Accredited SINTA 5
72/E/KPT/2024

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

Penerapan Algoritma Extrame Gradient Boosting (XGBoost) Untuk Menganalisis Kualitas Pelayanan Kesehatan Terhadap Kepuasan Pasien Di Pueskesmas Mootilango

Rindiyani Saputri Agu[1*], Wahyudin Hasyim[2], Alter Lasarudin[3]
[1,2,3]Prodi Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Gorontalo
Jl. Prof. Dr. H. Mansoer Pateda, Desa Pentadio Timur, Kec. Telaga Biru, Kab. Gorontalo, Gorontalo 96181. Indonesia
E-mail: rindiagu71@gmail.com

Submitted Date : 13 April 2026 ***Accepted Date : 16 April 2026***

Abstrak - Pengelolaan data kepuasan pasien menjadi komponens yang semakin penting dalam meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan di era digital. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan pasien di Puskesmas Mootilango dengan menerapkan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) berbasis dimensi SERVQUAL. Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan data kuesioner, preprocessing, hingga implementasi model melalui optimasi Gradient dan Hessian. Transparansi logika algoritma divalidasi secara manual melalui perhitungan nilai Similarity Score dan Gain. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model XGBoost memiliki performa andal dengan tingkat akurasi sebesar 80,00% dan recall sebesar 88%. Analisis Feature Importance mengidentifikasi bahwa indikator Q5 (Tata Letak Ruangan) dari dimensi Tangibles dan Q8 (Keakuratan Diagnosa) dari dimensi Reliability merupakan faktor paling berpengaruh terhadap kepuasan pasien. Simulasi manual pada indikator Q5 menghasilkan nilai Total Gain sebesar 0,7238, yang membuktikan kontribusi signifikan fitur tersebut dalam meningkatkan kemurnian klasifikasi. Disimpulkan bahwa algoritma XGBoost efektif memberikan rekomendasi strategis bagi manajemen untuk memprioritaskan perbaikan pada aspek fisik dan keandalan medis demi optimalisasi kualitas pelayanan.
Kata kunci : Kepuasan Pasien, XGBoost, SERVQUAL, Machine Learning, Feature Importance.

Abstract - *Student academic achievement is influenced by various factors, one of which is learning behavior which includes attendance, assignment completion, and participation in exams. This study aims to build a prediction model for student academic achievement based on learning behavior by applying the Backpropagation algorithm. Data were obtained from 85 students of the xxxxxx Informatics Study Program, class of 2024, which included five variables: attendance, assignment grades, late assignment submission, mid-term exam grades, and final exam grades. The model was developed using a multi-layer perceptron architecture with normalized data. The evaluation results showed that the model was able to classify academic achievement categories with an accuracy of 91.17% and a Mean Squared Error (MSE) value of 0.2359. Model performance compared to three baseline methods, namely Naïve Bayes (77.5%), Decision Tree C4.5 (91.67%), and K-Means Clustering showed that Backpropagation has competitive predictive performance, especially in handling non-linear data between variables. The novelty of this research lies in the use of xxxxxx student datasets that have never been studied before and the customized model training configuration. This research is expected to support the development of data-based academic prediction systems in higher education.*
Keywords: Prediction; Achievement; Learning Behavior; Backpropagation; xxxxxx Students.

1. Pendahuluan

Pelayanan kesehatan primer di Puskesmas memiliki peran strategis dalam memenuhi kebutuhan kesehatan masyarakat karena menjadi fasilitas pelayanan kesehatan tingkat pertama yang paling mudah diakses. Kualitas pelayanan yang baik di Puskesmas sangat menentukan tingkat kepercayaan dan kepuasan pasien, sekaligus menjadi indikator keberhasilan penyelenggaraan pelayanan kesehatan secara menyeluruh [1].

Namun demikian, mutu pelayanan di Puskesmas Mootilango masih menghadapi berbagai tantangan operasional yang menimbulkan keluhan dari pasien. Keluhan tersebut antara lain berkaitan dengan lamanya waktu tunggu pelayanan, kurang efektifnya komunikasi antara petugas dan pasien, serta keterbatasan fasilitas pendukung. Selain itu, proses administrasi yang belum berjalan optimal dan rendahnya responsivitas petugas turut berdampak pada kualitas pelayanan yang dirasakan pasien.

Permasalahan tersebut tidak terlepas dari pengelolaan operasional pelayanan yang belum optimal, khususnya dalam pengaturan waktu kerja dan kesiapan petugas kesehatan. Beberapa kondisi yang sering terjadi meliputi keterlambatan petugas administrasi, jam pendaftaran yang dipercepat tanpa diiringi kesiapan pelayanan yang memadai, serta kurangnya ketanggapan petugas dalam merespons kebutuhan pasien selama jam pelayanan. Situasi ini menyebabkan proses pelayanan menjadi lambat dan tidak efisien, sehingga memperpanjang waktu tunggu pasien dan menurunkan persepsi terhadap kualitas pelayanan.

