

Klasifikasi Kepuasan Masyarakat Makassar terhadap Juru Parkir Liar dengan Gaussian Naive Bayes

Sri Wahyuni*, Rudy Donny Liklikwatil, St. Aminah Dinayati Ghani, Nur Salman, Madyana Patasik

Universitas Dipa Makassar, Makassar, Indonesia

e-mail: ¹sriwahyuni@undipa.ac.id, ²rudyliklikwatil@undipa.ac.id, ³dinayati.amy@undipa.ac.id, ⁴nursalman.halim@undipa.ac.id, ⁵madyanapatasik@undipa.ac.id

Abstrak

Keberadaan juru parkir liar di Kota Makassar menimbulkan persoalan biaya yang tidak seragam, ketidaknyamanan, dan ketidakpastian keamanan kendaraan yang dapat memengaruhi kepuasan masyarakat. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan tingkat kepuasan masyarakat terhadap layanan juru parkir liar menggunakan Gaussian Naive Bayes sekaligus mengevaluasi kestabilan kinerjanya. Data berasal dari 100 responden yang memiliki pengalaman berinteraksi dengan juru parkir liar melalui kuesioner berisi sembilan butir; Q6 digunakan sebagai target kelas (Tidak Puas, Biasa Saja, dan Puas), sedangkan Q1-Q5 dan Q7-Q9 sebagai prediktor. Pengecekan instrumen menggunakan corrected item-total Pearson correlation menghasilkan $r=0,455-0,905$ dan Cronbach's Alpha= $0,803-0,947$. Respons kategorikal dikodekan 0-2 sebagai kode ordinal; pengkodean ini tidak dianggap membuktikan distribusi kontinu Gaussian, sehingga CategoricalNB juga diuji sebagai analisis sensitivitas. Evaluasi utama menggunakan Stratified 5-Fold Cross-Validation. GaussianNB memperoleh accuracy rata-rata $0,77\pm0,09$, macro precision $0,81\pm0,08$, macro recall $0,80\pm0,09$, dan macro F1-score $0,79\pm0,08$. Prediksi agregat menunjukkan 40/54 kelas Tidak Puas, 21/29 Biasa Saja, dan 16/17 Puas terklasifikasi benar; kesalahan terutama terjadi antara Tidak Puas dan Biasa Saja. Sebagai verifikasi eksperimen awal, hold-out 80:20 mereproduksi akurasi 85%, tetapi hasil cross-validation digunakan sebagai estimasi kinerja yang lebih konservatif. Kontribusi penelitian adalah perumusan klasifikasi kepuasan tiga kelas yang sesuai dengan struktur kuesioner, evaluasi tervalidasi silang, dan penjelasan batasan kedekatan konstruk prediktor dan target.

Kata kunci—Juru Parkir Liar, Kepuasan Masyarakat, Gaussian Naive Bayes, Kuesioner, Stratified Cross-Validation.

Abstract

Illegal parking attendants in Makassar may create non-standard parking charges, inconvenience, and uncertainty about vehicle security, all of which can affect public satisfaction. This study classifies satisfaction toward illegal parking attendants using Gaussian Naive Bayes (GaussianNB) and evaluates the stability of its performance. The dataset contains 100 respondents with prior interaction experience, collected through a nine-item Google Form questionnaire. Q6 is the three-class target (Dissatisfied, Neutral, and Satisfied), while Q1-Q5 and Q7-Q9 are used as predictors. Instrument checking with corrected item-total Pearson correlation produced $r = 0.455-0.905$ and Cronbach's Alpha = $0.803-0.947$. Categorical responses were encoded as ordinal codes 0-2; these codes were not treated as evidence of continuous Gaussian variables, and CategoricalNB was therefore included as a sensitivity analysis. The main evaluation used Stratified 5-Fold Cross-Validation. GaussianNB achieved mean accuracy 0.77 ± 0.09 , macro precision 0.81 ± 0.08 , macro recall 0.80 ± 0.09 , and macro F1-score 0.79 ± 0.08 . Aggregated out-of-fold predictions correctly classified 40/54 Dissatisfied, 21/29 Neutral, and 16/17 Satisfied respondents, with most errors occurring between Dissatisfied and Neutral. The original 80:20 hold-out result of 85% accuracy was reproduced as a reference, while cross-validation provides a more conservative estimate. The study contributes a

questionnaire-consistent three-class formulation, cross-validated evaluation, and an explicit discussion of construct proximity between predictors and the satisfaction target.

