

Prediksi Kepuasan Pelanggan pada Layanan *E-government* Menggunakan Algoritma Decision Tree

¹Indah Permatasari, ²Dona Marcelina, ³Evi Purnamasari

^{1,2,3}Universitas Indo Global Mandiri, Indonesia

indah@uigm.ac.id; donamarcelina@uigm.ac.id; evi.ps@uigm.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2025-01-10

Revised, 2025-01-21

Accepted, 2025-01-24

Kata Kunci:

Layanan *e-government*
Evaluasi berbasis data
Kepuasan pengguna
Algoritma *Decision tree*
Kuesioner skala Likert
Analisis data
Pemrograman Python

ABSTRAK

Sistem Informasi Pelayanan Perizinan Online (SIPPERI) yang diterapkan oleh DPMPPTSP Kota Palembang bertujuan untuk meningkatkan efisiensi, transparansi, dan akuntabilitas dalam pelayanan publik. Namun, sejumlah kendala dilaporkan oleh pengguna, yaitu navigasi yang kurang intuitif, respons sistem yang lambat, serta ketidakakuratan informasi. Kendala-kendala ini berdampak pada tingkat kepuasan pengguna terhadap layanan tersebut. Penelitian ini menggunakan algoritma *decision tree* untuk mengevaluasi kepuasan pengguna berdasarkan data yang diperoleh melalui kuesioner dengan penilaian skala Likert yang melibatkan 100 responden. Proses analisis menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Dimensi yang dianalisis meliputi Efisiensi I, Kepercayaan (T), Keandalan I, Pelayanan (CS), Kemudahan (U), Ketersediaan Informasi (I), dan Interaksi (SI). Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma *decision tree* mencapai tingkat akurasi sebesar 95%. Dimensi dengan skor tertinggi tercatat pada □ asyarak Kecepatan Unduh Formulir (R1: 392) dan Ketepatan Instruksi (E4: 392). Sebaliknya, dimensi dengan skor terendah pada Navigasi Intuitif (E1: 300) dan Ketersediaan Informasi (I1: 314). Penelitian ini memberikan rekomendasi strategis bagi DPMPPTSP Kota Palembang untuk meningkatkan dimensi-dimensi dengan skor rendah, guna memperbaiki pengalaman pengguna dan memperkuat kepercayaan □ asyarakat terhadap layanan *e-government*.

ABSTRACT

The Online Licensing Service Information System (SIPPERI) implemented by DPMPPTSP Palembang City aims to enhance efficiency, transparency, and accountability in public services. However, several challenges were reported by users, including unintuitive navigation, slow system responses, and inaccurate information. These challenges impact the level of user satisfaction with the service. This study uses the *decision tree* algorithm to evaluate user satisfaction based on data obtained through questionnaires with a Likert scale assessment involving 100 respondents. The analysis process uses the *Python* programming language. The dimensions analyzed include Efficiency I, Trust (T), Reliability I, Service (CS), Usability (U), Information Availability (I), and Interaction (SI). The analysis results show that the *decision tree* algorithm achieves an accuracy rate of 95%. The highest-scoring dimensions were recorded in the indicators Download Speed of Forms (R1: 392) and Accuracy of Instructions (E4: 392). Conversely, the lowest-scoring dimensions were Intuitive Navigation (E1: 300) and Information Availability (I1: 314). This study provides strategic recommendations for DPMPPTSP Palembang City to improve dimensions with low scores to enhance user experience and strengthen public trust in *e-government* services.

Keywords:

E-government services
Data-driven evaluation
User satisfaction
Decision tree algorithm
Likert scale questionnaire
Python programming

This is an open access article under the [CC BY-NC-ND](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Indah Permatasari,
Program Studi Teknik Informatika,
Universitas Indo Global Mandiri,
Email: indah@uigm.ac.id

1. PENDAHULUAN

Dinas Penanaman Modal dan Pelayanan Terpadu Satu Pintu (DPMPTSP) Kota Palembang merupakan lembaga pemerintah yang memiliki peran strategis dalam tata kelola administrasi pemerintahan, khususnya dalam mendukung proses penanaman modal dan memberikan pelayanan terpadu kepada masyarakat serta pelaku usaha. Seiring perkembangan teknologi informasi, DPMPTSP telah mengadopsi konsep e-government sebagai strategi untuk meningkatkan efisiensi, transparansi, dan akuntabilitas pelayanan publik [1]. Salah satu inovasi digital yang diterapkan adalah Sistem Informasi Pelayanan Perizinan Online (SIPPERI), yang dirancang untuk memudahkan masyarakat dan pelaku usaha dalam mengajukan permohonan perizinan, memantau status pengajuan secara *real-time*, serta memperoleh informasi terkini terkait proses perizinan tanpa perlu mendatangi kantor DPMPTSP secara langsung [2].

Meskipun SIPPERI menawarkan berbagai kemudahan dan efisiensi, namun sejumlah tantangan yang masih perlu diselesaikan. Beberapa pengguna melaporkan kendala seperti navigasi platform yang sulit, respons layanan yang lambat, dan berbagai masalah teknis lainnya. Hal ini menunjukkan pentingnya pemahaman lebih mendalam mengenai faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan pelanggan terhadap layanan *e-government* [3], [4].