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

Permasalahan kualitas pelayanan di Puskesmas Mootilango erat kaitannya dengan lima dimensi utama kualitas pelayanan kesehatan, yaitu tangibles, reliability, responsiveness, assurance, dan empathy. Beberapa indikator, khususnya pada dimensi responsiveness dan empathy, masih menunjukkan kelemahan yang tercermin dari lamanya waktu tunggu serta komunikasi interpersonal yang kurang efektif antara petugas dan pasien. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi tingkat kepuasan pasien yang dilakukan secara objektif dan sistematis untuk mengetahui kondisi pelayanan yang sebenarnya serta faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap kepuasan pasien. Selama ini, evaluasi kepuasan pasien umumnya masih dilakukan secara manual dan bersifat deskriptif, sehingga belum mampu menggambarkan hubungan yang kompleks antar dimensi kualitas pelayanan secara mendalam. Di era transformasi digital, pendekatan evaluasi berbasis data menjadi kebutuhan penting dalam upaya peningkatan kualitas pelayanan kesehatan. Oleh karena itu, penelitian ini mengadopsi pendekatan Machine Learning menggunakan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) yang memiliki kemampuan dalam menangani data multivariat, memodelkan hubungan non-linear, serta mengidentifikasi faktor pelayanan yang paling dominan memengaruhi kepuasan pasien melalui analisis feature importance [2].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis profil persepsi pasien terhadap kualitas pelayanan berdasarkan dimensi SERVQUAL (*Tangibles, Reliability, Responsiveness, Assurance, Empathy*) di Puskesmas Mootilango, sekaligus mengukur performa algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dalam melakukan klasifikasi tingkat kepuasan pasien melalui metrik evaluasi *Accuracy, Precision, Recall*, dan *F1-Score*, serta mengidentifikasi dimensi pelayanan yang paling dominan memengaruhi kepuasan pasien dengan memanfaatkan analisis *Feature Importance* sebagai dasar rekomendasi perbaikan layanan.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Pelayanan Kesehatan di Puskesmas

Pelayanan kesehatan di Puskesmas merupakan bagian fundamental dari sistem kesehatan masyarakat Indonesia, berperan sebagai fasilitas primer yang menyediakan berbagai layanan kesehatan dasar bagi masyarakat di tingkat desa dan kecamatan. Puskesmas bertugas tidak hanya memberikan layanan medis, tetapi juga melakukan promotif, preventiv, dan rehabilitatif untuk meningkatkan derajat kesehatan masyarakat secara menyeluruh. Namun, kendala operasional seperti waktu tunggu yang lama, komunikasi yang kurang efektif antara petugas kesehatan dan pasien, serta fasilitas penunjang yang belum memadai masih menjadi masalah utama yang dihadapi Puskesmas dalam menjaga mutu pelayanan [3].

2.2. Kualitas Pelayanan

Kualitas pelayanan (Service Quality) merupakan tingkat keunggulan yang diharapkan dan pengendalian atas tingkat keunggulan tersebut untuk memenuhi harapan pasien. Dalam konteks kesehatan, kualitas pelayanan adalah kesenjangan antara harapan pasien dengan persepsi pasien terhadap layanan yang mereka terima. Kualitas pelayanan yang baik terbukti menjadi faktor penting dalam meningkatkan loyalitas dan kepuasan pasien [1].

2.3. Dimensi Kualitas Pelayanan (*SERVQUAL*)

Model SERVQUAL adalah kerangka kerja yang paling umum digunakan untuk mengukur kualitas layanan. Menurut Parasuraman, Zeithaml, dan Berry, model ini terdiri dari lima dimensi utama, yang juga menjadi variabel dalam penelitian ini:

1. *Tangibles* (Bukti Fisik): Penampilan fasilitas fisik, peralatan, personel, dan materi komunikasi.
2. *Reliability* (Keandalan): Kemampuan untuk memberikan layanan yang dijanjikan secara akurat dan konsisten.
3. *Responsiveness* (Ketanggapan): Kemauan untuk membantu pelanggan dan memberikan layanan yang cepat
4. *Assurance* (Jaminan): Pengetahuan dan kesopanan staf serta kemampuan mereka untuk menumbuhkan rasa kepercayaan dan keyakinan.
5. *Empathy* (Empati): Perhatian secara individual yang diberikan oleh perusahaan kepada pelanggan.

Dimensi-dimensi ini menjadi variabel independen kunci yang akan dianalisis pengaruhnya terhadap kepuasan pasien (variabel dependen) [4].

2.4. Kepuasan Pasien

Kepuasan pasien adalah tingkat perasaan pasien yang timbul sebagai hasil dari perbandingan antara kinerja pelayanan kesehatan yang diterima dengan harapan pasien. Kepuasan merupakan respons emosional pasien terhadap perbedaan antara apa yang mereka harapkan dan apa yang mereka dapatkan [5].