Keywords—*Illegal Parking Attendants, Public Satisfaction, Gaussian Naive Bayes, Questionnaire, Stratified Cross-Validation.*

1. PENDAHULUAN

Permasalahan juru parkir liar di kawasan perkotaan bukan hanya berkaitan dengan keberadaan petugas yang tidak terkelola secara resmi, tetapi juga dengan pengalaman pengguna ketika harus membayar tarif yang tidak seragam, menerima pelayanan yang dianggap tidak sebanding, atau meninggalkan kendaraan tanpa jaminan keamanan yang jelas. Dalam konteks Kota Makassar, kondisi tersebut menimbulkan kebutuhan untuk memperoleh gambaran terstruktur mengenai tingkat kepuasan masyarakat, bukan hanya kumpulan keluhan. Masalah penelitian yang diangkat adalah apakah pola jawaban mengenai biaya, kenyamanan, dan keamanan dapat membedakan tiga tingkat kepuasan masyarakat serta seberapa stabil kinerja model ketika diuji pada pembagian data yang berbeda.

Analisis opini masyarakat banyak menggunakan pembelajaran mesin, termasuk Naive Bayes yang sederhana dan efisien untuk tugas klasifikasi [1]-[7]. Namun, karakter data harus dibedakan dengan jelas. Penelitian berbasis teks memerlukan representasi fitur linguistik, sedangkan penelitian ini menggunakan jawaban kategorikal dari kuesioner terstruktur. Karena itu, istilah yang lebih tepat adalah klasifikasi tingkat kepuasan, bukan analisis sentimen teks. Selain pemilihan algoritma, evaluasi juga perlu memperhatikan ketidakseimbangan kelas dan variasi akibat satu kali pembagian data; cross-validation dapat memberikan estimasi yang lebih stabil dibandingkan hanya mengandalkan satu hold-out split [11].

Penelitian Mukti dan Hasan [8] menganalisis 905 unggahan media sosial X tentang juru parkir liar dan melaporkan akurasi Naive Bayes 92,82% pada klasifikasi sentimen teks. Patasik et al. [9] menggunakan 200 respons kuesioner daring di Kota Makassar, membagi 160 data latih dan 40 data uji, kemudian memperoleh akurasi SVM 95% untuk dua kelompok sentimen, yaitu negatif dan tidak negatif. Kedua studi tersebut menunjukkan bahwa topik yang sama dapat diformulasikan berbeda menurut sumber data, definisi kelas, dan algoritma. Pada data penelitian ini, Q6 secara langsung menanyakan kepuasan layanan dan memiliki tiga kategori, sehingga target penelitian lebih tepat diformulasikan sebagai kepuasan tiga kelas.

