

## Kinerja Naive Bayes dan SVM pada Data Survei Tidak Seimbang: Studi Klasifikasi Kepuasan Masyarakat

Mellynda Noor Romadhoni<sup>1</sup>, Nurul Anisa Sri Winarsih<sup>2,\*</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Indonesia

\* Correspondence: nurulanasw@dsn.dinus.ac.id

Copyright: © 2025 by the authors

Received: 6 Mei 2025 | Revised: 12 Mei 2025 | Accepted: 28 Mei 2025 | Published: 10 Agustus 2025

### Abstrak

Pemanfaatan data Survei Kepuasan Masyarakat (SKM) belum optimal, sehingga diperlukan metode klasifikasi yang efektif untuk mengetahui tingkat kepuasan masyarakat. Tujuan penelitian ini untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan masyarakat berdasarkan data SKM tahun 2024 dari Badan Kepegawaian Pendidikan dan Pelatihan Daerah (BKPPD) Kabupaten Grobogan, menggunakan algoritma naive bayes dan *Support Vector Machine* (SVM). Jenis penelitian ini adalah kuantitatif dan variabel yang digunakan terdiri dari sembilan unsur pelayanan yang dinilai responden dengan skala 1 hingga 4, serta kategori tingkat kepuasan sebagai variabel target. Jumlah data yang digunakan adalah 303, terdiri dari 156 "sangat puas", 115 "puas", dan 32 "kurang puas". Metode yang digunakan untuk klasifikasi adalah Naive Bayes dan SVM, dengan menggunakan teknik *random oversampling* untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Evaluasi model menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dilakukan sebelum dan sesudah penerapan *oversampling*. Hasil temuan kami menunjukkan akurasi *Naive Bayes* sebesar 96,72% dan SVM sebesar 95,08%. Setelah *oversampling*, akurasi SVM meningkat signifikan menjadi 98,36%, sementara akurasi *Naive Bayes* menjadi 95,08%. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada setiap kelas juga menunjukkan hasil yang baik. Penelitian ini diharapkan dapat membantu meningkatkan pelayanan publik di BKPPD Kabupaten Grobogan serta institusi serupa.

**Kata kunci:** klasifikasi; *naive bayes*; *oversampling*; *support vector machine*; survei kepuasan masyarakat

### Abstract

The utilization of Public Satisfaction Survey (SKM) data has not been optimal, highlighting the need for an effective classification method to determine the level of public satisfaction. This study aims to classify satisfaction levels using the 2024 SKM data from the Regional Civil Service and Training Agency (BKPPD) of Grobogan Regency, employing Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM) algorithms. This quantitative research uses nine service elements rated on a scale of 1 to 4 as features, with satisfaction level as the target variable. The dataset consists of 303 entries: 156 "very satisfied," 115 "satisfied," and 32 "dissatisfied." Random oversampling was applied to address class imbalance. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score, both before and after oversampling. Results showed Naive Bayes achieved 96.72% accuracy, while SVM scored 95.08%. After oversampling, SVM accuracy significantly improved to 98.36%, while Naive Bayes slightly decreased to 95.08%. Precision, recall, and F1-scores also demonstrated strong performance across all classes. This study is expected to support the improvement of public service delivery at BKPPD Grobogan and similar institutions.

**Keywords:** classification; *naive bayes*; *oversampling*; *support vector machine*; public satisfaction survey



## PENDAHULUAN

Badan Kepegawaian Pendidikan dan Pelatihan Daerah (BKPPD) Kabupaten Grobogan adalah salah satu instansi pemerintah yang bertanggung jawab di bidang pendidikan, pelatihan, dan penyelenggaraan pelayanan publik. Kualitas layanan publik merupakan standar untuk menilai sejauh mana pemerintah memenuhi tanggung jawabnya dalam memberikan pelayanan yang terbaik. Survei Kepuasan Masyarakat (SKM) telah dilakukan oleh instansi pemerintah, tetapi sering kali pemanfaatannya belum optimal dan hanya sebatas laporan triwulan saja. Padahal, masyarakat menginginkan pelayanan cepat, transparan, dan memuaskan. Oleh karena itu, diperlukan metode yang efektif untuk mengklasifikasikan data SKM sehingga BKPPD dapat dengan cepat mengetahui tingkat kepuasan masyarakat dan melakukan perbaikan yang tepat.

Penelitian ini memanfaatkan algoritma klasifikasi *machine learning* untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan masyarakat berdasarkan data SKM. Namun saat menerapkan metode ini, kami mengidentifikasi permasalahan penting, yaitu ketidakseimbangan distribusi kelas pada data SKM. Dari total 303 responden, kategori “sangat puas” mendominasi dengan 156 data, sementara kategori “kurang puas” hanya 32 data. Kondisi ini menimbulkan bias pada proses pelatihan model *machine learning*. Model klasifikasi cenderung akan mengutamakan kelas mayoritas “sangat puas” karena lebih sering ditemui dalam data latih. Akibatnya, kemampuan model untuk memprediksi kelas minoritas “kurang puas” menjadi terganggu.