2.5. Skala Likert

Skala likert merupakan metode skala psikometrik yang umum digunakan dalam kuesioner untuk mengukur sikap, pendapat, dan persepsi seseorang terhadap fenomena sosial atau layanan tertentu [2].

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

2.6. Data Mining

Data mining merupakan proses penggalian pola dan pengetahuan berharga dari sekumpulan data besar menggunakan teknik supervised learning seperti klasifikasi [6]

2.7. Extrame Gradient Boosting (XGboost)

XGBoost merupakan algoritma *machine learning* berbasis *ensemble learning* yang dikembangkan oleh Tianqi Chen. Algoritma ini mengoptimalkan metode *Gradient Boosting Decision Tree* (GBDT) untuk efisiensi komputasi.

Mekanisme kerja dan karakteristik XGBoost dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Definisi dan Mekanisme: Membangun serangkaian pohon keputusan secara sekuensial untuk memperbaiki kesalahan prediksi (residual error) dari pohon sebelumnya menggunakan perhitungan gradien pada loss function [7].
2. Efektivitas Dataset: Unggul pada sampel terbatas (150 responden) karena fitur Regularisasi Formal (L1 dan L2) yang mencegah overfitting. Penggunaan instrumen SERVQUAL memastikan kualitas data primer tetap tinggi sehingga model tetap reliabel [8].
3. Konfigurasi Parameter: Menggunakan learning_rate 0,1 untuk ketelitian pembelajaran, n_estimators 100 pohon untuk varians data, dan max_depth 5 untuk menangkap interaksi kompleks antar-indikator
4. Perbandingan Algoritma: Berbeda dengan Decision Tree yang rentan overfitting atau Random Forest yang menggunakan bagging, XGBoost secara konsisten menghasilkan akurasi lebih tinggi pada data tabular melalui mekanisme boosting dan fungsi regularisasi [9].

2.8. Feature Importance

Feature Impotertence adalah mekanisme dalam model berbasis pohon (seperti XGBoost) untuk mengukur seberapa besar kontribusi setiap fitur (variabel input) dalam meningkatkan akurasi model dalam memprediksi variabel target. Fitur dengan skor importance tertinggi adalah variabel yang paling dominan memengaruhi hasil prediksi [10].

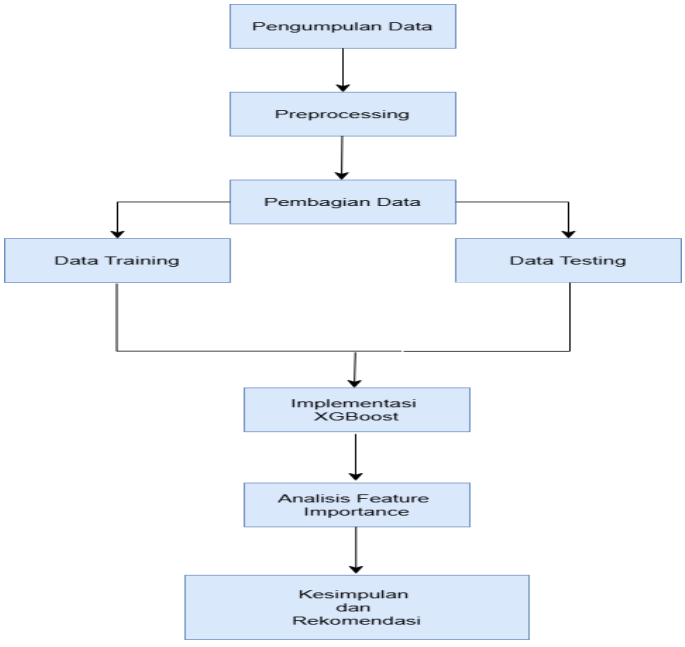
3. Metode Penelitian

3.1 Objek Penelitian

Algoritma Extrame Gradient Boosting (XGBoost) dalam penelitian ini tidak berdiri sendiri. Penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan data primer melalui survei kuesioner karena tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengetahui performa akurasi algoritma XGBoost dalam mengklasifikasikan kepuasan pasien.

3.2 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa langkah sistematis yang meliputi pengumpulan data melalui kuesioner di Puskesmas Mootilango, preprocessing data (pembersihan, transformasi, dan binarisasi target), pembagian data (*training* dan *testing*), implementasi model XGBoost, serta analisis Feature Importance. Adapun tahapan penelitian sebagai berikut:



Gambar 1Tahapan Penelitian

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Accredited SINTA 5
72/E/KPT/2024

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Data yang Dikumpulkan :

Penelitian ini menggunakan data primer yang diperoleh dari kuesioner kepuasan pasien di Puskesmas Mootilango. Seluruh data diolah menggunakan bahasa pemrograman Python di lingkungan Google Colab untuk menjamin keakuratan perhitungan sesuai dengan kerangka kerja *Data Mining*.

