors that influence public participation in elections.

Keywords – Elections, Predictions, Participation, Naïve Bayes

20

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat partisipasi pemilu tahun 2019 di Kabupaten Pamekasan berdasarkan data demografi menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes. Data yang digunakan terdiri dari 189 instance dan 208 atribut prediktor yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS). Proses analisis melibatkan tahapan preprocessing, seleksi fitur, dan evaluasi model. Hasil pengujian menunjukkan akurasi model sebesar 66%, dengan nilai f1-score tertinggi pada kelas partisipasi tinggi. Analisis lebih lanjut juga menunjukkan bahwa sebagian besar kecamatan dan kelurahan di Pamekasan memiliki tingkat partisipasi yang tinggi. Selain itu, ditemukan korelasi yang sangat kuat antar atribut demografi yang berpotensi menjadi prediktor penting dalam keterlibatan pemilih. Temuan ini memberikan gambaran awal untuk memahami faktor-faktor yang memengaruhi partisipasi masyarakat dalam pemilu.

Kata Kunci – Pemilu, Prediksi, Partisipasi, Naïve bayes

3

I. PENDAHULUAN

Pemilihan Umum (PEMILU) adalah peristiwa politik penting yang menentukan siapa yang akan memimpin negara demokrasi. Pemilu adalah siklus kegiatan politik yang memperjuangkan kepentingan politik untuk memilih wakil rakyat dan pemimpin dalam rangka mewujudkan demokrasi. Pemilu adalah siklus kegiatan politik yang menampung kepentingan rakyat, yang kemudian dikemas dalam berbagai kebijakan[1].

Dalam pemilu, demografi pemilih berpengaruh. Kependudukan seringkali dikaitkan dengan demografi. Data statistik tentang populasi yang disusun berdasarkan klasifikasi seperti usia, ras, jenis kelamin, agama, pekerjaan, dan pendidikan, serta tingkat kelahiran, tingkat kematian, kepadatan penduduk, tingkat pendapatan, dan sebagainya disebut demografi. Data

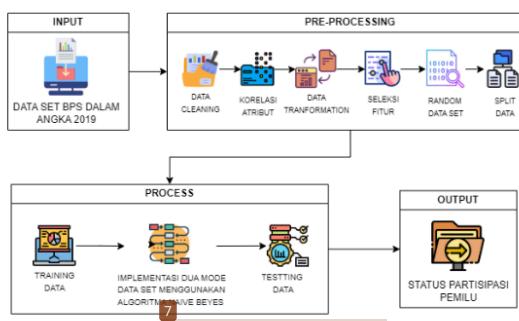
demografi sangat penting untuk kebijakan pemerintah. Pemerintah sering menggunakan demografi untuk membuat kebijakan dan membagi sumber daya[2].

Di seluruh Indonesia, partisipasi masyarakat dalam pemilu tahun 2019 meningkat menjadi 81,93% dari 77,5% yang diproyeksikan sebelumnya. Banyak faktor dapat memengaruhi tingkat partisipasi ini, salah satunya adalah demografi daerah. Setiap tahun, Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Pamekasan menerbitkan publikasi data yang berisi data tentang semua aspek yang ada di setiap desa di setiap kecamatan. Salah satu aspek yang dibahas dalam publikasi data tersebut adalah demografi. Data tentang demografi dapat dihubungkan dengan data partisipasi masyarakat dalam pemilihan umum[3].

Karena kemajuan dalam teknologi dan analisis data yang semakin pesat saat ini, teknik data mining dapat digunakan untuk menemukan pola dan tren dalam data pemilu. Salah satu metode klasifikasi yang digunakan dalam data mining, Naive Bayes Classifier, adalah salah satu metode klasifikasi yang digunakan dalam data mining dan berguna untuk memprediksi nilai dari variabel kategori target[4].

