

# **Penerapan Algoritma Support Vector Machine dalam Memprediksi Tingkat Partisipasi Pemilu Berdasarkan Data Indeks Desa Membangun pada Wilayah Tapal Kuda**

Oleh:

M. Bahrul ulum

Arif Senja Fitrani, S.Kom., M.Kom

Progam Studi Informatika

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

2025



# Pendahuluan

Demokrasi menempatkan rakyat sebagai pengambil keputusan utama, dengan pemilu sebagai indikator kualitasnya. Meski partisipasi pemilih di Indonesia cukup tinggi, seperti 80,76% pada Pemilu 2019, masih ada 19,24% yang tidak memilih, disebabkan oleh rendahnya literasi politik, keterbatasan informasi, ketidakpercayaan terhadap proses demokrasi, dan hambatan geografis. Wilayah Tapal Kuda di Jawa Timur, yang mencakup tujuh kabupaten, menjadi wilayah menarik untuk dikaji karena keragaman budaya, ketimpangan sosial ekonomi, dan infrastruktur yang belum merata, sehingga memengaruhi partisipasi politik masyarakat. Indeks Desa Membangun (IDM) dapat digunakan untuk melihat keterkaitan antara tingkat pembangunan desa dan partisipasi pemilu, karena mencakup aspek ketahanan sosial, ekonomi, dan lingkungan. Algoritma Support Vector Machine (SVM) dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam mengklasifikasikan data kompleks secara akurat. Penelitian ini menggabungkan data IDM dan metode SVM untuk memprediksi partisipasi pemilu secara lebih kontekstual, khususnya di wilayah pedesaan seperti Tapal Kuda, yang belum banyak dikaji sebelumnya..

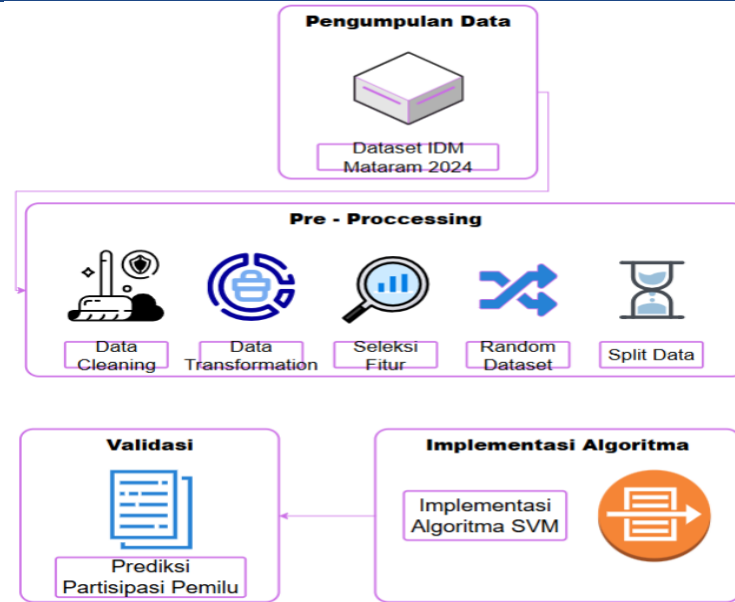
# Rumusan Masalah

1. Bagaimana mengimplementasikan algoritma SVM untuk memprediksi tingkat partisipasi pemilu berdasarkan data IDM?
2. Bagaimana menganalisis hubungan antara kondisi pembangunan desa berdasarkan IDM dengan tingkat partisipasi masyarakat dalam pemilu di wilayah Tapal Kuda, Jawa Timur?

# Tujuan

1. Mengimplementasikan algoritma SVM dalam membangun model prediksi tingkat partisipasi pemilu berdasarkan data IDM.
2. Menganalisis keterkaitan antara data IDM dan tingkat partisipasi pemilu masyarakat di wilayah Tapal Kuda.