Dari hasil penyebaran kuesioner, diperoleh 150 data responden yang valid. Data ini mencakup profil demografis (Jenis Kelamin dan Umur) serta penilaian terhadap 26 indikator pelayanan (Q1 sampai Q26) yang mewakili dimensi *Reliability, Responsiveness, Assurance, Empathy*, dan *Tangibles.*

Berdasarkan hasil pengumpulan data terhadap 150 responden tersebut, diperoleh distribusi usia yang terbagi menjadi dua kelompok utama, yaitu Pasien Umum dan Pasien Lansia. Hal ini penting untuk memastikan bahwa algoritma XGBoost dapat mempelajari pola kepuasan dari dua sudut pandang kelompok usia yang memiliki karakteristik kebutuhan pelayanan berbeda di Puskesmas Mootilango.

1. Pengumpulan Data dan Tabulasi Data

   Setelah penyebaran kuesioner selesai, peneliti melakukan tabulasi data dengan memindahkan hasil jawaban responden dari Google Forms ke dalam format Microsoft Excel (.xlsx). Pada tahap ini peneliti melakukan pemeriksaan data (data screening) untuk memastikan tidak ada jawaban kosong atau tidak konsisten. Setelah itu peneliti merapikan struktur data, di mana setiap baris mewakili satu responden dan setiap kolom mewakili variabel penelitian, yaitu:

   a. Identitas: Nama, No (sebagai index)
   b. Profil Demografis: Jenis Kelamin dan Umur.
   c. Indikator Pelayanan: 26 pertanyaan (Q1 sampai Q26) yang mewakili dimensi Reliability, *Responsiveness, Assurance, Empathy,* dan *Tangibles.*

   Setelah data di pastikan bersih dan terstruktur di Excel, peneliti kemudian melakukan konversi file menjadi format Comma Separated Values (.csv). Penggunaan format CSV dilakukan karena sifatnya yang lebih ringan, bersifat open-standard, dan sangat optimal untuk diproses secara komputasi oleh pustaka Pandas dalam lingkungan Google Colab dibandingkan format binari Excel. Hal ini bertujuan untuk meminimalkan risiko kesalahan pembacaan karakter saat proses pemodelan berlangsung.

2. Memuat Dataset ke lingkungan Pengembangan

   Data yang telah dikonversi ke format CSV diunggah ke folder penyimpanan pada Google Colab. Peneliti menggunakan pustaka pandas untuk membaca file tersebut agar dapat diproses secara digital ke dalam bentuk *DataFrame*.

   Berikut adalah Tabel Data Awal:

Tabel 1 Dataset Awal Tingkat Kepuasan Pasien

No	Nama	Jenis Kelamin	Umur	Q1	Q2	…..	Q25	Q26
1	RY	Laki-Laki	19	Sangat Puas	Cukup Puas	…..	Sangat Puas	Puas
2	AT	Laki-Laki	19	Puas	Cukup Puas	…..	Sangat Puas	Puas
3	PD	Perempuan	24	Puas	Sangat Puas	…..	Puas	Cukup Puas
4	AK	Perempuan	20	Puas	Cukup Puas	…..	Puas	Puas
5	SA	Perempuan	22	Puas	Puas	…..	Puas	Puas

4.2 Preprocessing

Tahap ini bertujuan untuk menyiapkan data kuesioner agar siap digunakan oleh model XGBoost:

1. Pembersihan Data

   Pada tahap ini, peneliti melakukan transformasi terhadap dataset mentah guna memastikan data yang akan diproses oleh algoritma XGBoost memiliki kualitas yang baik dan bebas dari informasi yang tidak relevan.

2. Transformasi Data
3. Setelah data dibersihkan dari informasi yang tidak relevan, peneliti melakukan transformasi data. Tahap ini bertujuan untuk mengubah data kuesioner yang bersifat kualitatif (teks) menjadi data kuantitatif (angka) agar dapat diproses secara matematis oleh algoritma XGBoost.
4. Binarisasi Variabel Target

   Tahap akhir dari pra-pemrosesan adalah mengubah nilai rata-rata menjadi label kategori biner (0 dan 1) yang akan digunakan sebagai target klasifikasi.

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Accredited SINTA 5 72/E/KPT/2024

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

4.3 Pembagian Data

Pembagian data dilakukan dengan memisahkan variabel fitur (X) dari label target (y), kemudian membaginya menggunakan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Proses ini menggunakan parameter *random state* untuk menjamin konsistensi hasil (reproduksibilitas) dan memastikan model XGBoost dilatih pada porsi data yang dominan namun tetap dievaluasi secara objektif menggunakan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

4.4 Implementasi Algoritma *Extrame Gradient Boosting* (XGBoost)

4.4.1 Perhitungan Manual

Untuk mempermudah pemahaman mengenai mekanisme kerja algoritma, dilakukan simulasi perhitungan manual menggunakan sampel data yang disajikan pada Tabel 5 di bawah. Sampel ini mencakup fitur Q5 (Tata Letak Ruangan), nilai aktual kepuasan pasien, serta nilai prediksi awal sebagai basis perhitungan *gradien* dan *hessian*.