II. METODE

Studi ini bersifat kualitatif. Data demografi yang dikumpulkan dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Pamekasan untuk penelitian ini bertujuan untuk memprediksi partisipasi pemilu. Data akan diolah menggunakan metode klasifikasi naive Bayes untuk mengidentifikasi siapa saja yang terlibat dalam pemilihan[5]. Jumlah data dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk membuat model klasifikasi menggunakan algoritma klasifikasi, dan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan classifier untuk melakukan klasifikasi dengan benar[6].



Gambar 1 Alur Penelitian

Gambar 1 terdapat tahapan yaitu input, pre-processing, process dan output. Berikut penjelasan setiap tahapan tersebut.

2.1 Input

Data dikumpulkan pada tahap awal penelitian ini. Penelitian ini menggunakan data publikasi data tahun 2019 dari Kabupaten Pamekasan dan data rekapitulasi hasil pemilu tahun 2019. Publikasi data ini dapat diperoleh secara langsung dari situs resmi Badan Pusat Statistik

(BPS)[7]. Data terdiri dari 85 atribut prediktor serta satu atribut target, yang disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Atribut data dari BPS

No Atribut	Kelompok Atribut	Atribut
X1 – X12	Geografis dan Iklim	Luas Wilayah {X1}, Ketinggian dari Permukaan Laut{X2}, Pantai{X3}, Dataran Rendah{X4}, Dataran Tinggi/Pegunungan{X5}, Nama sungai{X6}, Panjang Sungai{X7}, Embung Desa{X8}, Jenis dan risiko bencana: Gempa Bumi{X9}, Tsunami{X10}, Gunung Meletus{X10}, Banjir{X11}, Kekeringan{X12}
X13 – X24	Pemerintah dan Administrasi	Banyaknya Kepala Dusun{X13}, Banyaknya Modin{X14}, Banyaknya Anggota BPD{15}, Jarak ke fasilitas Kantor Kecamatan{X16}, Jarak ke fasilitas Kantor Polisi{X17}, Jarak ke fasilitas Rumah Sakit{X18}, Jarak ke fasilitas Puskesmas{X19}, Jumlah Dusun{X20}, Jumlah RW{X21}, Jumlah RT{X22}, Sistem peringatan dini bencana{X23}, Rambu dan jalur evakuasi{X24}
X25 – X58	Penduduk dan Perumahan	Jumlah penduduk laki-laki {X25}, Jumlah penduduk perempuan{X26}, Jumlah total penduduk{X27}, Sex ratio{X28}, Kepadatan penduduk{X29}, Kepadatan rumah tangga{X30}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 00-04{X31}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 04-09{X32}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 10-14{X33}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 15-19{X34}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 20-24{X35}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 25-29{X36}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 30-34{X37}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 35-39{X38}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 40-44{X39}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 45-49{X40}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 50-54{X41}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 55-59{X42}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 60-64{X43}, Distribusi penduduk berdasarkan umur 65+{X44}, Jenis jamban sendiri {X45}, Jenis jamban bersama{X46}, Jenis jamban umum {X47}, bukan jamban{X48}, Gas kota{X49}, LPG 3kg{X50}, LPG lebih 3kg{X51}, Minyak