Ketidakseimbangan distribusi kelas dalam dataset ditandai dengan perbedaan proporsi yang mencolok antara kelas mayoritas dan minoritas (Saputro & Rosiyadi, 2022) yang menyebabkan *classifier* melakukan keputusan yang salah saat melakukan klasifikasi, yaitu cenderung memilih kelas mayoritas dan mengabaikan kelas minoritas (Sir & Soepranoto, 2022; Widyanto et al., 2023). Sebagai upaya untuk mengatasi masalah data tidak seimbang tersebut, penelitian ini akan menggunakan teknik *random oversampling*. Teknik ini bertujuan menyeimbangkan jumlah sampel antar kelas dengan menduplikasi data dari kelas minoritas sebelum proses pelatihan model (Haryawan & Ardhana, 2023) Teknik *oversampling* ini hanya diterapkan di data latih supaya mengurangi kebocoran informasi data (De Zarzà et al., 2023; Mohammed et al., 2020; Yang et al., 2023).

Beberapa tahun terakhir, penerapan *machine learning* telah menjadi pendekatan populer dalam mengklasifikasikan data survei, termasuk untuk mengevaluasi kepuasan masyarakat terhadap layanan publik. Algoritma klasifikasi berbasis *machine learning* mengidentifikasi pola dari data historis untuk memprediksi kategori tingkat kepuasan individu. Dua algoritma yang umum digunakan adalah *naive bayes* dan SVM. *Naive bayes* dikenal karena efektivitasnya pada data diskrit dan efisiensi komputasinya (Fadli et al., 2024; Hanifatun & Zahrotun, 2025; Kurniawan & Arie Wijaya, 2024; Macfud et al., 2023), menjadikannya cocok untuk data SKM. Sementara itu, SVM dipilih karena kemampuannya dalam menyaring fitur yang tidak berkontribusi secara signifikan dan dapat menangani hubungan non-linear melalui penggunaan kernel (Alam & Sulistyono, 2023); Fajriyah et al., 2025).

Penelitian yang dilakukan oleh Abdurrohman et al. (2021) telah menerapkan algoritma *decision tree* untuk mengklasifikasikan data kepuasan layanan publik di Kelurahan Karyamulya dengan dataset yang berjumlah 309 data. Model tersebut menghasilkan akurasi sebesar 90,66%, dengan proporsi kepuasan masyarakat sebesar 77,6% dan ketidakpuasan sebesar 22,3%. Meskipun menunjukkan kinerja yang baik, penelitian tersebut tidak membahas secara eksplisit permasalahan ketidakseimbangan data kelas. Selanjutnya, (Khoiriyah et al., 2024) melakukan penelitian klasifikasi kepuasan pengunjung di RUPBASAN Kelas 2 Blitar menggunakan algoritma *naive bayes* dan *c4.5*, dengan jumlah responden sebanyak 195 orang. Eksperimen dilakukan sebanyak 10 kali dengan menggunakan pembagian data latih dan data uji yang bervariasi, dan diperoleh rata-rata akurasi sebesar 96,78% untuk *Naive Bayes* dan

99,31% untuk *C4.5*.

Di sisi lain, Widyadhana et al. (2023) meneliti sentimen masyarakat terhadap pelayanan publik di Polres Ponorogo dengan menggunakan metode SVM, penelitian mereka berfokus pada klasifikasi komentar publik ke dalam sentimen positif atau negatif, dan berhasil memperoleh akurasi sebesar 93%. Penelitian ini menunjukkan efektivitas SVM dalam menangani data berbasis teks dan sentimen. Selanjutnya, Pribadi & Ernawati (2024) mengkaji klasifikasi kepuasan pengguna layanan transportasi umum MRT Jakarta dengan membandingkan beberapa algoritma klasifikasi. Hasilnya, SVM menghasilkan akurasi 78%, *logistic regression* sebesar 74%, dan *random forest classifier* tertinggi dengan 81%. Perbandingan ini memperlihatkan bahwa pemilihan algoritma yang tepat dengan karakteristik data sangat mempengaruhi tingkat akurasi model. Penelitian tersebut menunjukkan efektivitas metode dalam memprediksi tingkat kepuasan, tetapi juga belum secara eksplisit menyoroti persoalan distribusi tidak seimbang antar kelas target, serta tidak mengimplementasikan metode penyeimbangan data seperti *oversampling* atau *undersampling* sebelum klasifikasi dilakukan.

Penelitian-penelitian sebelumnya cenderung mengabaikan penanganan ketidakseimbangan data sebelum proses klasifikasi dilakukan (Mukharyahya et al., 2025; Priatna, 2024). Oleh karena itu, penelitian kami bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan masyarakat berdasarkan data SKM yang tidak seimbang, dengan menggunakan algoritma *naive bayes* dan SVM serta menerapkan teknik *random oversampling*. Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengidentifikasi model klasifikasi yang lebih akurat dalam memprediksi tingkat kepuasan masyarakat. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberi kontribusi nyata bagi instansi pemerintah dalam pengambilan keputusan berbasis data guna meningkatkan kualitas pelayanan publik, sekaligus memberikan kontribusi ilmiah dalam mengevaluasi efektivitas penanganan data tidak seimbang dalam konteks survei kepuasan publik.

