

## Prediksi Tingkat Kepuasan Pelanggan Maskapai Penerbangan Menggunakan Decision Tree

Julan hernadi <sup>a,1,\*</sup>, Fadhilah Afwiyah <sup>a,2</sup>

<sup>1</sup>Prodi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi Terapan, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta  
<sup>1</sup>julan.hernadi@math.uad.ac.id  
<sup>2</sup>2200015014@webmail.uad.ac.id

Received:

Revised:

Accepted:

### KATAKUNCI

Decision Tree  
Kepuasan Pelanggan  
Regresi

### KEYWORDS

Decision Tree  
Passenger Satisfaction  
Regression

### ABSTRAK

Penelitian ini mengkaji penerapan algoritma Decision Tree Regression dalam memprediksi tingkat kepuasan pelanggan maskapai penerbangan. Dengan menggunakan dataset yang relevan, model Decision Tree berhasil dibangun dan dievaluasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Decision Tree merupakan alat yang efektif untuk menganalisis data pelanggan dan mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi kepuasan pelanggan. Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan model prediksi dalam bidang ilmu data, khususnya dalam konteks industri penerbangan..

This research explores the use of Decision Tree Regression to predict airline passenger satisfaction. By employing a suitable dataset, a Decision Tree model was constructed and assessed. The findings demonstrate that Decision Tree is a powerful tool for analyzing customer data and pinpointing the key determinants of passenger satisfaction. This study contributes to the advancement of predictive modeling in data science, with specific implications for the aviation sector..

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



## Pendahuluan

Artificial Intelligence merupakan kecerdasan yang disisipkan ke dalam suatu sistem yang dapat diatur dalam konteks ilmiah atau dapat juga disebut sebagai Artificial Intelligence atau disingkat AI, yang didefinisikan sebagai kecerdasan entitas ilmiah.[2] Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah memberikan kontribusi besar dalam berbagai sektor, termasuk bidang bisnis dan layanan pelanggan. Teknologi informasi dapat digunakan untuk mendukung suatu aktivitas perdagangan dan bisnis. Aktivitas masyarakat dalam menjalankan kegiatan sehari-hari sangat bergantung pada teknologi.[3] Kotler (2002) menyatakan bahwa kepuasan merupakan suatu perasaan senang atau kecewa yang dialami individu setelah melakukan perbandingan antara persepsi atau kesannya terhadap kinerja (atau hasil) dari suatu produk serta harapan-harapannya.[4] Salah satu implementasi AI yang semakin berkembang adalah dalam prediksi tingkat kepuasan pelanggan. Kepuasan pelanggan merupakan salah satu indikator utama keberhasilan suatu perusahaan dalam membangun loyalitas pelanggan dan tetap kompetitif di pasar. Perkembangan industri