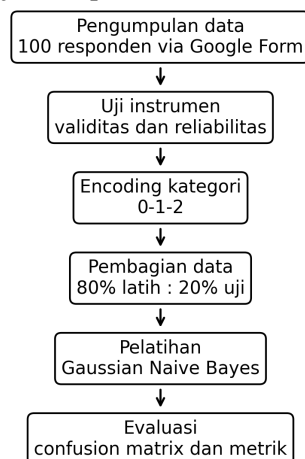
Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini mengklasifikasikan tingkat kepuasan masyarakat Makassar terhadap juru parkir liar menggunakan Gaussian Naive Bayes. Data berasal dari 100 responden dan terdiri atas sembilan butir pertanyaan. Q6 digunakan sebagai kelas target yang merepresentasikan tiga tingkat kepuasan, sedangkan delapan pertanyaan lainnya menjadi fitur masukan. Berbeda dengan Patasik et al. [9] yang menggunakan SVM untuk klasifikasi sentimen biner berdasarkan enam pernyataan kuesioner, penelitian ini memosisikan kepuasan sebagai target tiga kelas, yaitu Tidak Puas, Biasa Saja, dan Puas. Kontribusi penelitian terletak pada formulasi masalah yang konsisten dengan struktur data aktual serta penyajian evaluasi model melalui accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan supervised classification. Pengumpulan data dilakukan di konteks Kota Makassar melalui Google Form. Responden operasional adalah individu yang memiliki pengalaman berinteraksi dengan juru parkir liar dan bersedia mengisi kuesioner secara daring; total data yang dianalisis sebanyak 100 record. Data sumber tidak mendokumentasikan kerangka sampling probabilistik, jumlah undangan, atau response rate secara rinci. Oleh karena itu, sampel diperlakukan sebagai sampel nonprobabilitas dan hasil penelitian tidak digunakan untuk mengestimasi prevalensi kepuasan seluruh penduduk Makassar. Analisis dilakukan menggunakan Python/scikit-learn [12], sedangkan pemeriksaan instrumen dihitung dari dataset yang sama.

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan respons, validitas dan reliabilitas, encoding kategori, Stratified 5-Fold Cross-Validation, pelatihan GaussianNB pada setiap training fold, prediksi pada validation fold, evaluasi out-of-fold, dan analisis sensitivitas menggunakan CategoricalNB. Alur tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan penelitian dan rancangan evaluasi

Gambar 1 memperlihatkan bahwa proses evaluasi tidak lagi berhenti pada satu pembagian data latih dan data uji. Pada setiap fold, proporsi tiga kelas dipertahankan melalui stratifikasi, model dilatih pada empat fold dan divalidasi pada satu fold yang tersisa. Proses diulang lima kali sehingga setiap responden menjadi data validasi tepat satu kali. Prediksi out-of-fold kemudian digabungkan untuk membentuk confusion matrix agregat.

2.2 Instrumen dan Variabel

Kuesioner terdiri atas sembilan pertanyaan yang dikelompokkan ke dalam dimensi biaya, kenyamanan, dan keamanan. Q6 digunakan sebagai target karena secara langsung menanyakan kepuasan terhadap layanan juru parkir liar. Delapan butir lain digunakan sebagai prediktor sebagaimana Tabel 1. Secara konseptual, beberapa prediktor memang dekat dengan kepuasan Q6 karena seluruhnya merekam pengalaman terhadap objek layanan yang sama. Model karena itu ditafsirkan sebagai pemetaan konsistensi pola jawaban internal kuesioner, bukan sebagai model kausal yang memprediksi kepuasan dari variabel eksternal yang independen.

Tabel 1. Struktur variabel kuesioner

Dimensi	Item	Indikator ringkas	Peran
Biaya	Q1	Dampak biaya parkir liar terhadap anggaran harian	Prediktor
Biaya	Q2	Kesesuaian biaya dengan pelayanan yang diterima	Prediktor
Biaya	Q3	Frekuensi permintaan uang parkir secara tidak wajar	Prediktor
Kenyamanan	Q4	Tingkat gangguan akibat kehadiran juru parkir liar	Prediktor
Kenyamanan	Q5	Penilaian terhadap kebutuhan pengamanan area parkir	Prediktor
Kenyamanan	Q6	Kepuasan terhadap layanan juru parkir liar	Target
Keamanan	Q7	Rasa aman saat kendaraan dijaga juru parkir liar	Prediktor
Keamanan	Q8	Penilaian aspek keamanan kendaraan/barang	Prediktor
Keamanan	Q9	Pengalaman kehilangan/kerusakan di area parkir	Prediktor