## METODE

Proses penelitian meliputi pengumpulan data, *Exploratory Data Analysis (EDA)*, prapemrosesan data, pemisahan data, penanganan ketidakseimbangan data, pengembangan model, evaluasi, dan kesimpulan. Sumber data berasal dari SKM 2024 oleh BKPPD Grobogan. EDA mengidentifikasi nilai yang hilang dan distribusi data. Prapemrosesan data melibatkan penghapusan kolom yang tidak relevan, diikuti dengan penskalaan fitur dengan *StandardScaler* dan pemilihan fitur menggunakan *SelectKBest*. Pemisahan data dibagi menjadi 80% set pelatihan dan 20% set pengujian. Untuk mengatasi ketidakseimbangan data, *random oversampling (ROS)* diterapkan hanya pada data pelatihan untuk mencegah kebocoran informasi, menduplikasi sampel minoritas hingga seimbang dengan kelas mayoritas (Prasetya, 2022).

Terlihat pada tabel 1 menunjukkan mengenai Unsur Pelayanan dibagikan kepada 303 responden yang pernah menerima layanan kepegawaian pada Badan Kepegawaian, Pendidikan dan Pelatihan Daerah Kabupaten Grobogan. Unsur-unsur tersebut didasarkan pada standar pelayanan yang diterima berdasarkan Peraturan Menteri PANRB Nomor 14 Tahun 2017 tentang Pedoman Survei Kepuasan Masyarakat Unit Penyelenggara Pelayanan Publik (Cahyani et al., 2023). Penggunaan standar ini bertujuan untuk memastikan bahwa pengukuran kepuasan dilakukan secara sistematis dan komprehensif, meliputi berbagai aspek penting yang mempengaruhi kualitas pelayanan. Tabel 1 juga mencakup kolom “Kode Pelayanan” yang mempresentasikan masing - masing unsur pelayanan (U1-U9) dan kolom “Unsur Pelayanan” merupakan pertanyaan - pertanyaan yang diberikan kepada 303 responden. Masing – masing responden diminta untuk memberikan penilaian terhadap sembilan unsur pelayanan tersebut, yang diberi kode U1 hingga U9. Setiap unsur tersebut dinilai menggunakan skala Likert dengan

rentang nilai dari 1 hingga 4, di mana angka 1 menunjukkan tingkat kepuasan “Paling Kurang Puas” dan angka 4 menunjukkan “Sangat Puas”. Dari hasil pengumpulan data, didapatkan distribusi tingkat kepuasan masyarakat berjumlah 303 dalam tiga kategori utama, yaitu “sangat puas” dengan jumlah 156 responden, kategori “puas” sebanyak 115 responden, serta “kurang puas” yang terdiri dari 32 responden.

**Tabel 1.** Unsur Pelayanan

No	Kode Pelayanan	Unsur Pelayanan
1.	U1	Kejelasan Persyaratan
2.	U2	Kejelasan Prosedur
3.	U3	Ketepatan Waktu Penyelesaian
4.	U4	Ketentuan Biaya Pelayanan
5.	U5	Kesesuaian Hasil
6.	U6	Kemampuan Petugas
7.	U7	Keramahan Petugas
8.	U8	Penanganan Pengaduan
9.	U9	Sarana dan Prasarana

Model klasifikasi kemudian dibangun menggunakan dua algoritma, yaitu *naive bayes* melalui implementasi *GaussianNB* dan SVM dengan menggunakan implementasi *Support Vector Classification (SVC)*. Tahap evaluasi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*, yang meliputi metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang pernah dilakukan oleh penelitian sebelumnya dengan membandingkan matriks evaluasi menggunakan *naive bayes*. Tahap evaluasi ini dilakukan pengujian ulang sebanyak dua kali yaitu sebelum penanganan ketidakseimbangan data dan sesudah penanganan ketidakseimbangan data untuk membandingkan kedua performa tersebut.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil

Pada proses prapemrosesan data dilakukan untuk menyusun ulang data agar menjadi lebih ringkas, efisien, dan sesuai dengan keperluan pengguna, tanpa mengubah informasi yang terkandung di dalamnya. Tahapan awal yang dilakukan adalah menghapus kolom-kolom yang tidak relevan seperti nomor urut, *timestamp*, jenis kelamin, dan jenis pelayanan. Penghapusan kolom-kolom tersebut didasarkan pada pertimbangan bahwa penelitian ini difokuskan pada analisis terhadap jawaban dari sembilan pertanyaan yang diberikan kepada 303 responden (U1 hingga U9), serta satu kolom target klasifikasi, yaitu kolom Hasil. Dengan demikian, hanya kolom-kolom yang secara langsung berkaitan dengan variabel prediktor dan target yang dipertahankan dalam proses analisis.