Dalam konteks ini, penelitian ini menjadi semakin relevan dengan menggunakan metode pengumpulan data yang merujuk pada dimensi-dimensi pengukuran sebagaimana diatur dalam Indeks Layanan Publik Elektronik (Indeks *e-service*) berdasarkan Kepmen Nomor 595 Tahun 2020. Data penelitian dikumpulkan melalui penyebaran kuesioner kepada pengguna SIPPERI, dengan dimensi-dimensi tersebut digunakan sebagai indikator untuk mengukur tingkat kepuasan pelanggan. Penelitian ini memberikan kerangka evaluasi yang lebih sistematis terhadap kualitas layanan berbasis teknologi yang diterapkan oleh DPMPTSP [5].

Perhitungan Indeks *e-service* yang menggunakan pembagian bobot dimensi berdasarkan persentase tertentu memang mampu memberikan kesimpulan umum secara keseluruhan. Namun, pendekatan ini memiliki kelemahan karena terlalu bergantung pada bobot tetap dan cenderung sederhana. Penilaian ini mengabaikan kompleksitas interaksi antar dimensi yang mungkin memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil akhir [6], [7]. Selain itu, pembagian bobot tersebut seringkali tidak mencerminkan variasi dan perbedaan penting dalam pengalaman pengguna, terutama jika terdapat faktor-faktor dinamis yang berubah dari waktu ke waktu.

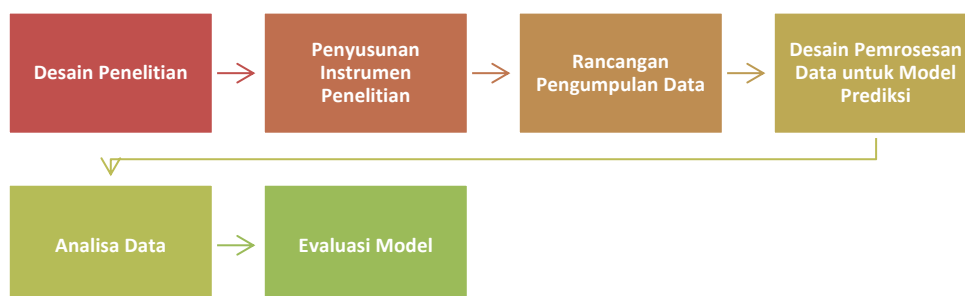
Penggunaan metode *decision tree* sebagai alternatif dalam perhitungan Indeks *e-service* mampu mengatasi kelemahan tersebut [8]. Metode ini memungkinkan pembagian data berdasarkan kondisi spesifik, menangkap hubungan yang lebih kompleks antar dimensi dan variabel, serta memberikan pemahaman lebih mendalam mengenai interaksi antar faktor. Dengan demikian, *decision tree* mampu menghasilkan penilaian yang lebih akurat dan terperinci, mengurangi ketergantungan pada bobot tetap, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih dinamis dan berbasis data [9].

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan meningkatkan akurasi penilaian Indeks Layanan Publik Elektronik (Indeks *e-service*) dengan menggunakan metode *decision tree* guna mengatasi kelemahan pendekatan berbasis pembagian bobot dimensi tetap.

Kontribusi penelitian ini bagi DPMPTSP Kota Palembang adalah menyediakan pendekatan yang lebih akurat dan dinamis dalam mengevaluasi kualitas layanan publik berbasis elektronik, sehingga dapat meningkatkan pengambilan keputusan dalam upaya perbaikan layanan [10]. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan di bidang *machine learning* dengan menerapkan metode *decision tree* untuk analisis data layanan public. Pendekatan ini membuka peluang bagi pengembangan model evaluasi yang lebih canggih dan adaptif di masa depan.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini mencakup serangkaian langkah atau prosedur yang diikuti untuk mengumpulkan data yang diperlukan guna mencapai tujuan penelitian. Proses ini meliputi desain penelitian, pengumpulan data, analisis data, preprocessing data, pemodelan prediksi, evaluasi model, dan penarikan kesimpulan. Berikut adalah komponen utama dalam metode penelitian yang digunakan :