2.3 Uji Validitas dan Reliabilitas

Validitas dihitung menggunakan Pearson Product-Moment corrected item-total correlation, yaitu korelasi setiap item dengan skor total dimensinya setelah skor item tersebut dikeluarkan dari total. Pendekatan ini dipilih untuk mengurangi inflasi korelasi akibat part-whole correlation. Pada $n = 100$ dan $\alpha = 0,05$ (dua sisi), nilai kritis r sekitar 0,197. Seluruh item melampaui nilai tersebut; korelasi terendah terdapat pada Q9 ($r = 0,455$), sedangkan tertinggi pada Q3 ($r = 0,905$). Reliabilitas dihitung menggunakan Cronbach's Alpha. Hasil ringkas ditunjukkan pada Tabel 2 dan lebih realistis daripada nilai korelasi yang hampir seragam.

Tabel 2. Validitas dan reliabilitas instrumen

Dimensi	Rentang r corrected item-total	Cronbach's Alpha	Keterangan
Biaya (Q1-Q3)	0,880-0,905	0,947	Valid; reliabel
Kenyamanan (Q4-Q6)	0,805-0,878	0,923	Valid; reliabel
Keamanan (Q7-Q9)	0,455-0,821	0,803	Valid; reliabel

2.4 Transformasi Data dan Rancangan Evaluasi

Kategori jawaban dikodekan 0, 1, dan 2 sesuai urutan yang digunakan pada implementasi awal. Sebagai contoh, Q6 menggunakan Tidak Puas = 0, Biasa Saja = 1, dan Puas = 2; Q1 menggunakan Sangat Besar = 0, Cukup Besar = 1, dan Tidak Berdampak = 2. Kode tersebut diperlakukan sebagai representasi ordinal untuk keperluan komputasi, bukan sebagai bukti bahwa jarak antar-kategori sama atau bahwa fitur berdistribusi kontinu Gaussian. Delapan prediktor adalah Q1, Q2, Q3, Q4, Q5, Q7, Q8, dan Q9. Evaluasi utama menggunakan StratifiedKfold sebanyak lima fold dengan shuffle = True dan random_state = 123; setiap fold berisi sekitar 80 data pelatihan dan 20 data validasi dengan proporsi kelas yang dipertahankan [11], [12]. Hold-out 80:20 hanya dipertahankan sebagai pemeriksaan reproduksi hasil eksperimen awal.

2.5 Gaussian Naive Bayes, Cross-Validation, dan Analisis Sensitivitas

GaussianNB menghitung probabilitas posterior kelas C terhadap vektor fitur X menggunakan Teorema Bayes dan asumsi independensi bersyarat antarfitur [2], [10]. Untuk setiap kelas pada training fold, model mengestimasi prior kelas, rata-rata, dan varians tiap fitur, kemudian memilih kelas dengan posterior terbesar. Karena data masukan sebenarnya bersifat kategorikal/ordinal, asumsi Gaussian diperlakukan sebagai pendekatan pemodelan yang perlu diuji, bukan sebagai sifat data yang diasumsikan benar.

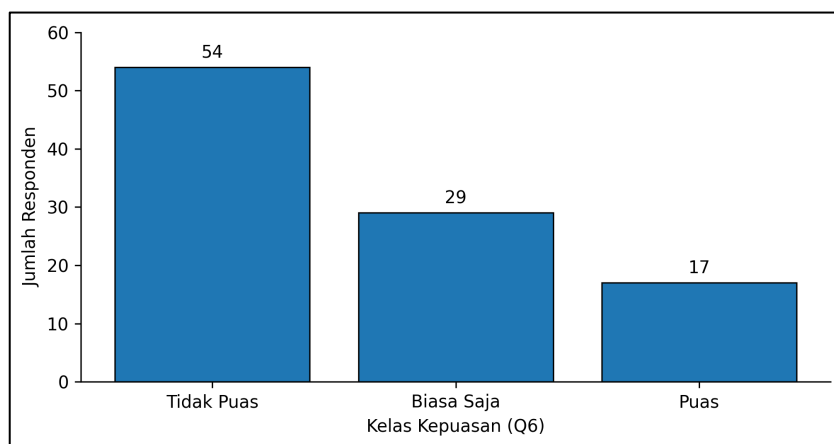
$$P(C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)} \quad (1)$$