**Tabel 2.** Data setelah proses prapemrosesan

U1	U2	U3	U4	U5	U6	U7	U8	U9	Hasil
3	3	3	3	3	3	3	3	3	Puas
4	4	4	4	4	4	3	3	3	Sangat Puas
3	3	3	3	3	3	3	3	3	Puas
3	2	2	3	2	2	2	2	2	Kurang Puas
3	3	2	3	2	2	2	2	2	Kurang Puas
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
4	4	3	4	4	4	4	4	4	Sangat Puas

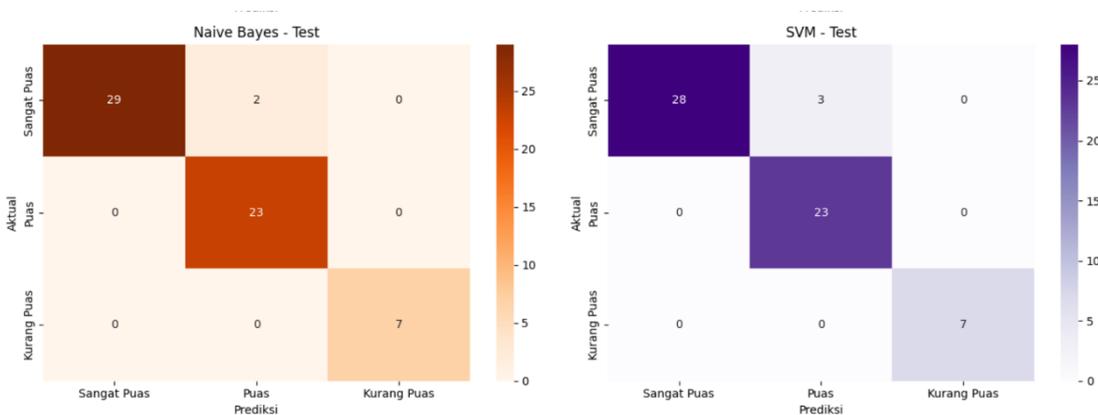
Tabel 2 menunjukkan bentuk data tahap prapemrosesan selesai dilakukan. Setiap baris dalam tabel mewakili satu responden, dengan kolom U1 hingga U9 menunjukkan nilai penilaian terhadap sembilan indikator layanan, dan kolom Hasil menunjukkan kelas tingkat kepuasan masyarakat. Terdapat tiga kategori kelas dalam kolom Hasil, yaitu kurang puas, puas, dan sangat puas, yang akan menjadi dasar dalam klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes* dan SVM. Penyajian tabel ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai struktur data akhir yang digunakan sebagai input dalam proses pelatihan dan evaluasi model klasifikasi.

#	Column	Non-Null	Count	Dtype
0	U1	303	non-null	int64
1	U2	303	non-null	int64
2	U3	303	non-null	int64
3	U4	303	non-null	int64
4	U5	303	non-null	int64
5	U6	303	non-null	int64
6	U7	303	non-null	int64
7	U8	303	non-null	int64
8	U9	303	non-null	int64
9	Hasil	303	non-null	object

Gambar 1. Proses EDA

Proses EDA untuk mencari adanya nilai yang hilang (*missing value*) pada dataset. Proses tersebut menjadi penting agar dapat segera ditangani melalui metode *handling missing values*, sehingga tidak memengaruhi performa model dan akurasi hasil klasifikasi secara keseluruhan. Berdasarkan visualisasi di Gambar 1, tidak ada nilai hilang atau *missing value* pada dataset, sehingga tidak perlu dilakukan proses *handling missing value* lebih lanjut.

Selanjutnya, data yang telah melalui proses prapemrosesan dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Dari total 303 data, sebanyak 242 data digunakan untuk pelatihan model agar algoritma dapat mempelajari pola-pola dalam dataset secara efektif. Sementara itu, 61 data sisanya disisihkan sebagai data uji untuk mengukur kemampuan model dalam memprediksi data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian ini dilakukan secara acak untuk menghindari bias dan memastikan representasi data yang seimbang pada kedua subset. Sebelum menerapkan teknik *random oversampling* untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas, dilakukan evaluasi awal menggunakan dua metode klasifikasi, yaitu naive bayes dan SVM. Evaluasi matriks awal ini bertujuan untuk mengetahui performa dasar model pada data asli dan menjadi pembandingan sebelum dilakukan peningkatan dengan *oversampling*.