penerbangan telah memberikan kontribusi yang signifikan terhadap mobilitas global, memungkinkan perjalanan yang lebih cepat dan efisien. Dengan banyaknya maskapai penerbangan yang ada saat ini, persaingan menjadi sangat tinggi baik dalam meningkatkan jumlah pelanggan maupun mempertahankan pelanggan yang sudah ada. Perusahaan jasa penerbangan lainnya berusaha bersaing di pasar dengan menawarkan produk dengan keunggulan yang unik.[1] Dalam konteks ini, tingkat kepuasan pelanggan menjadi salah satu indikator penting untuk mengukur keberhasilan layanan maskapai penerbangan. Maskapai perlu memahami faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan pelanggan untuk meningkatkan kualitas layanan dan mempertahankan daya saing. Data yang berkaitan dengan tingkat kepuasan pelanggan dapat memberikan wawasan mendalam apabila dianalisis dengan metode yang tepat. Namun, memahami dan memprediksi tingkat kepuasan pelanggan bukanlah tugas yang sederhana. Pelanggan memiliki kebutuhan, preferensi, dan ekspektasi yang beragam, sehingga mengharuskan perusahaan untuk menganalisis data secara mendalam guna mendapatkan wawasan yang akurat. Dalam konteks ini, penggunaan algoritma regresi berbasis AI, seperti Decision Tree Regression, menjadi salah satu pendekatan yang menjanjikan. Pohon keputusan atau decision tree adalah salah satu algoritma yang efektif dalam mengklasifikasikan data. Salah satu kelebihan dari pohon keputusan adalah kemudahannya dalam visualisasi, yang membantu memperjelas penyajian data (Gupta, 2017). Dalam konsep data pada decision tree, terdapat beberapa poin penting: data disimpan dalam format tabel yang terdiri dari atribut dan catatan, atribut merujuk pada parameter yang digunakan untuk menetapkan kriteria dalam membangun pohon keputusan. Contohnya, saat menentukan pemain tenis utama, faktor seperti cuaca, angin, dan suhu menjadi atribut penting. Atribut pertama adalah yang berisi data terkait setiap item yang dikenali oleh atribut target, lalu setiap atribut memiliki sekumpulan properti yang dinamai sesuai dengan instance yang dimaksud. Decision tree yang telah dievaluasi memungkinkan adanya interaksi dengan model grafis yang kuat, mampu menggambarkan struktur label yang kompleks dengan jelas. Terdapat berbagai cara untuk menentukan harga rumah secara tepat, terutama melalui pendekatan komputasi. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah regresi pohon keputusan (decision tree regression/DTR). DTR merupakan jenis pohon keputusan yang difokuskan pada tugas regresi, memungkinkan kita untuk memprediksi output dengan nilai kontinu, berbeda dengan output yang bersifat diskrit. [10]

## Metode

Penelitian ini menggunakan dataset dari Kaggle yang mencakup berbagai atribut terkait pelanggan maskapai penerbangan, seperti layanan, kenyamanan, dan faktor demografis. Data diperiksa untuk mengatasi duplikasi, data hilang, dan kesalahan, kemudian dilakukan encoding pada variabel kategorikal dan normalisasi untuk keseragaman skala. Dataset dibagi menjadi data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%) untuk memastikan validitas model. Algoritma decision tree diterapkan untuk membangun model prediksi tingkat kepuasan pelanggan berdasarkan fitur-fitur yang tersedia, dan model dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil analisis visualisasi decision tree digunakan untuk mengidentifikasi faktor-faktor utama yang memengaruhi kepuasan pelanggan, memberikan insight untuk meningkatkan layanan maskapai.

## Hasil dan Pembahasan

### 1. Persiapan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang diambil dari kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/mysarahmadbhat/airline-passenger-satisfaction>) dengan 26 atribut yaitu: ID, Jenis Kelamin, Umur, Tipe Kustomer, Tipe Travel, Jenis Kelas Penerbangan dan lain-lain. Data yang terstruktur dalam tabel ini menjadi dasar bagi model

klasifikasi *Decision Tree* untuk memahami pola dan hubungan antara atribut-atribut ini dengan tingkat kepuasan penumpang maskapai penerbangan