		tanah {X52}, Kayu bakar {X53}, air kemasan {X54}, isi ulang {X55}, PDAM {X56}, sumur {X57}, mata air {X58}
X59- X79	¹⁴ Sosial	Fasilitas dan kemudahan akses SD {X59}, Fasilitas dan kemudahan akses MI {X60}, Fasilitas dan kemudahan akses SMP {X61}, Fasilitas dan kemudahan akses MTS {X62}, Fasilitas dan kemudahan akses SMA {X63}, Fasilitas dan kemudahan akses MA {X64}, Fasilitas dan kemudahan akses SMK {X65}, Fasilitas dan kemudahan akses PT {X66}, Jumlah SD {X67}, Jumlah MI {X68}, Jumlah SMP {X69}, Jumlah MTS {X70}, Jumlah SMA {X71}, Jumlah MA {X72}, Jumlah SMK {X73}, Jumlah PT {X74}, Balita dengan gizi buruk {X75}, Fasilitas olahraga sepak bola {X76}, Fasilitas olahraga voli {X77}, Fasilitas olahraga renang {X78}, Fasilitas olahraga bela diri {X79}
X80 – X89	Pertanian	Luas lahan pertanian {X80}, Luas lahan bukan pertanian {X81}, Jenis lahan sawah {X82}, Jenis lahan bukan sawah {X83}, Jenis lahan ladang {X84}, Jenis lahan hutan rakyat {X85}, Jenis irigasi teknis {X86}, Jenis irigasi setengah teknis {X87}, Jenis irigasi sederhana {X88}, tada hujan {X89}
X90 – X96	Industri, Pertambangan, dan Energi	Listrik PLN {X90}, Listrik non-PLN {X91}, bukan listrik {X92}, bangunan dan lahan sekitar {X93}, hutan negara {X94}, rawa {X95}, jalan {X96}
X97 – X102	Perdagangan	pasar permanen {X97}, Pasar semi permanen {X98}, Minimarket {X99}, toko kelontong {X100}, restoran {X101}, hotel {X102}
X103 – X114	Transportasi dan Komunikasi	jalan aspal {X103}, Jalan diperkeras {X104}, Jalan tanah {X105}, jalan bisa dilalui kendaraan roda 4 atau lebih {X106}, Sarana transportasi darat {X107}, Sarana transportasi air {X108}, Sarana transportasi udara {X109}, BTS/menara seluler {X110}, Kondisi sinyal {X111}, operator Layanan {X112}, Kantor pos {X113}, jasa ekspedisi {X114}
X115 – X120	Keuangan	Bank pemerintah {X115}, bank swasta {X116}, BPR {X117}, KUD {X118}, Kopinkra {X119}, Kospin {X120}
Y	Pemilu	Tingkat Partisipasi Masyarakat

2.2 Pre-Processing

Pada tahap ini melakukan *pre- procesing* data, berikut penjelasannya.

a. Data Cleaning

Data cleaning adalah proses untuk menemukan kesalahan seperti duplikasi, inkonsistensi, dan data tidak lengkap. Kemudian, keputusan tentang data dibuat, seperti menghapus data yang tidak sesuai atau memperbaikinya[8].

b. Korelasi atribut

Attribute 1	Attribute 2	Correlation
G136	G142	1.0
G32	G34	0.999999602423443
G233	G236	0.999994618824921
G34	G52	0.999968631680487
G32	G52	0.999964357459555
G72	G73	0.9990849107531108
G53	G54	0.998728735811418
G84	G85	0.9954482335602096
G78	G79	0.9948481387569174
G58	G59	0.990738985269041

Analisis korelasi antar atribut dilakukan untuk mengevaluasi seberapa kuat hubungan antara atribut prediktor dengan atribut target, yaitu tingkat partisipasi pemilu. Berdasarkan tabel, terdapat beberapa pasangan atribut yang memiliki nilai korelasi sangat tinggi, seperti G136 dengan G142 (1.0), G32 dengan G34 (0.999999), dan G233 dengan G236 (0.999999). Nilai korelasi mendekati 1 menunjukkan bahwa pasangan atribut tersebut memiliki kemiripan yang sangat tinggi dalam hal informasi yang dimilikinya. Langkah ini bertujuan untuk menyaring atribut yang memiliki keterkaitan kuat dengan target, sekaligus mengurangi atribut yang bersifat duplikatif atau kurang relevan. Dengan menghilangkan atribut yang tidak memberikan kontribusi signifikan, proses klasifikasi dapat berjalan lebih efisien dan hasil model yang dibangun pun menjadi lebih akurat[9].