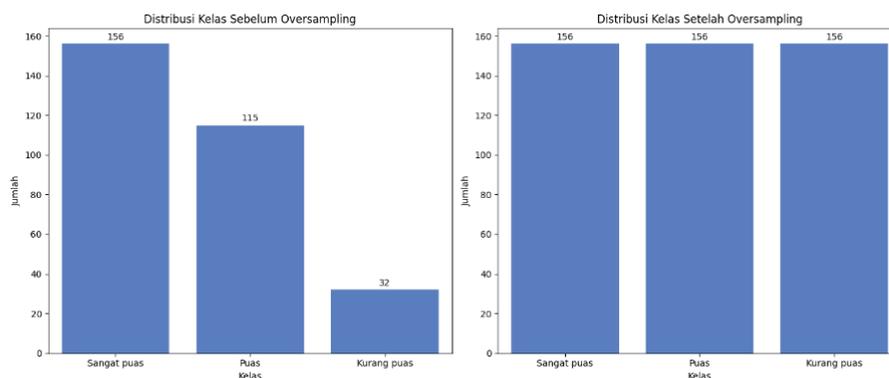
Gambar 2. Hasil Evaluasi Matriks sebelum dilakukan teknik *random oversampling*

Hasil evaluasi yang ditampilkan pada gambar 2 menunjukkan confusion matrix dari kedua model, yaitu *Naive Bayes* dan SVM. Dari hasil tersebut, terlihat bahwa model *Naive Bayes* sedikit lebih unggul dibandingkan SVM dalam memprediksi kelas “sangat puas.” Model *Naive Bayes* berhasil mengklasifikasikan dengan benar sebanyak 29 data, dengan hanya 2 kesalahan prediksi pada kelas tersebut. Sementara itu, model SVM memprediksi 28 data dengan 3 kesalahan, sehingga performa *Naive Bayes* sedikit lebih baik dalam hal akurasi pada kelas “sangat puas.” Perbedaan ini menunjukkan bahwa *Naive Bayes* memiliki kemampuan yang sedikit lebih baik dalam menangani distribusi data pada kelas tersebut sebelum dilakukan penanganan ketidakseimbangan data.

**Tabel 3.** Perbandingan matriks evaluasi di kedua metode

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
<i>Naive Bayes</i>	96,72%	97,3%	97,7%	97,0%
SVM	95,03%	95%	96,7%	95,7%

Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi performa model naive bayes dan SVM sebelum diterapkannya teknik *oversampling*. Dari tabel terlihat bahwa model naive bayes memiliki akurasi sebesar 96,72%, sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan SVM yang mencapai akurasi 95,03%. Selain akurasi, nilai evaluasi lain seperti precision, recall, dan F1-score juga menunjukkan bahwa naive bayes memiliki keunggulan. Model naive bayes mencatat nilai precision rata-rata sebesar 97,3%, *recall* rata-rata 97,7%, dan *F1-score* rata-rata sebesar 97,0%. Sementara itu, model SVM menunjukkan precision 95%, *recall* 96,7%, dan F1-score 95,7%. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa naive bayes lebih konsisten dalam mengenali dan mengklasifikasikan data, khususnya dalam menjaga keseimbangan antara mendeteksi kelas positif dan meminimalkan kesalahan klasifikasi. Secara umum, performa naive bayes cenderung lebih stabil dan mampu menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat meskipun data masih dalam kondisi tidak seimbang. Hal ini menjadi dasar pertimbangan untuk menerapkan teknik *oversampling* pada tahap selanjutnya, guna memperbaiki distribusi kelas dan mengurangi bias model terhadap kelas yang dominan.



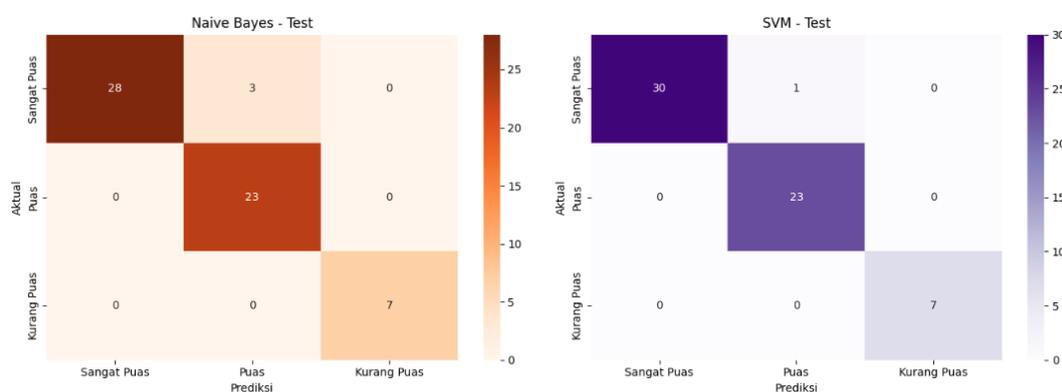
**Gambar 3.** Hasil random *oversampling*

Evaluasi kembali dilakukan dengan menggunakan teknik *random oversampling* untuk membandingkan hasil dari *confusion matrix* sebelum dan sesudah *oversampling*. Teknik tersebut diterapkan pada kelas-kelas untuk memastikan model belajar tanpa bias terhadap kelas mayoritas. Data yang diproses dan diseimbangkan digunakan untuk melatih dan menguji model.