Gambar 1 Alur Penelitian

Desain Penelitian

Penentuan Variabel Penelitian

Variabel penelitian ditetapkan dengan merujuk pada Indeks Layanan Publik Elektronik yang menggunakan dimensi pengukuran sebagaimana diatur dalam Kepmen Nomor 595 Tahun 2020, mencakup aspek Efisiensi (E), Kepercayaan (T), Keandalan (R), Pelayanan (CS), Kemudahan (U), Ketersediaan Informasi (I) dan Interaksi (SI). Penetapan variabel ini bertujuan untuk menilai sejauh mana layanan *E-government* dapat berjalan secara efektif melalui dimensi-dimensi utama. Efisiensi menggambarkan kemampuan layanan dalam menghemat waktu, tenaga, serta biaya bagi pengguna. Kepercayaan berkaitan dengan tingkat keamanan dan transparansi layanan yang diberikan. Keandalan menekankan pada konsistensi dan akurasi layanan, sedangkan pelayanan menilai responsivitas serta mutu interaksi antara pengguna dan penyedia layanan. Kemudahan mengacu pada desain antarmuka yang ramah pengguna dan aksesibilitas layanan, sementara ketersediaan informasi menjamin pengguna memperoleh informasi yang relevan dan lengkap. Interaksi mencakup keterlibatan masyarakat dan kemudahan dalam memberikan masukan. Secara keseluruhan, variabel-variabel ini memberikan penilaian komprehensif terhadap kualitas layanan *E-government*, sehingga dapat digunakan oleh pemerintah untuk melakukan evaluasi kinerja serta meningkatkan kepuasan masyarakat.

Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini mencakup seluruh pengguna Website Layanan DPMPTSP yang memanfaatkan layanan *E-government* di Dinas Penanaman Modal dan Pelayanan Terpadu Satu Pintu (DPMPTSP) Kota Palembang. Dari populasi tersebut, diambil sampel sebanyak 100 responden yang dianggap valid untuk mengevaluasi kinerja layanan *E-government* berdasarkan pengalaman mereka dalam menggunakan website tersebut. Metode pengambilan sampel yang digunakan adalah teknik pengambilan sampel secara acak (random sampling), di mana setiap individu dalam populasi memiliki peluang yang sama untuk dipilih sebagai responden. Teknik ini diharapkan dapat menghasilkan sampel yang representatif dan memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai persepsi dan pengalaman pengguna terhadap layanan yang disediakan oleh DPMPTSP.

Penyusunan Instrumen Penelitian

Penyusunan instrumen penelitian merupakan tahapan yang krusial dalam proses penelitian, khususnya yang berfokus pada evaluasi layanan publik elektronik. Instrumen penelitian ini dirancang untuk mengumpulkan data yang relevan dan memiliki tujuan untuk menghasilkan informasi yang valid, reliabel, dan objektif. Dalam penelitian ini, instrumen yang disusun didasarkan pada Indeks Layanan Publik Elektronik yang diatur dalam Kepmen Nomor 595 Tahun 2020. Indeks ini mencakup berbagai dimensi pengukuran yang merujuk pada standar pelayanan publik elektronik yang telah ditetapkan oleh pemerintah.

Proses penyusunan instrumen penelitian ini mengacu pada dimensi-dimensi yang terdapat dalam Kepmen Nomor 595 Tahun 2020, yang mencakup aspek-aspek seperti efisiensi, keandalan, kemudahan akses, transparansi, dan kualitas pelayanan yang diberikan oleh sistem *e-government*. Setiap dimensi tersebut kemudian diterjemahkan ke dalam indikator-indikator yang lebih spesifik, yang menggambarkan elemen-elemen dari layanan publik elektronik yang akan dievaluasi. Setelah indikator-indikator tersebut disusun, instrumen penelitian kemudian dirumuskan dalam bentuk pernyataan yang menggambarkan pengalaman responden terkait setiap dimensi yang dievaluasi. Setiap pernyataan yang terdapat dalam instrumen ini diukur dengan menggunakan skala Likert 1-4, yang dirancang untuk menggambarkan tingkat penilaian terhadap fitur dan pelayanan di website *e-government* tersebut. Skala ini memberikan gambaran yang jelas tentang sejauh mana responden merasa puas atau tidak puas terhadap layanan yang diberikan.

Rancangan Pengumpulan Data

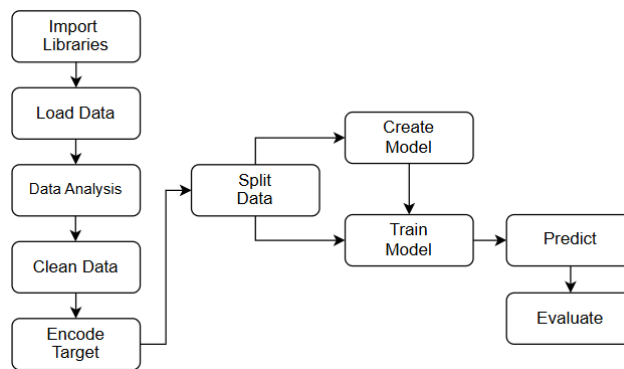
Rancangan pengumpulan data merupakan proses perencanaan yang sistematis untuk memperoleh informasi yang relevan dan mendukung tujuan penelitian [11]. Dalam penelitian ini, data yang dikumpulkan berasal dari data primer, yang diperoleh secara langsung melalui kuesioner dengan penilaian berbasis skala Likert. Skala ini memungkinkan responden untuk memberikan penilaian kuantitatif terhadap berbagai aspek layanan yang dievaluasi, sehingga data yang dihasilkan dapat diolah lebih lanjut untuk menghasilkan analisis yang terukur dan objektif. Metode pengumpulan data dilakukan dengan menyebarkan kuesioner melalui tautan Google Form kepada masyarakat yang telah menggunakan aplikasi Website Layanan DPMPTSP. Proses pengumpulan data dilakukan dengan tetap memperhatikan prinsip etika penelitian, seperti menjaga kerahasiaan identitas responden, memberikan informasi yang jelas mengenai tujuan penelitian, serta memastikan bahwa partisipasi responden dilakukan secara sukarela.