Kinerja GaussianNB dihitung pada setiap fold menggunakan accuracy, macro precision, macro recall, dan macro F1-score, lalu dilaporkan sebagai mean +/- standard deviation. Selain itu, cross_val_predict digunakan untuk menghasilkan satu prediksi out-of-fold bagi setiap dari 100 responden dan membentuk confusion matrix agregat. Sebagai analisis sensitivitas terhadap tipe data, prosedur Stratified 5-Fold yang sama dijalankan dengan CategoricalNB. Perbandingan ini tidak dimaksudkan sebagai pencarian algoritma terbaik, tetapi untuk memeriksa apakah kesimpulan utama sangat bergantung pada asumsi Gaussian.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Distribusi Kelas

Distribusi target menunjukkan 54 responden (54%) Tidak Puas, 29 responden (29%) Biasa Saja, dan 17 responden (17%) Puas. Kelas Tidak Puas merupakan kelas mayoritas, sehingga accuracy perlu dibaca bersama metrik macro dan evaluasi per kelas. Distribusi tersebut ditunjukkan pada Gambar 2.

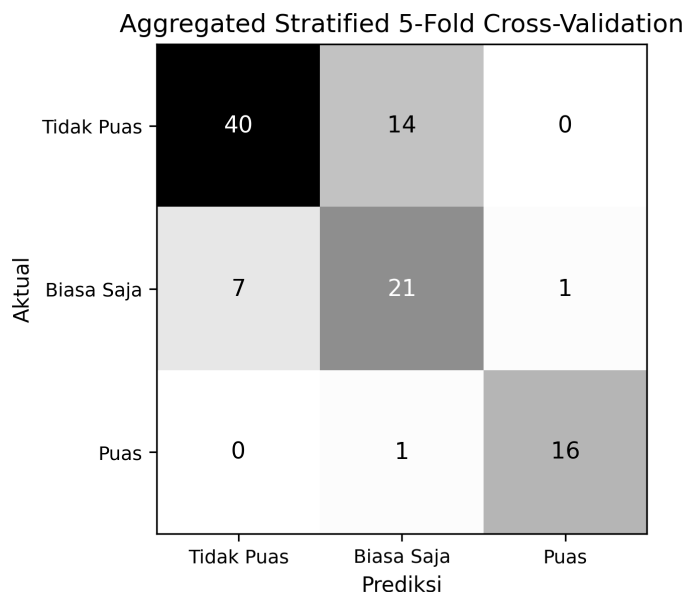


Gambar 2. Distribusi kelas kepuasan pada 100 responden

Dominasi Tidak Puas menunjukkan bahwa lebih dari separuh sampel memberikan evaluasi layanan yang rendah. Namun, angka 54% tidak diinterpretasikan sebagai prevalensi seluruh masyarakat Makassar karena sampel bukan sampel probabilitas. Secara substantif, hasil ini menjadi konteks untuk membaca pola klasifikasi: model harus cukup sensitif membedakan ketidakpuasan dari respons Biasa Saja, bukan hanya memanfaatkan kelas mayoritas.

3.2 Penerapan Model pada Data

Penerapan metode dapat ditelusuri dari satu record contoh: jawaban responden pertama setelah encoding adalah $Q1=1$, $Q2=0$, $Q3=0$, $Q4=0$, $Q5=0$, $Q7=0$, $Q8=0$, $Q9=1$ dengan target $Q6=0$ (Tidak Puas). Pada reproduksi hold-out 80:20, 80 data pelatihan terdiri atas 42 Tidak Puas, 24 Biasa Saja, dan 14 Puas, sehingga prior kelas awal masing-masing 0,525; 0,300; dan 0,175. GaussianNB kemudian mengestimasi mean dan varians setiap prediktor pada masing-masing kelas dan menghitung posterior untuk 20 data uji. Reproduksi ini menghasilkan accuracy 85% dengan confusion matrix $\begin{bmatrix} 9 & 3 & 0 \\ 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$, sama dengan hasil eksperimen awal. Karena satu split dapat menghasilkan estimasi yang optimistis atau pesimistis, hasil utama berikutnya menggunakan Stratified 5-Fold Cross-Validation.