# Metode Penelitian



Pada penelitian ini, proses dimulai dari studi literatur, dilanjutkan dengan pengumpulan data demografi dari tujuh kabupaten di wilayah Tapal Kuda, yaitu Banyuwangi, Bondowoso, Jember, Lumajang, Pasuruan, Situbondo, dan Probolinggo. Data yang digunakan berjumlah lebih dari 8.000 instance dengan 48 atribut. Selanjutnya dilakukan tahap pre-processing yang mencakup data cleaning, transformasi data, seleksi fitur, randomisasi, dan split data. Data yang telah diproses kemudian dianalisis menggunakan algoritma SVM, dengan klasifikasi target berupa sentimen partisipasi masyarakat terhadap presiden terpilih. Rangkaian tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1 berikut

# Metode Penelitian

## 2. Pre-Processing

Tahap pre-processing pada implementasi SVM mencakup penggabungan data IDM dan partisipasi pemilu, pembersihan data, transformasi nilai, serta pengelompokan tingkat partisipasi.

### a. Data Cleaning

Dilakukan untuk menghapus nilai kosong, teks tidak konsisten, dan atribut tidak relevan. Nilai kosong diganti dengan median atau modus, data kategorikal diubah ke numerik, serta atribut seragam dihapus agar data siap untuk klasifikasi.

### b. Data Transformation

Data teks seperti “Ada” dan “Tidak Ada” dikonversi ke angka (misalnya 1 dan 0) agar bisa diproses oleh algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes.

### c. Seleksi Fitur

Dari 48 atribut prediktor, beberapa kelompok indikator yang kurang relevan dihapus. Hasilnya, tersisa 27 atribut yang dianggap berpengaruh terhadap partisipasi pemilu serta 1 atribut target.

# Metode Penelitian

**Random Dataset** = Data diacak agar setiap baris memiliki peluang yang sama, mencegah bias urutan, dan memastikan model Naïve Bayes belajar merata. Pengacakan dilakukan sebelum data dibagi menjadi data latih dan uji.

**Split Data** = Data dibagi menjadi 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian, agar model bisa dilatih dengan cukup data dan diuji kemampuannya dalam memprediksi data baru.

**Process** = Flowchart menunjukkan tahapan implementasi SVM pada data IDM, dimulai dari pre-processing hingga klasifikasi. Data yang telah dibersihkan dan ditransformasi digunakan untuk melatih model mencari hyperplane terbaik yang memisahkan dua kelas partisipasi: tinggi dan rendah.

**Output** = Model SVM memprediksi tingkat partisipasi pemilu (tinggi/rendah) berdasarkan indikator-indikator pembangunan desa dari data IDM.

**Analisis / Evaluasi** = Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Tujuannya untuk mengetahui seberapa baik model dalam mengklasifikasi data.

# Hasil & Pembahasan

	Precisi on	Recall	F1- Score	Support
<b>RENDAH</b>	0.69	0.30	0.42	1,926
<b>TINGGI</b>	0.77	0.95	0.85	4,819
<b>Accuracy</b>			<b>0.76</b>	<b>6,745</b>
<b>Macro Avg</b>	0.73	0.62	0.63	6,745
<b>Weighted Avg</b>	0.75	0.76	0.73	6,745

## Classification Report

Model mencapai akurasi 76%, menunjukkan sebagian besar data uji terprediksi dengan benar. Performa sangat baik pada kelas **Tinggi** (precision 0,77; recall 0,95; F1-score 0,85), namun masih lemah pada kelas **Rendah** (precision 0,69; recall 0,30; F1-score 0,42) karena banyak salah diklasifikasikan sebagai Tinggi. Secara keseluruhan, weighted average precision 0,75 dan recall 0,76 menandakan kinerja model cukup baik dan stabil.



# Hasil & Pembahasan

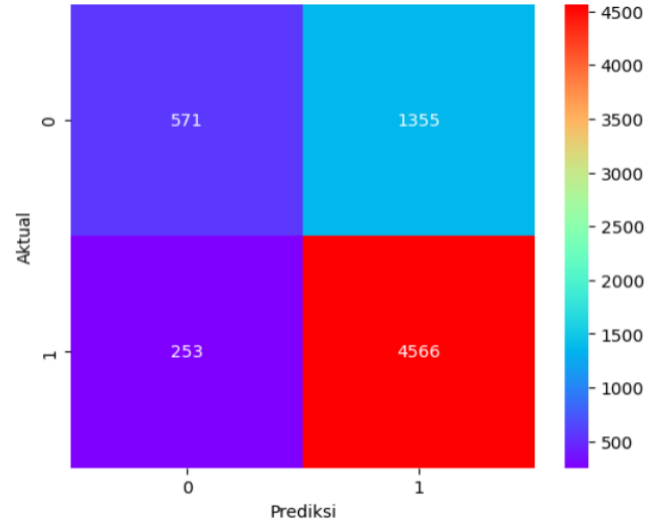
	Precisi on	Recall	F1- Score	Support
<b>RENDAH</b>	0.69	0.30	0.42	1,926
<b>TINGGI</b>	0.77	0.95	0.85	4,819
<b>Accuracy</b>			<b>0.76</b>	<b>6,745</b>
<b>Macro Avg</b>	0.73	0.62	0.63	6,745
<b>Weighted Avg</b>	0.75	0.76	0.73	6,745