Desain Pemrosesan Data untuk Model Prediksi

Desain pemrosesan data untuk model prediksi merujuk pada rangkaian tahapan yang sistematis dan terstruktur untuk mengolah data yang dibutuhkan dalam pembangunan model prediksi. Proses ini dirancang agar data yang digunakan tidak hanya siap untuk dianalisis, tetapi juga mampu menghasilkan prediksi yang akurat dan dapat diandalkan saat model diterapkan dalam situasi nyata.

Dalam pengembangan model prediksi ini, Google Colab digunakan sebagai alat utama untuk mengimplementasikan proses pemodelan menggunakan bahasa pemrograman Python. Google Colab menawarkan berbagai keunggulan, seperti akses ke lingkungan pemrograman berbasis cloud, dukungan pustaka machine learning yang lengkap, serta kemudahan integrasi untuk menjalankan kode secara efisien.

Alur pemrosesan data yang ditampilkan pada Gambar 2 mencakup tahapan utama dalam membangun model prediksi, mulai dari pengumpulan data, pembersihan data, eksplorasi data, hingga pelatihan model prediksi. Alur ini dirancang untuk memastikan proses berjalan terstruktur, memanfaatkan kemampuan Google Colab untuk menghasilkan model prediksi yang optimal.

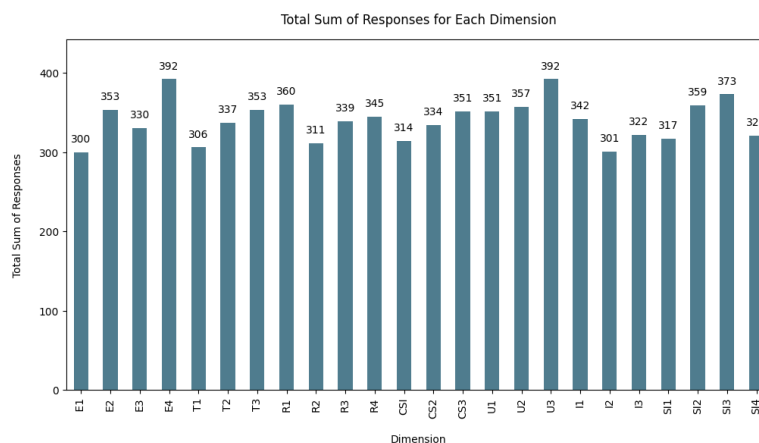


Gambar 2. Alur Pemrosesan Data Model Prediksi

Diagram alur di atas menggambarkan proses umum dalam membangun model prediksi menggunakan teknik machine learning. Dimulai dengan persiapan data, termasuk pengumpulan, pembersihan, dan pengolahan data. Setelah data siap, model dipilih dan dilatih menggunakan data latih. Model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data uji untuk mengukur keakuratannya. Tahapan-tahapan ini berulang secara iteratif hingga diperoleh model dengan kinerja yang memuaskan. Proses ini melibatkan berbagai teknik seperti eksplorasi data, pemilihan fitur, pelatihan model, dan evaluasi.

Analisa Data

Pada tahap analisis data, dilakukan pengolahan dan interpretasi terhadap data yang telah terkumpul untuk mengidentifikasi pola, tren, serta hubungan yang relevan dengan tujuan penelitian. Data yang terkumpul kemudian divisualisasikan pada Gambar 1 dalam bentuk diagram blok, yang menggambarkan jumlah data yang terkumpul pada setiap dimensi. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas tentang distribusi jumlah data, memudahkan pemahaman, serta mendukung analisis lebih lanjut terkait frekuensi dan tren yang ada.



Gambar 3. Visualisasi Data Reponden Dalam Diagram Blok

Berdasarkan analisis data, nilai tertinggi adalah 392 yang tercatat pada dimensi E4 dan R1, sementara nilai terendah adalah 300 yang tercatat pada dimensi E1. Dimensi yang berada di atas rata-rata terdapat 12 dimensi meliputi E2 (353), E4 (392), T1 (353), T2 (360), R4 (345), CSI (351), CS2 (351), CS3 (357), R1 (392), R2 (342), SI1 (359), dan SI2 (373). Sementara itu, dimensi yang berada di bawah rata-rata adalah 12 dimensi yang terdiri dari E1 (300), E3 (330), T3 (306), R3 (337), U1 (311), U2 (339), I1 (314), I2 (334), I3 (301), SI3 (322), SI4 (317), dan U3 (321), yang menunjukkan nilai yang lebih rendah dari rata-rata tersebut. Pembagian ini memberikan gambaran mengenai distribusi nilai pada dimensi yang diukur, dengan beberapa dimensi menunjukkan hasil yang lebih unggul, sedangkan yang lainnya masih berada di bawah ambang rata-rata.