Gambar 3. Confusion matrix agregat prediksi out-of-fold GaussianNB

3.3 Evaluasi dengan Stratified 5-Fold Cross-Validation

Hasil lima fold menunjukkan accuracy berturut-turut 0,65; 0,90; 0,75; 0,80; dan 0,75. Rata-rata accuracy adalah 0,77 +/- 0,09 dan macro F1-score 0,79 +/- 0,08, sehingga hasil 85%

pada satu hold-out berada dalam rentang variasi yang wajar tetapi bukan estimasi tunggal yang cukup kuat. Pada prediksi out-of-fold agregat (Gambar 3), 40 dari 54 Tidak Puas terklasifikasi benar, 14 berpindah ke Biasa Saja; 21 dari 29 Biasa Saja benar, 7 diprediksi Tidak Puas dan 1 diprediksi Puas; sedangkan 16 dari 17 Puas benar dan 1 diprediksi Biasa Saja. Pola ini menunjukkan bahwa batas keputusan paling sulit berada antara Tidak Puas dan Biasa Saja.

Tabel 3. Kinerja GaussianNB pada Stratified 5-Fold Cross-Validation

Fold	Accuracy	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1
1	0,65	0,74	0,66	0,68
2	0,90	0,95	0,89	0,91
3	0,75	0,81	0,82	0,80
4	0,80	0,82	0,84	0,82
5	0,75	0,75	0,79	0,76
Mean +/- SD	0,77 +/- 0,09	0,81 +/- 0,08	0,80 +/- 0,09	0,79 +/- 0,08

Jika seluruh prediksi out-of-fold digabungkan, precision/recall/F1 untuk Tidak Puas adalah 0,85/0,74/0,79; Biasa Saja 0,58/0,72/0,65; dan Puas 0,94/0,94/0,94. Kinerja terlemah pada Biasa Saja menunjukkan adanya area abu-abu antara penilaian negatif dan netral. Dalam konteks evaluasi layanan, false neutral terhadap responden Tidak Puas lebih penting diperhatikan daripada sekadar mengejar accuracy tinggi karena kesalahan tersebut dapat mereduksi sensitivitas terhadap keluhan.

3.4 Analisis Sensitivitas dan Kedekatan Konstruk

Pada prosedur Stratified 5-Fold yang sama, CategoricalNB memperoleh accuracy 0,76 +/- 0,07 dan macro F1-score 0,79 +/- 0,06. Nilainya sangat dekat dengan GaussianNB (0,77 +/- 0,09; macro F1 0,79 +/- 0,08). Kedekatan hasil ini menunjukkan bahwa temuan utama tidak semata-mata muncul karena satu split, tetapi juga menegaskan bahwa GaussianNB tidak dapat dinyatakan lebih tepat secara teoritis hanya karena menghasilkan angka sedikit lebih tinggi. Untuk data kategorikal seperti ini, CategoricalNB tetap merupakan pembandingan yang lebih selaras dengan skala fitur.

Analisis eksploratif Spearman antara setiap prediktor dan Q6 menghasilkan rho 0,436-0,829 (seluruh $p < 0,001$). Hubungan terkuat terdapat pada Q4 tentang tingkat gangguan (rho = 0,829), Q8 tentang keamanan kendaraan/barang (rho = 0,774), dan Q2 tentang kesesuaian biaya dengan pelayanan (rho = 0,754). Hubungan yang kuat ini masuk akal karena semua pertanyaan menggambarkan pengalaman layanan yang sama, tetapi sekaligus mengonfirmasi construct overlap. Oleh sebab itu, model lebih tepat dipahami sebagai klasifikasi pola respons internal daripada prediksi independen atau bukti bahwa biaya, kenyamanan, dan keamanan secara kausal menentukan kepuasan.