## Classification Report

Model mencapai akurasi 76%, menunjukkan sebagian besar data uji terprediksi dengan benar. Performa sangat baik pada kelas **Tinggi** (precision 0,77; recall 0,95; F1-score 0,85), namun masih lemah pada kelas **Rendah** (precision 0,69; recall 0,30; F1-score 0,42) karena banyak salah diklasifikasikan sebagai Tinggi. Secara keseluruhan, weighted average precision 0,75 dan recall 0,76 menandakan kinerja model cukup baik dan stabil.

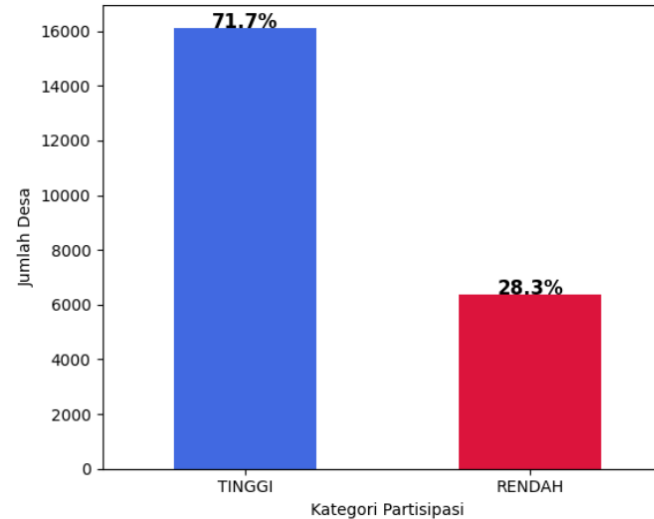
# Hasil & Pembahasan

## Confusion Matrix



Confusion matrix menunjukkan performa model cukup baik dengan prediksi benar yang tinggi pada kelas positif (TP 4566) dan negatif (TN 571). Meski demikian, masih terdapat kesalahan berupa FP 1355 dan FN 253. Secara umum, model lebih efektif dan sensitif dalam mendeteksi kelas positif dibandingkan kelas negatif, sehingga cocok digunakan ketika prioritasnya adalah meminimalkan kesalahan pada prediksi positif.

# Hasil & Pembahasan



## Presentase Tingkat Partisipasi

Data didominasi oleh partisipasi **Tinggi** (71,7%) dibandingkan **Rendah** (28,3%), menunjukkan kondisi data tidak seimbang. Ketidakseimbangan ini memengaruhi performa model karena lebih mudah mengenali kelas mayoritas. Meski teknik penyeimbangan seperti SMOTE telah diterapkan, perbedaan performa antar kelas masih terlihat, yang mengindikasikan bahwa kelas Rendah memiliki pola lebih kompleks. Secara keseluruhan, performa model tetap tergolong baik dan representatif.

# Kesimpulan

Berdasarkan hasil evaluasi, model klasifikasi SVM menunjukkan kinerja yang baik dan stabil dalam mengklasifikasikan tingkat partisipasi desa. Confusion Matrix memperlihatkan sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar (TP 4.566 dan TN 571), meskipun masih terdapat kesalahan pada FP (1.355) dan FN (253), terutama pada kelas partisipasi rendah.

Hasil Classification Report menunjukkan akurasi sebesar 0,76 dengan performa sangat baik pada kelas partisipasi tinggi (precision 0,77 dan recall 0,95). Sebaliknya, performa pada kelas partisipasi rendah masih lebih rendah (recall 0,30), yang dipengaruhi oleh distribusi data yang tidak seimbang, di mana kelas partisipasi tinggi mendominasi 71,7% data.