Data Preprocessing

Tahap pemrosesan data bertujuan untuk mengolah data mentah menjadi data yang terstruktur dan siap digunakan dalam pembangunan model prediksi. Proses ini menjadi fondasi penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas yang memadai, mendukung analisis yang akurat, dan menghasilkan prediksi yang andal. Dalam penelitian ini, data yang digunakan tidak memiliki anomali, missing values, dan outliers. Oleh karena itu, tidak diperlukan langkah tambahan untuk membersihkan data, sehingga proses pemrosesan dapat dilakukan dengan lebih efisien.

Namun demikian, data yang tersedia belum memiliki target atau label yang diperlukan untuk membangun model prediksi [12]. Untuk mengatasi hal tersebut, pendekatan yang dilakukan adalah membuat label menggunakan target encoding berdasarkan rata-rata dari seluruh penilaian responden,

Pemodelan Prediksi

Decision tree bertujuan untuk memisahkan data ke dalam kelompok-kelompok berdasarkan atribut tertentu sehingga dapat membuat prediksi atau klasifikasi [13], [14]. Dalam konteks pohon ini, tujuannya adalah untuk memisahkan data ke dalam dua kelas: "Puas" dan "Tidak Puas". Proses pembentukan pohon keputusan dimulai dengan root node (node awal). Algoritma akan mencari atribut yang paling optimal untuk memisahkan data. Pemisahan yang optimal dilakukan berdasarkan kriteria tertentu menggunakan perhitungan *Gini Index*. *Gini Index* sering digunakan dalam algoritma *Decision Tree* sebagai salah satu metode untuk mengukur impuritas atau ketidakmurnian pada setiap node dalam pohon keputusan [15]. Pada proses pembuatan pohon keputusan, *Gini Index* membantu menentukan pembagian data yang paling optimal dengan mengukur sejauh mana suatu set data terdistribusi secara merata antara kelas-kelas yang berbeda. Semakin rendah nilai *Gini Index*, semakin murni atau homogen data dalam node tersebut, yang berarti keputusan atau prediksi yang dihasilkan lebih tepat. Sebaliknya, semakin tinggi nilai *Gini Index*, semakin tidak murni data dalam node, dan pohon keputusan perlu melakukan pemisahan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi. Dengan demikian, *Gini Index* berperan penting dalam membimbing proses pembentukan pohon keputusan yang efektif dan efisien. Rumus *Gini index* adalah sebagai berikut

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2 \tag{1}$$

Dimana n : Jumlah kelas, p_i^2 : Proporsi data dalam kelas ke-i.

Berdasarkan rumus tersebut maka diperoleh perhitungan *Gini index* untuk masing-masing node, Tabel 1 merupakan hasil perhitungan *Gini index*.

Tabel 1. Perhitungan *Gini index*

Node	Samples	Distribusi (Puas, Tidak Puas)	Gini Index
Root ($R4 \leq 2.5$)	80	(75, 5)	0.117
$R4 \leq 2.5 \rightarrow \text{True}$	5	(2, 3)	0.48
$R4 \leq 2.5 \rightarrow \text{False}$	75	(73, 2)	0.052
$SI4 \leq 3.5 \rightarrow \text{True}$	54	(54, 0)	0.0
$SI4 \leq 3.5 \rightarrow \text{False}$	21	(19, 2)	0.172
$T3 \leq 3.5 \rightarrow \text{False}$	16	(16, 0)	0.0

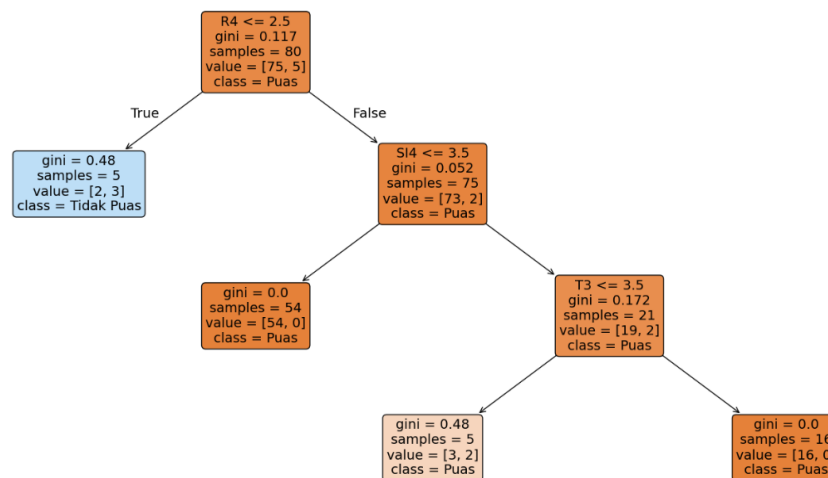
Hasil dari perhitungan *Gini index* , maka dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Node Root ($R4 \leq 2.5$) : Pada node akar, data dibagi berdasarkan kondisi $R4 \leq 2.5$, dengan *Gini index* sebesar 0,117. Nilai ini menunjukkan bahwa distribusi kelas pada node ini relatif homogen, di mana mayoritas data berasal dari kelas "Puas" (75) dibandingkan kelas "Tidak Puas" (5).