Tabel 2 Sampel Data untuk Smimulasi Perhitungan Manual XGBoost

No	Responden	Q5 (Fitur)	Aktual ($\boldsymbol{y}$)	Prediksi ($\boldsymbol{P}$)
1	Responden A	5	1	0.5
2	Responden B	2	0	0.5
3	Responden C	4	1	0.5

1. Menentukan Prediksi Awal dan Nilai Dasar

   Pada tahap awal, ditentukan nilai prediksi dasar *P* untuk seluruh sampel sebesar 0,5. Nilai ini digunakan sebagai titik awal untuk menghitung residu atau tingkat kesalahan model pada iterasi pertama.

2. Menghitung *Gradien* dan (gi) dan Hessian (hi)

   Berdasarkan prediksi awal, dilakukan perhitungan *Gradient* dan *Hessian* untuk setiap responden. *Gradient* (g) adalah selisih antara nilai prediksi dengan nilai aktual, sedangkan *Hessian* (h) adalah varians dari prediksi.

$$g = Prediksi - Aktual$$
$$h = Prediksi \times (1 \times Prediksi)$$

   a. Responden A:
   Gradien: $g_1 = 0{,}5 - 1 = -0{,}5$
   Hessian: $h_1 = 0{,}5 \times (1 - 0{,}5) = 0{,}25$
   b. Responden B:
   Gradien: $g_2 = 0{,}5 - 0 = 0{,}5$
   Hessian: $h_2 = 0{,}5 \times (1 - 0{,}5) = 0{,}25$
   c. Responden C:
   Gradien: $g_3 = 0{,}5 - 1 = -0{,}5$
   Hessian: $h_3 = 0{,}5 \times (1 - 0{,}5) = 0{,}25$
   d. Total *Gradien* $(\sum g) : (-0{,}5) + 0{,}5 + (-0{,}5) = -0{,}5$
   e. Total Hessian $(\sum h) : 0{,}25 + 0{,}25 + 0{,}25 = 0{,}75$

3. Menghitung *Similarity Score* pada Simpul Akar (*Root*)

   Similarity Score (SS) digunakan untuk mengukur seberapa baik kelempok data dalam satu simpul. Dengan parameter $\lambda = 1$, perhitungannya adalah:

$$SS_{Root} = \frac{(\sum g)^2}{\sum h + \lambda}$$

$$SS_{Root} = \frac{(-0{,}5)^2}{0{,}75 + 1} = \frac{0{,}25}{1{,}75} = 0,1429$$

4. Menghitung *Similarity Score* setelah pemisah (Splitting)

   Data dipisahkan berdasarkan fitur Q5 dengan ambang batas > 3.

   a. Simpul Kiri (Left): Berisi Responden A (Q5=5) dan Responden C (Q5=4).
      - $\sum g_{Left} = (-0{,}5) + (-0{,}5) = -1{,}0$
      - $\sum h_{Left} = 0{,}25 + 0{,}25 = 0{,}50$

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Accredited SINTA 5
72/E/KPT/2024

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

$$SS_{Left} = \frac{(-1{,}5)^2}{0{,}50 + 1} = \frac{1{,}0}{1{,}5} = 0{,}6667$$

b. Simpul Kanan (Right): Berisi Responden B (Q5=2)
- $\sum g_{Right} = 0{,}5$
- $\sum h_{Right} = 0{,}25$

$$SS_{Right} = \frac{(0{,}5)^2}{0{,}25 + 1} = \frac{0{,}25}{1{,}25} = 0{,}2000$$

5. Menghitung *Total Gain*

Gain dihitung untuk menentukan apakah pemisahan fitur Q5 layak dilakukan. Semakin besar nilai *Gain*, semakin baik fitur tersebut dalam mengklasifikasin data.

$$Gain = SS_{left} + SS_{Right} - SS_{Root}$$

$$Gain = 0{,}6667 + 0{,}2000 - 0{,}1429 = 0{,}7238$$

Hasil *Gain* yang positif sebesar 0,7238 memvalidasi bahwa penggunaan fitur Q5 memberikan peningkatan signifikan pada kualitas prediksi model dibandingkan sebelum dilakukan pemisahan.

Simulasi perhitungan manual pada indikator Q5 di atas merepresentasikan mekanisme kerja algoritma XGBoost dalam menentukan pemisahan data berdasarkan nilai *Gain* tertinggi. Indikator-indikator lainnya dalam dimensi *SERVQUAL* diproses menggunakan landasan matematis yang identik melalui komputasi sistem.