3.5 Perbandingan dan Makna Hasil

Mukti dan Hasan [8] melaporkan akurasi 92,82% pada 905 unggahan media sosial X, sedangkan Patasik et al. [9] melaporkan akurasi SVM 95% pada 200 respons kuesioner biner. Nilai tersebut tidak dapat dibandingkan langsung dengan rata-rata cross-validation 77% pada penelitian ini karena sumber data, jumlah kelas, definisi target, dan prosedur evaluasi berbeda. Justru, penurunan dari 85% hold-out menjadi 77% cross-validation menunjukkan pentingnya tidak menyimpulkan keunggulan model dari satu pembagian data. Dengan tiga kelas, tantangan utama bukan membedakan Puas dari Tidak Puas, tetapi memisahkan respons Biasa Saja yang berada di antara dua kutub evaluasi.

Secara substantif, pola data menunjukkan tiga aspek yang menonjol. Pertama, dominasi kelas Tidak Puas memperlihatkan bahwa pengalaman negatif cukup kuat dalam sampel. Kedua, hubungan Q4 dan Q8 yang tinggi dengan Q6 menunjukkan bahwa gangguan kenyamanan dan persepsi keamanan berjalan searah dengan kepuasan. Ketiga, Q2 juga berasosiasi kuat, sehingga kewajaran biaya relatif terhadap pelayanan menjadi bagian penting dari evaluasi responden. Temuan ini dapat membantu pemerintah atau pengelola kawasan memprioritaskan penertiban tarif, kejelasan layanan, dan pengamanan parkir, tetapi hubungan tersebut tidak boleh dibaca

sebagai efek kausal karena desain penelitian bersifat observasional dan semua variabel berasal dari satu kuesioner.

3.6 Implikasi dan Keterbatasan

Kontribusi praktis penelitian adalah menyediakan cara ringkas untuk memetakan pola kepuasan tiga kelas dari jawaban kuesioner. Model dapat digunakan sebagai baseline analitik untuk melihat konsistensi respons dan mengidentifikasi kelompok yang cenderung tidak puas. Namun, penggunaan untuk keputusan kebijakan individual tidak dianjurkan karena dataset kecil, target berupa satu butir, dan prediktor sangat dekat secara konseptual dengan target.

Keterbatasan penelitian meliputi: (1) hanya 100 responden dan kerangka sampling probabilistik tidak terdokumentasi; (2) Q6 merupakan single-item target sehingga belum merepresentasikan konstruk kepuasan multi-item; (3) terdapat construct overlap antara Q1-Q5/Q7-Q9 dan Q6; (4) kode 0-2 bersifat ordinal sehingga asumsi Gaussian tidak ideal; (5) meskipun Stratified 5-Fold meningkatkan kestabilan evaluasi, ukuran validation fold tetap kecil; dan (6) belum ada validasi eksternal pada lokasi atau periode berbeda. Keterbatasan ini membatasi generalisasi dan menegaskan bahwa hasil adalah baseline, bukan model final.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengklasifikasikan kepuasan masyarakat Makassar terhadap juru parkir liar menggunakan GaussianNB pada 100 respons kuesioner dengan target tiga kelas. Corrected item-total Pearson correlation berada pada 0,455-0,905 dan Cronbach's Alpha per dimensi 0,803-0,947. Hold-out 80:20 menghasilkan accuracy 85%, dan evaluasi utama Stratified 5-Fold Cross-Validation memberikan estimasi yang lebih konservatif: accuracy 0,77 +/- 0,09 dan macro F1-score 0,79 +/- 0,08. Kesalahan terutama terjadi antara Tidak Puas dan Biasa Saja, sedangkan kelas Puas relatif konsisten. CategoricalNB memberikan kinerja yang sangat dekat, sehingga pengkodean 0-2 tidak dapat digunakan sebagai alasan bahwa asumsi Gaussian telah terpenuhi. Kontribusi penelitian terletak pada perumusan target yang konsisten dengan kuesioner, pemeriksaan instrumen, evaluasi tervalidasi silang, dan interpretasi construct overlap. Hasil model sebaiknya dipandang sebagai pemetaan pola respons internal, bukan prediksi kausal atau estimasi prevalensi kepuasan populasi.