2. Cabang Kiri ($R4 \leq 2.5 \rightarrow \text{True}$): Cabang ini terdiri dari 5 sampel dengan distribusi kelas yang lebih seimbang, yaitu 2 sampel dari kelas "Puas" dan 3 sampel dari kelas "Tidak Puas". Nilai Gini index yang cukup tinggi (0,48) mencerminkan ketidakhomogenan data di cabang ini.
3. Cabang Kanan ($R4 \leq 2.5 \rightarrow \text{False}$): Cabang ini memuat 75 sampel dengan dominasi kelas "Puas" (73 sampel) dan hanya 2 sampel dari kelas "Tidak Puas". Nilai Gini index sangat rendah (0,052), yang menunjukkan tingkat homogenitas data yang sangat tinggi di cabang ini.
4. Node $SI4 \leq 3.5$ (False): Pada cabang kanan, data selanjutnya dibagi berdasarkan kondisi $SI4 \leq 3.5$. Cabang kiri dari kondisi ini memiliki nilai Gini index nol, karena seluruh 54 sampel berasal dari kelas "Puas," sehingga node ini sepenuhnya homogen. Sementara itu, cabang kanan terdiri dari 21 sampel dengan distribusi kelas yang lebih bervariasi (19 kelas "Puas" dan 2 kelas "Tidak Puas"), menghasilkan Gini index sebesar 0,172.
5. Cabang $T3 \leq 3.5 \rightarrow \text{False}$: Pada cabang ini, data dibagi lebih lanjut, menghasilkan salah satu cabang dengan nilai Gini index nol (16 sampel, seluruhnya berasal dari kelas "Puas"), yang menunjukkan homogenitas sempurna.

Secara keseluruhan, pohon keputusan ini secara progresif meningkatkan homogenitas data di setiap cabang dengan menurunkan nilai Gini index, menunjukkan efektivitas pemisahan atribut dalam mengklasifikasikan data. Gambar 2 menampilkan struktur *decision tree* yang dibangun berdasarkan metode klasifikasi menggunakan *Gini index* sebagai ukuran ketidakhomogenan data. Pada setiap *node*, terdapat informasi tentang kondisi pemisahan data (seperti $R4 \leq 2.5$ atau $SI4 \leq 3.5$), nilai *Gini index*, jumlah total sampel, distribusi kelas (*value*), dan kelas mayoritas pada *node* tersebut.

Pohon ini menunjukkan proses hierarkis dalam membagi data, dimulai dari *root node* hingga mencapai *leaf nodes*, dengan tujuan untuk memisahkan data menjadi kelompok-kelompok yang semakin homogen pada setiap langkah pemisahan. Nilai *Gini index* yang rendah pada beberapa *node* akhir menunjukkan bahwa data pada cabang tersebut sudah sangat homogen, yang berarti hampir seluruh data dalam cabang tersebut berasal dari satu kelas yang dominan.



Gambar 4. Struktur *decision tree*

Evaluasi Model

Pada tahap evaluasi model, hasil pengujian dengan menggunakan matriks evaluasi untuk model *Decision tree* menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 95.00%. Secara rinci, hasil pengujian menunjukkan nilai Precision, Recall, dan F1-score yang bervariasi tergantung pada kelas yang diprediksi. Untuk kelas 0, model berhasil memperoleh Precision sebesar 1.00, Recall 0.95, dan F1-score 0.97 dengan dukungan (support) sebanyak 19 sampel. Namun, untuk kelas 1, meskipun memiliki Recall sempurna sebesar 1.00, Precision hanya mencapai 0.50, dengan F1-score 0.67 dan dukungan satu sampel saja. Rata-rata makro (Macro avg) menunjukkan Precision sebesar 0.75, Recall 0.97, dan F1-score 0.82, sedangkan rata-rata berbobot (Weighted avg) memberikan nilai Precision 0.97, Recall 0.95, dan F1-score 0.96, yang mengindikasikan performa yang sangat baik pada keseluruhan model dengan memperhitungkan distribusi kelas. Tabel 2

Tabel 2. Hasil Perhitungan Metrik evaluasi

	Precision	Recall	F1-score	Support
0	1.00	0.95	0.97	19
1	0.50	1.00	0.67	1
Macro avg	0.75	0.97	0.82	20
Weighted avg	0.97	0.95	0.96	20

Hasil Evaluasi Model menunjukkan bahwa model *Decision tree* bekerja sangat baik dalam memprediksi kelas mayoritas (kelas 0), namun perlu diperhatikan bahwa model memiliki keterbatasan dalam mengklasifikasikan kelas minoritas (kelas 1), yang tercermin dari rendahnya Precision untuk kelas 1. Hal ini dapat menjadi perhatian dalam konteks aplikasi model untuk data yang tidak seimbang, dan pendekatan tambahan seperti oversampling atau penyesuaian bobot kelas mungkin diperlukan untuk meningkatkan kinerja pada kelas minoritas.