| Gender                            | Male                    | Male                    | Female          | Female                  | Male            | Female                  | Male                    | Female                  | Female          | Male                    | ...                     | Male              | Female                  | Male                    |                         |
|-----------------------------------|-------------------------|-------------------------|-----------------|-------------------------|-----------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-----------------|-------------------------|-------------------------|-------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| customer_type                     | Loyal Customer          | disloyal Customer       | Loyal Customer  | Loyal Customer          | Loyal Customer  | Loyal Customer          | Loyal Customer          | Loyal Customer          | Loyal Customer  | disloyal Customer       | ...                     | disloyal Customer | disloyal Customer       | Loyal Customer          |                         |
| age                               | 13                      | 25                      | 26              | 25                      | 61              | 26                      | 47                      | 52                      | 41              | 20                      | ...                     | 42                | 39                      | 41                      |                         |
| type_of_travel                    | Personal Travel         | Business travel         | Business travel | Business travel         | Business travel | Personal Travel         | Personal Travel         | Business travel         | Business travel | Business travel         | ...                     | Business travel   | Business travel         | Business travel         |                         |
| customer_class                    | Eco Plus                | Business                | Business        | Business                | Business        | Eco                     | Eco                     | Business                | Business        | Eco                     | ...                     | Eco               | Business                | Eco                     |                         |
| flight_distance                   | 460                     | 235                     | 1142            | 562                     | 214             | 1180                    | 1276                    | 2035                    | 853             | 1061                    | ...                     | 1024              | 404                     | 692                     |                         |
| inflight_wifi_service             | 3                       | 3                       | 2               | 2                       | 3               | 3                       | 2                       | 4                       | 1               | 3                       | ...                     | 4                 | 1                       | 2                       |                         |
| departure_arrival_time_convenient | 4                       | 2                       | 2               | 5                       | 3               | 4                       | 4                       | 3                       | 2               | 3                       | ...                     | 4                 | 1                       | 2                       |                         |
| ease_of_online_booking            | 3                       | 3                       | 2               | 5                       | 3               | 2                       | 2                       | 4                       | 2               | 3                       | ...                     | 4                 | 1                       | 2                       |                         |
| gate_location                     | 1                       | 3                       | 2               | 5                       | 3               | 1                       | 3                       | 4                       | 2               | 4                       | ...                     | 2                 | 3                       | 2                       |                         |
| food_and_drink                    | 5                       | 1                       | 5               | 2                       | 4               | 1                       | 2                       | 5                       | 4               | 2                       | ...                     | 3                 | 2                       | 2                       |                         |
| online_boarding                   | 3                       | 3                       | 5               | 2                       | 5               | 2                       | 2                       | 5                       | 3               | 3                       | ...                     | 4                 | 1                       | 2                       |                         |
| seat_comfort                      | 5                       | 1                       | 5               | 2                       | 5               | 1                       | 2                       | 5                       | 3               | 3                       | ...                     | 3                 | 2                       | 2                       |                         |
| inflight_entertainment            | 5                       | 1                       | 5               | 2                       | 3               | 1                       | 2                       | 5                       | 1               | 2                       | ...                     | 3                 | 2                       | 2                       |                         |
| onboard_service                   | 4                       | 1                       | 4               | 2                       | 3               | 3                       | 3                       | 5                       | 1               | 2                       | ...                     | 3                 | 5                       | 2                       |                         |
| leg_room_service                  | 3                       | 5                       | 3               | 5                       | 4               | 4                       | 3                       | 5                       | 2               | 3                       | ...                     | 1                 | 3                       | 3                       |                         |
| baggage_handling                  | 4                       | 3                       | 4               | 3                       | 4               | 4                       | 4                       | 5                       | 1               | 4                       | ...                     | 2                 | 4                       | 3                       |                         |
| checkin_service                   | 4                       | 1                       | 4               | 1                       | 3               | 4                       | 3                       | 4                       | 4               | 4                       | ...                     | 2                 | 4                       | 2                       |                         |
| inflight_service                  | 5                       | 4                       | 4               | 4                       | 3               | 4                       | 5                       | 5                       | 1               | 3                       | ...                     | 3                 | 4                       | 3                       |                         |
| cleanliness                       | 5                       | 1                       | 5               | 2                       | 3               | 1                       | 2                       | 4                       | 2               | 2                       | ...                     | 3                 | 2                       | 2                       |                         |
| departure_delay_in_minutes        | 25                      | 1                       | 0               | 11                      | 0               | 0                       | 9                       | 4                       | 0               | 0                       | ...                     | 0                 | 0                       | 15                      |                         |
| arrival_delay_in_minutes          | 18.0                    | 6.0                     | 0.0             | 9.0                     | 0.0             | 0.0                     | 23.0                    | 0.0                     | 0.0             | 0.0                     | ...                     | 17.0              | 0.0                     | 3.0                     |                         |
| satisfaction                      | neutral or dissatisfied | neutral or dissatisfied | satisfied       | neutral or dissatisfied | satisfied       | neutral or dissatisfied | neutral or dissatisfied | neutral or dissatisfied | satisfied       | neutral or dissatisfied | neutral or dissatisfied | ...               | neutral or dissatisfied | neutral or dissatisfied | neutral or dissatisfied |

Gambar 1. Variabel-variabel yang ada pada Dataset

Perujukan atau pengutipan disusun dengan urutan penulis dan tahun terbit [2]. Artikel ditulis dalam bahasa Indonesia atau bahasa Inggris, spasi 1,5 pada kertas berukuran A4 dengan ruang sisi 3 cm dari tepi kiri, 2,5 cm dari tepi kanan, atas, dan bawah.