5. SARAN

Penelitian berikutnya disarankan menggunakan sampel yang lebih besar dan kerangka sampling yang terdokumentasi, membangun konstruk kepuasan multi-item atau menggunakan outcome eksternal yang lebih independen, serta melakukan validasi pada wilayah/periode berbeda. Untuk pemodelan, CategoricalNB dan algoritma lain seperti logistic regression, SVM, decision tree, atau ensemble dapat dibandingkan pada skema kelas dan fold yang sama. Repeated Stratified K-Fold atau nested cross-validation juga dapat digunakan ketika pemilihan model dan tuning parameter dilakukan, sehingga estimasi kinerja tidak bias oleh proses pemilihan model.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada Muh Syahrir Dahaling atas bantuannya dalam proses pengumpulan dan analisis data.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Asrianto and M. Herwinanda, "Analisis sentimen kenaikan harga kebutuhan pokok di media sosial YouTube menggunakan algoritma support vector machine," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 3, no. 3, pp. 431–440, 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4368.
- [2] R. L. Atimi and E. E. Pratama, "Implementasi model klasifikasi sentimen pada review produk Lazada Indonesia," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 88–96, 2022,

doi: 10.34128/jsi.v8i1.419.

- [3] A. P. Wibawa, M. G. A. Purnama, M. F. Akbar, and F. A. Dwiyanto, "Metode-metode klasifikasi," in *Prosiding Seminar Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 1, 2018.
 - [4] H. F. Putro, R. T. Vlandari, and W. L. Y. Saptomo, "Penerapan metode Naive Bayes untuk klasifikasi pelanggan," *Jurnal TIKomSiN*, vol. 8, no. 2, 2020, doi: 10.30646/tikomsin.v8i2.500.
 - [5] M. Muslimin and V. Lusiana, "Analisis sentimen terhadap kenaikan harga bahan pokok menggunakan metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 3, p. 1200, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6418.
 - [6] C. A. Misrun, E. Haerani, M. Fikry, and E. Budianita, "Analisis sentimen komentar YouTube terhadap Anies Baswedan sebagai bakal calon presiden 2024 menggunakan metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, pp. 207–215, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4790.
 - [7] S. L. M. Sitio and R. Nadiyanti, "Analisis sentimen kenaikan harga BBM Pertamina pada media sosial menggunakan metode Naive Bayes Classifier," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 3, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i3.2311.
 - [8] A. T. Mukti and F. N. Hasan, "Analisis sentimen warganet terhadap keberadaan juru parkir liar menggunakan metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 8, no. 1, pp. 644–653, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i1.6982.
 - [9] M. Patasik, S. Santi, M. Muhandi, R. Thabrani, and T. Husain, "Implementasi algoritma Support Vector Machine (SVM) pada pengklasifikasian sentimen warganet terhadap juru parkir liar," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam (BUSITI)*, vol. 6, no. 3, pp. 155–165, 2025, doi: 10.33096/busiti.v6i3.3080.
 - [10] H. Annur, "Klasifikasi masyarakat miskin menggunakan metode Naive Bayes," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 10, no. 2, pp. 160–165, 2018, doi: 10.33096/ilkom.v10i2.303.160-165.
 - [11] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Proc. 14th Int. Joint Conf. Artificial Intelligence (IJCAI)*, vol. 2, 1995, pp. 1137–1143.
 - [12] F. Pedregosa et al., "Scikit-learn: Machine learning in Python," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.
-