c. Data Transformation

```

Σ G1      object
G2      object
G3      object
G4      object
G5      object
...
G265     int64
G266     int64
G267     int64
G268     int64
P        object
Length: 208, dtype: object
Hasil setelah Transformasi Data:
   G1   G2   G3   G4   G5   G7   G9   G10  G11  G12   ...  G260  G261  G262  G263  \
0   0   118  150  154  72  0.0  24   24   37   29   ...   1.0   1.0   0.0   0.0
1   0   32   63   43   67  0.0  24   24   37   29   ...   1.0   1.0   0.0   0.0
2   0   33   62   41   58  0.0  19   19   28   19   ...   1.0   1.0   0.0   0.0
3   0   34   65   46   23  0.0  25   25   41   30   ...   1.0   1.0   0.0   0.0
4   0   131  153  156  49  0.0  17   18   22   19   ...   1.0   1.0   0.0   0.0

   G264  G265  G266  G267  G268  P
0   0.0   0.0   0.0   0.0   0.0   71
1   0.0   0.0   0.0   0.0   0.0   47
2   0.0   0.0   0.0   0.2   0.0   172
3   0.0   0.0   0.0   0.0   0.0   142
4   0.0   0.0   0.0   0.0   0.0   177

```

Pada tahap transformasi data, seluruh atribut diubah ke dalam format numerik agar sesuai dengan kebutuhan proses data mining. Seperti yang ditampilkan pada gambar, atribut-atribut awal yang sebelumnya bertipe objek (seperti G1 hingga G5) telah dikonversi menjadi nilai numerik. Hasil transformasi ini menunjukkan bahwa seluruh kolom kini

terdiri dari angka, termasuk atribut target "P", sehingga memudahkan dalam pengolahan data lebih lanjut menggunakan algoritma klasifikasi atau analisis statistik[10].

4.1 Seleksi Fitur

Seleksi fitur adalah proses pemilihan subset fitur yang paling relevan dari dataset untuk digunakan dalam pemodelan[11]. Proses ini melibatkan:

1. Evaluasi kepentingan setiap fitur
2. Penghapusan fitur yang redundan
3. Pemilihan fitur yang memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil klasifikasi
4. Pengurangan dimensi data untuk meningkatkan efisiensi komputasi

e. Random dataset

Random dataset dilakukan untuk mengacak dan memaksimalkan keterwakilan bobot setiap baris data pada semua atribut[12].

f. Split data

Data yang telah di proses selanjutnya dibagi 80 % sebagai data *training* dan 20% sebagai data *testing*.

2.3 Process

Tahapan ini merupakan implementasi dari algoritma 10 klasifikasi Naive Bayes terhadap data yang telah melewati proses pra-pemrosesan. Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data pelatihan (151 data) dan 20% untuk data pengujian (38 data). Metode Naive Bayes dipilih karena kemampuannya yang efisien dalam mengelola data berukuran kecil hingga menengah, serta keandalannya dalam mengolah atribut-atribut yang diasumsikan saling independen.

Pada tahap ini, model klasifikasi dibangun berdasarkan data pelatihan untuk mempelajari pola hubungan antara atribut demografi dan tingkat partisipasi masyarakat. Setelah model terbentuk, dilakukan pengujian terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya untuk memprediksi kategori partisipasi, yaitu tinggi atau rendah. Proses ini mencakup beberapa langkah penting seperti konversi seluruh atribut menjadi format numerik, pemisahan antara variabel prediktor dan target, pembentukan model klasifikasi menggunakan pendekatan probabilistik Naive Bayes, serta pengujian model untuk menghasilkan prediksi pada data baru.[13].

2.4 Output

Tahap ini menghasilkan keluaran dari proses klasifikasi yang telah dilakukan. Model yang telah dibangun digunakan untuk memprediksi kategori partisipasi dari 38 data pengujian, yang dikelompokkan ke dalam dua kelas: partisipasi tinggi (1) dan partisipasi rendah (0). Hasil klasifikasi kemudian dianalisis menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix), yang menunjukkan distribusi prediksi model terhadap label sebenarnya. Berdasarkan hasil tersebut, sebanyak 16 data berhasil diidentifikasi dengan benar sebagai partisipasi rendah, 9 data diklasifikasikan dengan benar sebagai partisipasi tinggi, 2 data salah diklasifikasikan sebagai rendah padahal seharusnya tinggi, dan 11 data salah diklasifikasikan sebagai tinggi padahal seharusnya rendah.