4.4.2 Pelatihan dan Optimasi Model

Proses pelatihan dilakukan dengan menerapkan algoritma XGBoost setelah memastikan dataset bersih melalui penanganan *missing value* dan sinkronisasi kolom menggunakan *encoding*. Peneliti menginisialisasi model dengan parameter optimasi berupa 100 jumlah pohon (*n_estimators*), tingkat pembelajaran (*learning rate*) sebesar 0,1, dan kedalaman pohon maksimal (*max_depth*) 5 untuk menjaga keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas. Model kemudian dilatih menggunakan perintah .fit() pada data latih (X_train, y_train) untuk mengenali pola kepuasan pasien secara iteratif hingga menghasilkan model klasifikasi yang siap digunakan.

4,4.3 Evaluasi Akurasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan data uji dengan benar setelah proses pelatihan selesai. Peneliti menggunakan fungsi accuracy_score untuk membandingkan hasil prediksi model terhadap label aktual pada data uji (*y_test*), yang kemudian disajikan dalam bentuk persentase akurasi. Selain itu, evaluasi diperdalam menggunakan *Classification Report* untuk mengukur nilai *Precision* (ketepatan), *Recall* (sensitivitas), dan *F1-Score* guna memastikan model tidak hanya unggul dalam akurasi keseluruhan, tetapi juga andal dalam mengenali setiap kategori kepuasan pasien secara spesifik.

Berikut adalah hasil evaluasi performa model:

```
======= HASIL AKURASI MODEL =======
Akurasi XGBoost: 80.00%
==================================
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.83      0.71      0.77        14
           1       0.78      0.88      0.82        16

    accuracy                           0.80        30
   macro avg       0.81      0.79      0.80        30
weighted avg       0.80      0.80      0.80        30
```

Gambar 2 Hasil Akurasi Model

Skor akurasi 80% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang handal dalam memprediksi kepuasan pasien di Puskesmas Mootilango. Nilai Recall yang tinggi (88%) sangat positif bagi penelitian ini karena membuktikan model sangat sensitif dan jarang melewatkan responden yang sebenarnya merasa puas terhadap layanan primer.

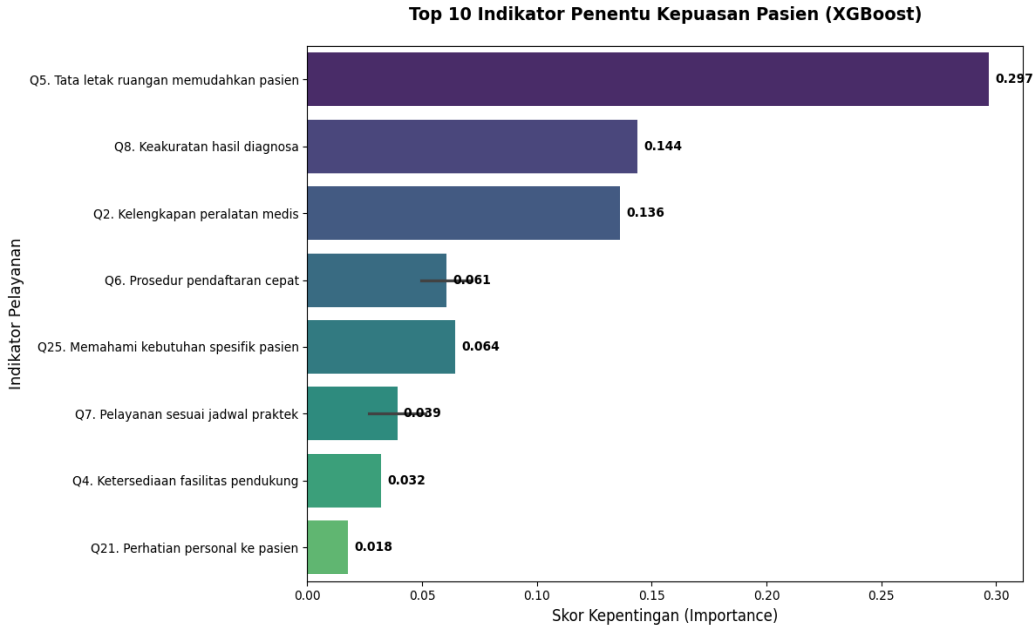
Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

4.4.4 Analisis Faktor Dominan (*Feature Importance*)

Tahap ini bertujuan untuk mengidentifikasi indikator pelayanan mana yang paling dominan dalam memengaruhi keputusan model klasifikasi.