3. HASIL DAN ANALISIS

Hasil

Tahap ini menyajikan hasil dari pengolahan dan analisis data yang telah dilakukan, termasuk perhitungan metrik evaluasi serta performa model yang digunakan dalam penelitian ini. Berikut adalah hasil utama penelitian yang dijelaskan secara terperinci:

1. Distribusi Nilai Kepuasan

Dimensi dengan nilai tertinggi adalah Kecepatan Unduh Formulir (R1) dan Ketepatan Instruksi (E4) dengan skor 392. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna sangat menghargai kecepatan dan ketepatan dalam proses pelayanan.

Dimensi dengan nilai terendah adalah Navigasi Intuitif (E1) dengan skor 300, yang mengindikasikan adanya hambatan signifikan bagi pengguna dalam mengakses fitur atau layanan secara efektif.

Analisis lebih lanjut menunjukkan terdapat 12 dimensi di atas rata-rata, seperti Keamanan Penggunaan Kata Sandi (T1) dan Interaksi Pasca Layanan (SI2), yang menunjukkan kinerja baik. Sebaliknya, dimensi seperti Ketersediaan Informasi (I1) dan Kemudahan Interaksi (SI3) berada di bawah rata-rata, yang mengindikasikan area perbaikan.

2. Pemodelan dan Analisis Decision Tree

Akurasi Model: Penggunaan algoritma *Decision tree* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95%, yang menunjukkan bahwa model dapat dengan baik memprediksi kepuasan pelanggan berdasarkan data dimensi yang dianalisis.

3. Proses Pemisahan Data

Pada node root ($R4 \leq 2.5$), Gini Index sebesar 0.117 menunjukkan tingkat homogenitas tinggi, di mana mayoritas data berasal dari kelas "Puas".

Pada node tertentu seperti $SI4 \leq 3.5$ (False), homogenitas data mencapai titik sempurna (Gini Index = 0), yang berarti seluruh sampel di cabang tersebut berasal dari kelas "Puas".

4. Evaluasi Model

Model memiliki performa yang sangat baik dalam memprediksi kelas mayoritas ("Puas"), dengan nilai rata-rata berbobot Precision sebesar 0.97, Recall 0.95, dan F1-Score 0.96.

Namun, performa untuk kelas minoritas ("Tidak Puas") masih rendah, dengan Precision sebesar 0.50. Hal ini disebabkan oleh distribusi data yang tidak seimbang, di mana jumlah responden yang merasa tidak puas jauh lebih kecil dibandingkan yang puas.

Analisis

Tahap analisis ini mencakup efektivitas algoritma *decision tree* dan kelemahan yang terdapat pada model serta data yang digunakan, yaitu

1. Efektivitas Algoritma *Decision tree*

Algoritma *Decision tree* berhasil menangani kekurangan pendekatan tradisional berbasis bobot tetap. Dengan kemampuan untuk memisahkan data secara dinamis, model ini lebih mampu merepresentasikan hubungan kompleks antar variabel. Keberhasilan model dalam meningkatkan akurasi evaluasi layanan menunjukkan bahwa dimensi seperti Kecepatan Unduh Formulir (R1) dan Ketepatan Instruksi (E4) memiliki pengaruh signifikan terhadap kepuasan pelanggan.

2. Kelemahan Model dan Data

Salah satu kelemahan utama adalah ketidakseimbangan data, di mana jumlah responden yang merasa tidak puas sangat kecil. Hal ini mengurangi kemampuan model untuk secara akurat memprediksi ketidakpuasan

[16].Dimensi seperti Navigasi Intuitif (E1) dan Ketersediaan Informasi (I1), meskipun penting, kurang diperhatikan oleh pengguna, sehingga menjadi prioritas untuk ditingkatkan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Decision tree* mampu mengevaluasi kepuasan pelanggan terhadap layanan *e-government* dengan akurasi tinggi (95%). Algoritma ini secara efektif mengidentifikasi pola antar dimensi yang memengaruhi kepuasan, seperti Kecepatan Unduh Formulir (R1) dan Ketepatan Instruksi (E4), yang mencatat skor tertinggi. Namun, dimensi seperti Navigasi Intuitif (E1) dan Ketersediaan Informasi (I1) memiliki skor rendah, mencerminkan hambatan pengguna dalam memahami atau mengakses layanan. Untuk mengatasi kelemahan ini, diperlukan upaya meningkatkan antarmuka pengguna agar lebih intuitif dan menyajikan informasi yang relevan dan terkini. Selain itu, masalah ketidakseimbangan data, di mana kelas "Tidak Puas" jauh lebih sedikit, memengaruhi kemampuan model dalam memprediksi kepuasan dengan presisi tinggi untuk kelas minoritas. Strategi seperti *oversampling* atau pembobotan data dapat membantu meningkatkan performa model. Hasil penelitian ini berkontribusi dalam membantu DPMPSTSP Kota Palembang memperbaiki kualitas layanan secara strategis dan berbasis data. Dengan memprioritaskan dimensi rendah dan memanfaatkan algoritma prediktif, institusi dapat meningkatkan pengalaman pengguna, transparansi, dan kepercayaan masyarakat terhadap layanan *e-government*, sambil membuka peluang penelitian lebih lanjut untuk solusi teknologi yang lebih adaptif.