Selain itu, model juga dievaluasi menggunakan laporan klasifikasi yang mencakup metrik seperti precision, recall, f1-score, serta jumlah data per kelas (support). Metrik-metrik ini memberikan gambaran lebih mendalam tentang seberapa baik model mengenali setiap kategori. Untuk mendukung interpretasi hasil, digunakan visualisasi dalam bentuk grafik yang

memperlihatkan pola klasifikasi, sehingga memudahkan analisis performa model dalam memetakan tingkat partisipasi masyarakat pada data pengujian[14].

2.5 Analisis / Evaluasi

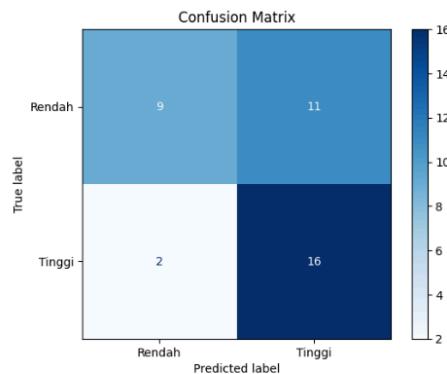
Evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model berdasarkan hasil klasifikasi. Model menghasilkan akurasi ²⁵ sebesar 66%. Untuk kelas partisipasi tinggi, f1-score mencapai 0,71 dengan recall 0,89, menunjukkan performa yang cukup baik. Namun, pada kelas partisipasi rendah, f1-score hanya 0,58 karena recall yang rendah (0,45), meskipun precision-nya tinggi (0,82).

Secara keseluruhan, model lebih efektif dalam mengenali partisipasi tinggi. Ke depan, disarankan untuk menyeimbangkan data dan mempertimbangkan metode klasifikasi lain guna meningkatkan akurasi[15].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini memanfaatkan 189 instance data dengan 208 fitur atau atribut, di mana atribut target diklasifikasikan ke dalam dua kategori: kelas 1 menunjukkan partisipasi tinggi, sedangkan kelas 0 merepresentasikan partisipasi rendah. Implementasi dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan Bahasa pemrograman python.

3.1 Akurasi dan Presisi



Gambar 2 Confusion Matrix

Gambar 2 menampilkan hasil confusion matrix dari model Naïve Bayes. Dari data yang dianalisis, sebanyak 2 data salah diklasifikasikan sebagai partisipasi rendah, sementara 9 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai partisipasi tinggi. Selain itu, terdapat 16 data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai partisipasi rendah, sedangkan 11 data lainnya salah diklasifikasikan sebagai partisipasi tinggi.

Tabel 3. Classification Report

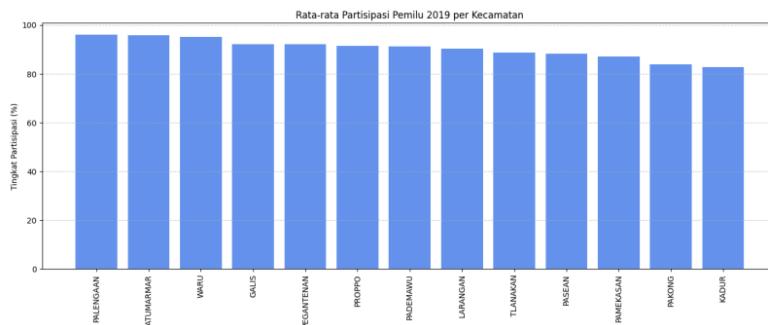
precision	recall	f1 - score	support
-----------	--------	------------	---------

0	0.82	0.45	0.58	20
1	0.59	0.89	0.71	18
accuracy			0.66	38
macro avg	0.71	0.67	0.65	38
weighted avg	0.71	0.66	0.64	38