Gambar 3 memperlihatkan distribusi data antar kelas sebelum dan sesudah diterapkannya teknik *random oversampling*. Sebelum *oversampling*, data menunjukkan ketidakseimbangan kelas yang cukup signifikan, di mana kelas "sangat puas" memiliki 156 data, "puas" sebanyak

115 data, dan "kurang puas" hanya 32 data dengan total 303 data. Hasil setelah *oversampling* menunjukkan bahwa ketiga kelas memiliki kuantitas data yang setara, sebesar 156 data dengan total datanya adalah 468 data, sehingga diharapkan dapat meningkatkan performa model dalam mengenali seluruh kelas secara lebih adil dan akurat.

Setelah dilakukan teknik *random oversampling* untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas pada data latih, dilakukan evaluasi kembali. Proses *oversampling* menghasilkan distribusi data latih yang seimbang, yaitu masing masing kelas memiliki 156 data. Hal ini bertujuan agar model dapat secara optimal dari representasi yang adil dari setiap kelas. Namun, untuk mengukur performa model secara objektif terhadap data yang mencerminkan distribusi asli, evaluasi dilakukan menggunakan data uji sebanyak 61 data tanpa dilakukan *oversampling*. Dengan cara ini, dapat diketahui sejauh mana model mampu melakukan generalisasi dan mempertahankan performa di dunia nyata, dimana distribusi data yang tak seimbang lebih umum terjadi.



**Gambar 4.** Hasil confusion matrix setelah dilakukan teknik *oversampling*

Sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 4, memvisualisasikan *confusion matrix* untuk membandingkan kinerja klasifikasi algoritma SVM dan *Naive Bayes*, serta dampak teknik *random oversampling* terhadap hasil klasifikasi. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa performa pada metode SVM yang meningkat, yaitu memprediksi label "sangat puas" dengan prediksi benar 30 data dan hanya 1 data kesalahan prediksi, sedangkan pada metode *Naive Bayes* terlihat menurun, yaitu dengan prediksi benar 28 data dan prediksi salah 3 data dengan label yang sama.

**Tabel 4.** Perbandingan matriks kedua metode setelah *oversampling*

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
<i>Naive Bayes</i>	95,08 %	96%	97%	96%
SVM	98,36%	98%	99%	98%

Sebagaimana ditunjukkan pada tabel 4, penerapan teknik *oversampling* pada data latih memperlihatkan bahwa teknik *oversampling* memberikan dampak positif di model SVM, tetapi memberikan dampak negatif di model *naive bayes*. Model SVM mengalami peningkatan performa secara menyeluruh, dengan akurasi tertinggi mencapai 98,36%, *precision* 98%, *recall* 99%, dan *F1-Score* 98%. Hal ini menunjukkan bahwa *oversampling* berhasil membantu model SVM mengatasi ketidakseimbangan. Sebaliknya, performa *naive bayes* justru menurun setelah *oversampling*, dengan akurasi menjadi 95,08%, *precision* 96%, *recall* 97%, dan *F1-Score* 96%. Ini mengindikasikan bahwa *Naive Bayes* kurang robust terhadap data hasil *oversampling*, kemungkinan karena asumsi distribusi data yang tidak terpenuhi setelah teknik tersebut diterapkan.

## Pembahasan

Sebelum dilakukan *oversampling*, evaluasi model naive bayes mengungguli SVM dengan akurasi 96,72% sedangkan SVM 95,08% dengan 242 data latih dan 61 data latih. Dan setelah diterapkan teknik *random oversampling* pada data latih, dengan 468 data latih dan 61 data uji menunjukkan bahwa teknik ini meningkatkan akurasi model SVM menjadi 98,36%, sementara naive bayes turun menjadi 95,08%. naive bayes menunjukkan performa yang cukup baik meskipun pada kondisi distribusi data yang tidak seimbang, karena algoritma ini mengandalkan probabilitas bersyarat yang relatif stabil terhadap ketimpangan kelas. Oleh sebab itu, penerapan *random oversampling* tidak meningkatkan akurasi dan justru menurunkan performa pada kategori sangat puas, dengan hanya 28 dari 31 data berhasil diprediksi. Sebaliknya, SVM berhasil memprediksi 30 dari 31 data dalam kategori tersebut, karena yang lebih sensitif terhadap ketidakseimbangan kelas memperoleh manfaat dari distribusi yang seimbang hasil *oversampling*.

Tingkat kesalahan yang tinggi dalam data pengujian menunjukkan *overfitting*. Di dalam penelitian ini juga membandingkan performa pada data latih dan data uji, baik sebelum maupun sesudah diterapkannya teknik *oversampling* untuk mengetahui indeks *overfitting*-nya. Sebelum dilakukan *oversampling*, Hasil yang diberikan di data latih dan data uji tidak begitu jauh berbeda, di model naive bayes data latih mendapatkan akurasi sebesar 96,28% dan data uji 96,72% sedangkan di model SVM data latih mendapatkan akurasi sebesar 97,52% dan data uji 95%. Meskipun data tidak seimbang, hasil yang relatif konsisten ini menunjukkan bahwa kedua model sudah cukup stabil dan tidak bias berlebihan terhadap kelas mayoritas.