Berikut adalah hasil feature importance:



Berdasarkan hasil visualisasi pada Gambar 13, algoritma XGBoost telah memetakan indikator-indikator pelayanan di Puskesmas Mootilango yang memiliki kontribusi paling signifikan dalam menentukan kepuasan pasien. Berikut adalah analisis terhadap tiga indikator kuesioner dengan nilai importance tertinggi:

1. Indikator Q5 tata letak ruangan yang memudahkan pasien, (Nilai Importance ~0.29): Indikator ini menempati posisi puncak sebagai fitur yang paling berpengaruh dalam model klasifikasi. Skor yang tinggi pada Q5 menunjukkan bahwa variabel ini merupakan faktor penentu utama (key driver) kepuasan pasien. Pihak manajemen Puskesmas perlu menjaga konsistensi pada indikator ini karena sedikit saja penurunan kualitas pada poin Q5 akan berdampak besar pada penurunan tingkat kepuasan responden secara keseluruhan.
2. Indikator Q8 keakuratan dalam hasil pemeriksaan atau diagnosa, (Nilai Importance ~0.14): Berada di posisi kedua, indikator Q8 memberikan kontribusi yang kuat dalam membantu algoritma XGBoost membedakan antara pasien yang puas dan tidak puas. Hal ini mengindikasikan bahwa aspek pelayanan yang diukur dalam Q8 dirasakan secara langsung manfaatnya oleh pasien selama proses pengobatan di Puskesmas Mootilango.
3. Indikator Q2 kelengkapan peralatan medis, (Nilai Importance ~0.13): Indikator ini melengkapi tiga besar fitur terpenting. Tingginya nilai importance pada Q2 menunjukkan bahwa responden sangat memperhatikan kualitas teknis yang berkaitan dengan pertanyaan tersebut. Bersama dengan Q5 dan Q8, indikator ini membentuk fondasi utama yang menyusun persepsi positif pasien terhadap layanan kesehatan yang diterima.

4.5 Analisis Kepuasan Berdasarkan Karakteristik Jenis Kelamin

Analisis segmentasi berdasarkan jenis kelamin dilakukan untuk mendalami perbedaan pola pemicu ketidakpuasan antara responden laki-laki dan perempuan di Puskesmas Mootilango. Melalui pembedahan data ini, peneliti dapat mengidentifikasi alasan spesifik mengapa responden memberikan label "Tidak Puas" pada layanan yang diterima.

1. Identifikasi Indikator Pemicu Ketidakpuasan

   Untuk mengetahui faktor penyebab ketidakpuasan, peneliti melakukan perankingan berdasarkan nilai rata-rata terendah pada kelompok responden yang tidak puas. Hasil analisis menunjukkan perbedaan indikator utama yang perlu diperbaiki oleh Puskesmas Mootilango:

   a. Pada kelompok laki-laki yang menyatakan tidak puas, terdapat lima indikator utama yang mendapatkan penilaian paling rendah (skor terendah), yaitu:
      Q21: Petugas memberikan perhatian secara personal (Skor: 2.70)
      Q12: Kecepatan petugas memberikan pelayanan di loket (Skor: 2.85)
      Q22: Kesabaran petugas dalam mendengarkan keluhan (Skor: 2.89)

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

Q11: Kesigapan petugas dalam menangani keluhan pasien (Skor: 2.89)
Q25: Petugas memahami kebutuhan spesifik pasien (Skor: 2.89)

Hal ini merefleksikan bahwa responden laki-laki cenderung lebih kecewa pada aspek Empati (Empathy), dan Daya Tanggap (Respos ponsiveness). Kelompok ini merasa bahwa petugas kurang memberikan perhatian secara individual serta kurang sigap dalam merespon kebutuhan maupun keluhan yang disampaikan selama proses pelayanan di Puskesmas Mootilango.

b. Alasan Ketidakpuasan Responden Perempuan

Berbeda dengan laki-laki, responden perempuan yang menyatakan tidak puas menunjukkan keluhan utama yang didominasi oleh aspek efisiensi waktu dan kesigapan petugas. Lima indikator dengan skor terendah pada kelompok ini adalah:
Q6: Prosedur pendaftaran yang cepat dan tidak berbelit (Skor: 2.63)
Q15: Petugas bersedia membantu pasien tanpa menunda (Skor: 2.67)
Q14: Waktu tunggu pelayanan tidak terlalu lama (Skor: 2.68)
Q11: Kesigapan petugas dalam menangani keluhan pasien (Skor: 2.74)
Q13: Petugas memberikan respon cepat saat darurat (Skor: 2.75)

Temuan ini mengindikasikan bahwa responden perempuan di Puskesmas Mootilango sangat sensitif terhadap dimensi Daya Tanggap (Responsiveness). Secara matematis, skor yang sangat rendah pada indikator Q6, Q14, dan Q15 mencerminkan bahwa pasien perempuan merasa prosedur administratif masih terlalu birokratis dan waktu tunggu yang dihabiskan untuk mendapatkan pelayanan medis dinilai terlalu lama. Hal ini menunjukkan bahwa bagi pasien perempuan, kecepatan akses dan kesigapan petugas dalam membantu adalah faktor krusial yang menentukan persepsi kepuasan mereka.