21

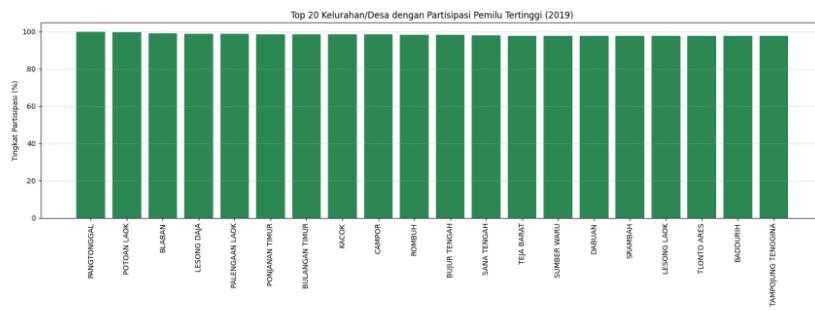
Tabel 3 menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan kelas 1 (partisipasi tinggi), dengan nilai precision 0.59, recall 0.89, dan f1-score 0.71. Ini mengindikasikan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data dari kelas 1 meskipun presisinya sedang. Sebaliknya, untuk kelas 0 (partisipasi rendah), performa model kurang optimal. Meskipun nilai precision-nya cukup tinggi (0.82), namun nilai recall hanya 0.45, yang berarti model sering gagal mendeteksi data yang sebenarnya termasuk dalam kelas ini. Nilai f1-score sebesar 0.58 mengindikasikan kinerja yang sedang untuk kelas ini. Secara keseluruhan, model memperoleh akurasi sebesar 66%, dengan nilai rata-rata macro F1-score 0.65, yang menunjukkan kinerja yang seimbang namun belum optimal di kedua kelas. Jumlah data yang cukup seimbang antara kelas 0 (20 data) dan kelas 1 (18 data) menunjukkan bahwa ketidakseimbangan kelas bukan menjadi faktor utama dalam variasi performa model ini.

3.2 Presentase Tingkat Partisipas



Gambar 3 Presentase partisipasi Kecamatan

Gambar 3 menunjukkan rata-rata partisipasi pemilu berdasarkan kecamatan di Kabupaten Pamekasan. Dari data yang ditampilkan, seluruh kecamatan memiliki tingkat partisipasi yang dikategorikan tinggi, dengan rata-rata presentase partisipasi berkisar antara 82,87% hingga 96,03%. Hasil ini menunjukkan bahwa seluruh wilayah kecamatan di Kabupaten Pamekasan memiliki tingkat partisipasi yang tinggi dalam pemilu. Temuan ini memberikan gambaran umum bahwa secara keseluruhan, partisipasi masyarakat di Kabupaten Pamekasan sangat baik.



Gambar 4 Presentase partisipasi 20 Kelurahan tertinggi

Gambar 4 menampilkan 20 kelurahan/desa dengan tingkat partisipasi pemilu tertinggi di Kabupaten Pamekasan. Data menunjukkan bahwa seluruh kelurahan/desa dalam daftar ini memiliki tingkat partisipasi di atas 97%, yang mencerminkan antusiasme masyarakat yang sangat tinggi dalam mengikuti pemilu. Hasil ini mengindikasikan bahwa di beberapa wilayah tingkat partisipasi masyarakat sangat tinggi, yang menunjukkan keberhasilan dalam meningkatkan kesadaran politik dan partisipasi demokratis di tingkat lokal.

IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma Naïve Bayes dapat dimanfaatkan untuk mengklasifikasikan tingkat partisipasi pemilu berdasarkan faktor-faktor demografi di Kabupaten Pamekasan. Metode ini mampu menghasilkan akurasi sebesar 66%, dengan performa yang cukup baik dalam mengenali kategori partisipasi tinggi. Evaluasi model menunjukkan bahwa atribut-atribut demografi tertentu, seperti jumlah penduduk laki-laki, perempuan, dan pemeluk agama Islam, memiliki korelasi yang sangat kuat dan dapat dijadikan sebagai variabel prediktor yang signifikan dalam memengaruhi tingkat partisipasi masyarakat. Secara umum, hasil ini mengindikasikan bahwa partisipasi pemilu di wilayah Pamekasan berada pada tingkat yang baik, dan faktor demografi memiliki peran penting dalam menentukan pola keterlibatan masyarakat dalam pemilu.