Setelah dilakukan *oversampling*, akurasi data pelatihan dan uji tidak jauh berbeda, di model naive bayes data latih mendapatkan sebesar 97,44% dan data uji 95,08% sedangkan di model SVM data latih mendapatkan akurasi sebesar 98,29% dan data uji 98,36%. Dengan melihat selisih yang kecil antara data latih dan data uji pada kedua model, baik sebelum maupun sesudah diterapkannya teknik *oversampling*. Hal ini menunjukkan bahwa kedua model yang dibangun memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.

Penelitian ini menunjukkan *naive bayes* merupakan pilihan yang sangat baik untuk klasifikasi tingkat kepuasan masyarakat terhadap layanan publik, khususnya dalam situasi di mana distribusi data tidak seimbang. Kelebihan *naive bayes* dalam menangani data sederhana dan terbatas fitur menjadikannya pilihan yang efisien, sedangkan SVM juga merupakan pilihan yang baik dalam situasi di mana distribusi data yang seimbang, model ini memberikan performa yang sangat baik.

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Abdurohman et al. (2021), telah menerapkan *decision tree* yang menghasilkan akurasi 90,66%, namun tanpa mengatasi ketidakseimbangan kelas sehingga berpotensi bias pada kelas mayoritas. Sedangkan Khoiriyah et al. (2024) menggunakan naive bayes dan c4.5 dengan akurasi tinggi sebesar 96,78% untuk naive bayes dan 99,31% untuk c4.5. Selain itu, SVM juga digunakan dalam penelitian oleh Widyadhana et al. (2023) menganalisis sentimen masyarakat terhadap pelayanan Polres Ponorogo menggunakan SVM dan memperoleh akurasi sebesar 93% dalam mengklasifikasikan komentar positif dan negatif. Selanjutnya Pribadi & Ernawati (2024) membandingkan kinerja SVM dengan *logistic regression* dan *random forest* untuk mengklasifikasikan kepuasan pengguna layanan MRT Jakarta. Hasilnya, SVM memperoleh akurasi sebesar 78%, *logistic regression* 74%, dan *random forest classifier* 81%.

Penelitian ini memperbaiki keterbatasan studi sebelumnya yang belum menerapkan penyeimbangan data, dengan menggunakan teknik *oversampling* untuk meningkatkan keadilan prediksi antar kelas dan menguji potensi *overfitting*. Pendekatan ini menghasilkan model yang lebih stabil, mampu melakukan generalisasi lebih baik, dan efektif memprediksi tingkat kepuasan layanan publik, sekaligus memberikan kontribusi signifikan dibandingkan penelitian terdahulu.

## SIMPULAN

Hasil penelitian kami menunjukkan bahwa algoritma naive bayes dan SVM efektif dalam mengklasifikasikan tingkat kepuasan masyarakat berdasarkan data SKM. Penerapan teknik random *oversampling* berhasil meningkatkan performa model, khususnya SVM yang mencapai akurasi 98,36%, sedangkan naive bayes mencapai 95,08%, serta hasil evaluasi lainnya yang baik mengindikasikan kecocokan SVM untuk data berdimensi banyak dan tidak seimbang. Data yang digunakan mencakup sembilan aspek layanan publik (U1–U9) seperti kejelasan persyaratan, prosedur, ketepatan waktu, biaya, hasil layanan, kemampuan dan sikap petugas, penanganan pengaduan, serta sarana prasarana. Metode klasifikasi ini diharapkan dapat menjadi alat bantu dalam pengambilan keputusan dan evaluasi kebijakan layanan publik. Pengembangan riset selanjutnya dapat dilakukan dengan mencoba algoritma klasifikasi lain serta identifikasi unsur pelayanan spesifik dari SKM (fitur U1-U9) yang paling memengaruhi tingkat ketidakpuasan masyarakat.