REFERENSI

- [1] J. R. Riwukore, F. Habaora, and T. Terttiaavini, "Good Governance Dalam Mengukur Kinerja Lembaga Negara (Review)," *Jurnal Pemerintahan dan Politik*, vol. 7, no. 1, 2022, doi: 10.36982/jpg.v7i1.1974.
- [2] A. M. Rohmy, T. Suratman, and A. I. Nihayaty, "UU ITE Dalam Perspektif Perkembangan Teknologi Informasi dan Komunikasi," *Dakwatuna: Jurnal Dakwah dan Komunikasi Islam*, vol. 7, no. 2, 2021, doi: 10.54471/dakwatuna.v7i2.1202.
- [3] F. Fadly, A. Kholik, M. F. Alie, A. Heryati, Terttiaavini Terttiaavini, and D. Antoni, "A Cascading Evaluation of Digital Population Identity in Palembang: Insights from ILPE and IPA," *INSYST: Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 6, no. 2, pp. 102–09, Oct. 2024, doi: 10.52985/insyst.v6i2.406.
- [4] I. Permatasari, P. Meliaty Hutabarat, and E. Purnamasari, "Faktor Evaluasi Usabilitas dalam Sistem e-learning dengan Panduan Tinjauan Sistematis PRISMA," 2023.
- [5] A. Heryati, I. Zaliman, T. Terttiaavini, M. Mulyati, H. Romli, and A. T. Martadinata, "Evaluasi Kinerja E-Government Menggunakan Indeks Layanan Publik Elektronik Sebagai Standar Benchmarking Layanan Publik," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 1, 2023, doi: 10.57152/malcom.v4i1.1004.
- [6] Terttiaavini, Y. Hartono, Ermatita, and D. P. Rini, "Development of a Decision Support System on Employee Performance Assessment Using Weighted Performance Indicators Method," *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, vol. 15, no. 3, 2023, doi: 10.5815/ijieeb.2023.03.01.
- [7] I. Permatasari, T. Terttiaavini, A. Heryati, and T. S. Saputra, "Evaluasi Layanan Publik pada Platform E-Government menggunakan Indeks Layanan Publik Elektronik dan Metode Importance Performance Analysis," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 393–403, Feb. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1230.
- [8] D. R. Asih and R. Rianto, "Prediksi Kepuasan Pelanggan Hotel: Studi Perbandingan Algoritma Decision Tree Dan Knearest Neighbor," *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, vol. 29, no. 1, pp. 25–44, Apr. 2024, doi: 10.35760/IK.2024.V29I1.8324.
- [9] A. Das, "An Efficient Feature Selection Approach for Intrusion Detection System using Decision Tree," *IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 13, no. 2, p. 2022, Accessed: Jan. 21, 2025. [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org
- [10] F. Pratama, T. Avini, I. Saputra, M. K. Putri, and S. I. Fajri, "Design of an Intelligent Computing-based Information System for Automated Decision Making," *JEECS (Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences)*, vol. 9, no. 2, pp. 103–108, Nov. 2024, doi: 10.54732/jeeecs.v9i2.2.
- [11] R. Elmasri and S. B. Navathe, *Fundamentals of Database Systems*, 7th edition. Pearson Education, Inc., publishing, 2011. Accessed: Dec. 17, 2024. [Online]. Available: <https://drive.google.com/file/d/0B633TIYUDLMZVHUzNnBaNTFDc2c/edit?resourcekey=0-KPyZ7IoQtX36oCrmysSOQ>

- [12] P. Chandrasekar, K. Qian, H. Shahriar, and P. Bhattacharya, "Improving the Prediction Accuracy of Decision Tree Mining with Data Preprocessing," *Proceedings - International Computer Software and Applications Conference*, vol. 2, pp. 481–484, Sep. 2017, doi: 10.1109/COMPSAC.2017.146.
- [13] B. Charbuty, B. T. Jijo, and A. M. Abdulazeez, "Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning," *Journal of Applied Science and Technology Trends*, vol. 2, no. 01, pp. 20–28, Mar. 2021, doi: 10.38094/jastt20165.
- [14] T. Terttiaavini, F. Zamzam, Ramadhan Mustafa, K. Rosni Azra'ie, and T. S. Saputra, "Clustering Analysis of Premier Research Fields," *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 7, no. 4.36, pp. 1273–1276, 2018, doi: DOI:10.14419/ijet.v7i4.44.26860.
- [15] S. Tangirala, "Evaluating the Impact of GINI Index and Information Gain on Classification using Decision Tree Classifier Algorithm*," *IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 11, no. 2, 2020, Accessed: Jan. 21, 2025. [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org
- [16] M. Silaghi and B. Mathew, "Applying Minority Range to Gini Index to Handle Imbalanced Dataset in Decision Tree classifiers," Sep. 2023, doi: 10.21203/RS.3.RS-3378117/V1.