Se²³ penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan dan membandingkan performa algoritma klasifikasi lain, seperti Decision Tree, Random Forest, atau SVM, guna meningkatkan akurasi prediksi partisipasi pemilu. Selain itu, diperlukan eksplorasi lebih lanjut terhadap variabel-variabel demografi lainnya yang belum dikaji secara mendalam. Penggunaan dataset yang lebih luas dan representatif dari berbagai¹⁸rah juga dapat memberikan wawasan yang lebih menyeluruh terhadap pola partisipasi pemilih. Hasil penelitian ini dapat dijadikan acuan oleh pemerintah dan penyelenggara pemilu dalam menyusun strategi peningkatan partisipasi, terutama di wilayah dengan tingkat partisipasi rendah.

12 UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih peneliti ucapan kepada seluruh pihak yang telibat untuk membantu peneliti dalam kelancaran penelitian.



PRIMARY SOURCES

- | | | |
|----|--|----|
| 1 | 123dok.com
Internet Source | 3% |
| 2 | www.researchgate.net
Internet Source | 2% |
| 3 | journal.ummat.ac.id
Internet Source | 2% |
| 4 | money.kompas.com
Internet Source | 1% |
| 5 | aihub.id
Internet Source | 1% |
| 6 | Submitted to Aston University
Student Paper | 1% |
| 7 | Mohammad Bayu Anggara. "Comparison of Naïve Bayes and SVM Methods in Sentiment Analysis of User Reviews on the RSUD AL IHSAN Mobile Application", Competitive, 2025
Publication | 1% |
| 8 | repofeb.undip.ac.id
Internet Source | 1% |
| 9 | dokumen.tips
Internet Source | 1% |
| 10 | Oktaviani Oktaviani, Endah Kurniasari, Rosdiana Rosdiana, Faturachman Kurniawan Putra. "Pemanfaatan Metode Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen Terkait Insiden | 1% |

Server Down dan Peretasan pada Pusat Data Nasional", Jurnal Minfo Polgan, 2025

Publication

11	adsii.or.id Internet Source	1 %
12	jurnal.unimed.ac.id Internet Source	1 %
13	zonahidup.com Internet Source	<1 %
14	bappeda.jatengprov.go.id Internet Source	<1 %
15	isdcongress.meetinghand.net Internet Source	<1 %
16	A Rachmadany, Y M Pranoto, Gunawan, M T Multazam, A B D Nandiyanto, A G Abdullah, I Widiaty. "Classification of Indonesian quote on Twitter using Naïve Bayes", IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018 Publication	<1 %
17	Fiddin Yusfida A'la. "Optimasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Berbahasa Indonesia: IndoBERT dan SMOTE untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas", Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika, 2025 Publication	<1 %
18	repository.unmas.ac.id Internet Source	<1 %
19	eprints.uny.ac.id Internet Source	<1 %
20	jurnal.uns.ac.id Internet Source	<1 %

22

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

<1 %

Publication

23

Teguh Sujana, Rita Novita, Haris Tri Saputra, Agusviyanda. "Implementasi Learning Vector Quantization (LVQ) Untuk Klasifikasi Gaya Belajar", JURNAL FASILKOM, 2025

<1 %

Publication

24

Vianti Widyasari, Arief Senja Fitriani. "Application of Data Mining with Classification Methods for Promotion of New Student Admissions at Muhammadiyah University of Sidoarjo Using Web-Based Naïve Bayes Algorithm", Procedia of Engineering and Life Science, 2021

<1 %

Publication

25

Muhammad Andi Hermawan, Ahmad Faqih, Gifthera Dwilestari. "IMPLEMENTASI AKURASI MODEL NAIVE BAYES MENGGUNAKAN SMOTE DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI BRIMO", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025

<1 %

Publication

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8

PAGE 9