## REFERENSI

- Abdurohman, M., Husna, R., Ali, I., Dwilestari, G., & Rahaningsih, N. (2021). Penerapan Model Klasifikasi dalam Tingkat Kepuasan Layanan Publik Kelurahan Karyamulya Menggunakan Algoritma Decision Tree. *Information Management For Educators and Professionals: Journal of Information Management*, 6(1), 81–90. <https://doi.org/10.51211/imbi.v6i1.1678>
- Alam, S., & Sulistyono, M. I. (2023). Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Storage: Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer*, 2(3), 100–108. <https://doi.org/10.55123/storage.v2i3.2333>
- Cahyani, E. G., Umiyati, S., & Raharja, W. T. (2023). Analisis Kualitas Pelayanan Dalam Perspektif Survei Kepuasan Masyarakat di Kelurahan Semolowaru Kota Surabaya: *Jurnal Kebijakan Dan Manajemen Publik*, 13(2), 50–59. <https://doi.org/10.38156/gjkmp.v13i2.167>
- De Zarzà, I., De Curtò, J., & Calafate, C. T. (2023). Optimizing Neural Networks for Imbalanced Data. *Electronics*, 12, 2–26. <https://doi.org/10.3390/electronics12122674>
- Fadli, A., Limbong, T., Priskila, R., & Pranatawijaya, V. H. (2024). Penggunaan Algoritma Naive Bayes untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(3), 3773–3779. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i3.9791>
- Fajriyah, N., Lapatta, N. T., Nugraha, D. W., & Laila, R. (2025). Implementasi SVM dan Smote pada Analisis Sentimen Media Sosial X terhadap Pelantikan Agus Harimurti Yudhoyono. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 10(2), 1359–1370. <https://doi.org/10.29100/jupi.v10i2.6246>
- Hanifatun, F., & Zahrotun, L. (2025). Penerapan Data Mining Dalam Pemberian Kelayakan Kredit Nasabah Pada Badan Usaha Milik Desa Gedong Gincu Dengan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 10(1), 226–236. <https://doi.org/10.30591/jpit.v10i1.5939>
- Haryawan, C., & Ardhana, Y. M. K. (2023). Analisa Perbandingan Teknik Oversampling Smote pada Imbalanced Data. *Jurnal Informatika & Rekayasa Elektronika*, 6(1), 73–78. <https://doi.org/10.36595/jire.v6i1.834>
- Khoiriyah, M. W., Santi, I. H., Romadhona, R. D., Informatika, J. T., Informasi, T., & Islam Balitar, U. (2024). Analisis Algoritma C4.5 dan Naive Bayes dalam Menentukan Tingkat Kepuasan Publik di Rupbasan kelas 2 Blitar. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 11(1), 13–18. <https://doi.org/https://doi.org/10.33795/jip.v11i1.5831>
- Mohammed, R., Rawashdeh, J., & Abdullah, M. (2020, April). Machine learning with oversampling and undersampling techniques: overview study and experimental results.

- International conference on information and communication systems (ICICS)*, 243-248. Jordan: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICICS49469.2020.239556>
- Kurniawan, R., & Arie Wijaya, Y. (2024). Analisis Data Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Shopee di Google Play Store dengan Klasifikasi Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(1), 164–170.
- Macfud, A. Z., Kusuma, A. P., & Puspita, W. D. (2023). Analisis Algoritma Naive Bayes Classifier (NBC) pada Klasifikasi Tingkat Minat Barang di Toko Violet Cell. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 87–94. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.5692>
- Mukharyahya, Z. A., Astuti, Y. P., & Cahyani, O. N. (2025). Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika Perbandingan Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam Klasifikasi Tingkat Kemiskinan di Indonesia. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 9(1), 119–128. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v9i1.29512>
- Prasetya, J. (2022). Penerapan Klasifikasi Naive Bayes dengan Algoritma Random Oversampling dan Random Undersampling pada Data tidak Seimbang Cervical Cancer Risk Factors. *Leibniz: Jurnal Matematika*, 2(2), 11–22. <https://doi.org/10.59632/leibniz.v2i2.173>
- Priatna, W. (2024). Dampak Pengambilan Sampel Data untuk Optimalisasi Data Tidak Seimbang pada Klasifikasi Penipuan Transaksi E-Commerce. *Indonesian Journal of Computer Science Attribution*, 13(2), 3070–3079. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i2.3698>
- Pribadi, M. N. N., & Ernawati, I. (2024). Perbandingan Hasil Penerapan Algoritma Klasifikasi dan Natural Language Processing Terhadap Data Kepuasan Pengguna Layanan Transportasi Umum MRT Jakarta. *Jurnal Informatik*, 20(3), 102–111. <https://doi.org/10.52958/iftk.v20i3.10502>
- Saputro, E., & Rosiyadi, D. (2022). Penerapan Metode Random Over-Under Sampling Pada Algoritma Klasifikasi Penentuan Penyakit Diabetes. *Bianglala Informatika*, 10(1), 42–47. <https://doi.org/10.31294/bi.v10i1.11739>
- Sir, Y. A., & Soepranoto, A. H. H. (2022). Pendekatan Resampling Data Untuk Menangani Masalah Ketidakseimbangan Kelas. *Jurnal Komputer Dan Informatika*, 10(1), 31–38. <https://doi.org/10.35508/jicon.v10i1.6554>
- Widyadhana, F. K., Setiawan, N. Y., & Rahayudi, B. (2023). Sentimen Analysis pada Opini Masyarakat terhadap Pelayanan Publik Polres Ponorogo menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(7), 3047–3056.
- Widyanto, A., Kusrini, & Kusnawi. (2023). Pengaruh Keseimbangan Data terhadap Akurasi Model Support Vector Machine pada Data Set Donor Darah. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 9(2), 79–88. <https://doi.org/10.54914/jtt.v9i2.771>
- Yang, C., Fridgerisson, E. A., Kors, J. A., Reys, J. M., & Rijnbeek, P. R. (2023). Impact of random oversampling and random undersampling on the performance of prediction models developed using observational health data. *Journal of Big Data*, 11(7), 2–18. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00857-7>