Walaupun teknik SMOTE telah diterapkan, perbedaan performa antar kelas tetap terlihat, mengindikasikan bahwa pola pada kelas partisipasi rendah lebih kompleks. Secara keseluruhan, model SVM mampu menghasilkan prediksi yang cukup representatif terhadap kondisi data aktual dan dinilai efektif untuk mengklasifikasikan tingkat partisipasi desa.

# Referensi

- [1] K. Kunci, "The Indonesian Journal of Computer Science," vol. 14, no. 2, pp. 3105–3118, 2025.
- [2] A. W. Anggraeni, A. S. Fitriani, and A. Eviyanti, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine untuk Memprediksi Tingkat Partisipasi Pemilu terhadap Kualitas Pendidikan," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 21–27, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.24838.
- [3] Y. Raharja, A. S. Fitriani, and R. Dijaya, "Klasifikasi Tingkat Partisipasi Pemilu Berdasarkan Sektor Industri Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Tekinkom (Teknik Informasi dan Komputer)*, vol. 7, no. 1, pp. 135–143, 2024, doi: 10.37600/tekinkom.v7i1.1204.
- [4] M. J. Siddiq et al., "MASYARAKAT TERHADAP PILKADA 2024 DI MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE," vol. 13, no. 2, pp. 609–622, 2025.
- [5] D. E. Safitri and A. S. Fitriani, "Implementasi Metode Klasifikasi Dengan Algoritma Support Vector Machine Kernel Gaussian Rbf Untuk Prediksi Partisipasi Pemilu Terhadap Demografi Kota Surabaya," *Indonesian Journal of Business Intelligence (IJUBI)*, vol. 5, no. 1, p. 36, 2022, doi: 10.21927/ijubi.v5i1.2259.
- [6] A. Akram et al., "MINI-BATCH K-MEANS CLUSTERING UNTUK PENGELOMPOKAN," pp. 235–244, 2024.
- [7] Y. Izamahendra and M. Subhan, "DESA PARIAMAN TIMUR BERDASARKAN INDEKS DESA MEMBANGUN 2023," vol. 13, no. 2, pp. 204–211, 2025.

# Referensi

- [8] A. Sentimen, A. Pemilu, and A. N. Bayes, "SWADHARMA ( JEIS )," vol. 05, pp. 131–139, 2025.
- [9] A. S. Kirana, R. Roeswidiah, and A. Pudoli, "ANALISIS SENTIMEN PADA MEDIA SOSIAL TERHADAP LAYANAN SAMSAT DIGITAL NASIONAL," vol. 8, pp. 53–63, 2025.
- [10] D. M. Chulloh, A. S. Fitriani, I. R. Indra Astutik, and A. Eviyanti, "Uji Akurasi K-Means dalam Prediksi Partisipasi Pemilu pada Demografi Wilayah Kabupaten Pasuruan," Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi, vol. 13, no. 1, p. 201, 2024, doi: 10.35889/jutisi.v13i1.1753.
- [11] R. A. Kurniawan, F. I. N. G, and M. R. Pribadi, "Sentimen Analisis Presiden Terpilih Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," The Indonesian Journal of Computer Science Research, vol. 3, no. 14, pp. 68–73, 2024.
- [12] E. F. Laili et al., "KOMPARASI ALGORITMA DECISION TREE DAN SUPPORT VECTOR MACHINE ( SVM ) DALAM," vol. 8, no. 1, pp. 67–76, 2025.
- [13] D. E. Safitri and A. S. Fitriani, "Implementasi Metode Klasifikasi Dengan Algoritma Support Vector Machine Kernel Gaussian Rbf Untuk Prediksi Partisipasi Pemilu Terhadap Demografi Kota Surabaya," Indonesian Journal of Business Intelligence (IJUBI), vol. 5, no. 1, p. 36, 2022, doi: 10.21927/ijubi.v5i1.2259.
- [14] A. W. Anggraeni, A. S. Fitriani, and A. Eviyanti, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine untuk Memprediksi Tingkat Partisipasi Pemilu terhadap Kualitas Pendidikan," Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika, vol. 8, no. 1, pp. 21–27, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.24838.
- [15] A. S. Kirana, R. Roeswidiah, and A. Pudoli, "ANALISIS SENTIMEN PADA MEDIA SOSIAL TERHADAP LAYANAN SAMSAT DIGITAL NASIONAL," vol. 8, pp. 53–63, 2025.