5. Kesimpulan

Profil Presepsi Pasien: Profil persepsi pasien terhadap dimensi SERVQUAL di Puskesmas Mootilango menunjukkan distribusi tingkat kepuasan yang cukup beragam, dengan rincian 82 responden masuk dalam kategori "Tidak Puas" dan 68 responden dalam kategori "Puas" berdasarkan ambang batas skor rata-rata ≥4. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun sebagian besar pasien memberikan penilaian positif, masih terdapat aspek-aspek pelayanan yang perlu ditingkatkan untuk mencapai standar kepuasan yang lebih merata.Algoritma XGBoost: Algoritma XGBoost menunjukkan performa yang handal dalam mengklasifikasikan tingkat kepuasan pasien dengan nilai Akurasi sebesar 80,00%. Model ini memiliki sensitivitas yang sangat baik dalam mengenali pasien yang merasa puas, terbukti dari nilai Recall sebesar 88%. Selain itu, validasi melalui perhitungan manual yang menghasilkan nilai Total Gain sebesar 0,7238 pada indikator Q5 (Tata Letak Ruangan) menunjukkan konsistensi matematis yang akurat dengan hasil sistem. Hal ini membuktikan bahwa landasan teori gradient boosting melalui optimasi Loss Function telah terimplementasi dengan benar dalam penelitian ini. Dimensi SERVQUAL Paling Dominan: Berdasarkan analisis Feature Importance, dimensi pelayanan yang paling dominan memengaruhi kepuasan pasien sepenuhnya ditentukan oleh indikator-indikator kuesioner teknis. Indikator Q5 (tata letak ruangan yang memudahkan pasien), yang menempati posisi teratas dengan nilai kepentingan tertinggi (~0.29), diikuti oleh Q8 (keakuratan dalam hasil pemeriksaan) dan Q2 (kelengkapan peralatan medis) sebagai fitur utama yang menjadi dasar bagi model XGBoost dalam menentukan klasifikasi kepuasan pasien di Puskesmas Mootilango.

Daftar Pustaka

[1] S. Langi, E. Winarti, U. Kadiri, and J. Timur, “Pengaruh Kualitas Pelayanan terhadap Kepuasan Pasien (The Effect of Service Quality on Patient Satisfaction),” *J. Ilmu Medis Indones. (JIMI*, vol. 3, no. 1, pp. 31–39, 2023, [Online]. Available: https://doi.org/10.35912/jimi.v3i1.2870

[2] M. Rahman, C. Darwin, and M. I. Amin, “Identifying key influencers of patient satisfaction using an explainable machine learning approach,” pp. 1–11, 2025.

[3] H. Rahmadani, D. Nurmawaty, M. Wahidin, and S. Shorayasari, “Gudang Jurnal Multidisiplin Ilmu Gambaran Kepuasan Pasien Terhadap Pelayanan Kesehatan Rawat Jalan Di Puskesmas Marga Mulya Kota Bekasi Utara Tahun 2024,” vol. 2, no. September, pp. 18–23, 2024.

[4] Q. Bin, A. Rahman, S. Senathirajah, and R. Haque, “Predictors Of Patients ’ Satisfaction Based On Service Quality Dimensions,” vol. 13, no. 9, pp. 10336–10343, 2022, doi: 10.47750/pnr.2022.13.S09.1211.

[5] D. A. S. Ilhami, “Data Privasi dan Keamanan Siber pada Smart-City: Tinjauan Literatur,” *J. Sains, Nalar, dan Apl. Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 51–60, 2022, doi: 10.20885/snati.v2i1.19.

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 2, April 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

[6] N. Purwati, W. Harieska, and E. Safitri, "Prediksi Pasien Pusat Kesehatan Masyarakat Menggunakan Machine Learning Community Health Center Patient Predictions Using Machine Learning," vol. 12, no. 3, pp. 578–583, 2024, doi: 10.26418/justin.v12i3.80135.

[7] M. A. Rayadin, M. Musaruddin, and R. A. Saputra, "Implementasi Ensemble Learning Metode XGBoost dan Random Forest untuk Prediksi Waktu Penggantian Baterai Aki," vol. 5, no. 2, pp. 111–119, 2024.

[8] Z. Bunga *et al.*, "Perbandingan Metode Machine Learning (Linear Regression , Random Forest , dan XGBoost) dalam memprediksi Kemiskinan di Jawa Tengah Tahun 2024 Comparison of Machine Learning Methods (Linear Regression , Random Forest , and XGBoost) for Predicting Poverty in Central Java in 2024," vol. 14, pp. 2492–2499, 2025.

[9] M. H. Mubarok and F. Septian, "Prediksi GDP dengan RF dan XGBoost Berdasarkan Aspek Sosial , Ekonomi , dan Lingkungan," pp. 338–346, 2025.

[10] F. Elvina, P. Nadya, M. F. I. Ferdiansyah, V. R. Setyaning, C. Sri, and K. Aditya, "Implementation of Feature Selection Strategies to Enhance Classification Using XGBoost and Decision Tree," vol. 11, no. 1, pp. 187–194, 2024, doi: 10.15294/sji.v11i1.48145.

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)