- 1) Heading 4.
  - (a) Heading 5.
  - (b) Heading 5.
- (1) Heading 6.

## 2. Analisis Data

Sebelum menganalisis data dengan algoritma decision tree, terdapat beberapa proses yaitu eksplorasi data, pre-processing yang mencakup pembersihan data dan transformasi data, split data, setelah itu baru dilakukan evaluasi model. [5] Jika sudah dilakukan proses-proses tersebut, maka dilakukan analisis kinerja model dari algoritma Decision Tree kemudian dilakukan data testing menggunakan evaluasi model dengan confusion matrix.

### a. Pre-processing

Pra pengolahan data merupakan tahapan penting yang meliputi penghapusan duplikasi, pemeriksaan inkonsistensi, dan perbaikan kesalahan dalam data. Selain itu, dalam proses ini juga dilakukan enrichment, yaitu menambah nilai data yang sudah ada dengan informasi relevan lainnya. [6] Pre-processing data dalam penelitian ini melibatkan tiga langkah utama. Pertama, dilakukan pengecekan untuk menemukan nilai yang hilang (missing value) dan menanganinya dengan cara mengisi nilai hilang dengan nilai rata-rata dari fitur yang memiliki nilai hilang. Selanjutnya, dilakukan proses label encoding atau mengubah tipe data kategori menjadi numerik, diikuti dengan normalisasi data menggunakan *Standarscaler*.

#### 1) Missing Value

Ketika melakukan analisis data, sering kali kita menghadapi masalah data yang hilang (missing value) atau ketidaklengkapan informasi. Dalam hal ini, proses pembersihan data

menjadi solusi yang penting untuk mengatasi permasalahan tersebut. Hasil pemeriksaan terhadap missing value di setiap kolom dalam dataset yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan bahwa terdapat 393 missing value pada variabel *arrival\_delay\_in\_minutes* atau delay kedatangan pesawat (dalam menit). Penanganan missing value dilakukan dengan mengisi nilai rata-rata variabel tersebut.

|                                   | 0   |                                   | 0 |
|-----------------------------------|-----|-----------------------------------|---|
| Unnamed: 0                        | 0   | Unnamed: 0                        | 0 |
| Gender                            | 0   | Gender                            | 0 |
| customer_type                     | 0   | customer_type                     | 0 |
| age                               | 0   | age                               | 0 |
| type_of_travel                    | 0   | type_of_travel                    | 0 |
| customer_class                    | 0   | customer_class                    | 0 |
| flight_distance                   | 0   | flight_distance                   | 0 |
| inflight_wifi_service             | 0   | inflight_wifi_service             | 0 |
| departure_arrival_time_convenient | 0   | departure_arrival_time_convenient | 0 |
| ease_of_online_booking            | 0   | ease_of_online_booking            | 0 |
| gate_location                     | 0   | gate_location                     | 0 |
| food_and_drink                    | 0   | food_and_drink                    | 0 |
| online_boarding                   | 0   | online_boarding                   | 0 |
| seat_comfort                      | 0   | seat_comfort                      | 0 |
| inflight_entertainment            | 0   | inflight_entertainment            | 0 |
| onboard_service                   | 0   | onboard_service                   | 0 |
| leg_room_service                  | 0   | leg_room_service                  | 0 |
| baggage_handling                  | 0   | baggage_handling                  | 0 |
| checkin_service                   | 0   | checkin_service                   | 0 |
| inflight_service                  | 0   | inflight_service                  | 0 |
| cleanliness                       | 0   | cleanliness                       | 0 |
| departure_delay_in_minutes        | 0   | departure_delay_in_minutes        | 0 |
| arrival_delay_in_minutes          | 393 | arrival_delay_in_minutes          | 0 |
| satisfaction                      | 0   | satisfaction                      | 0 |

Gambar 2. Dataset sebelum dan Sesudah ditanganinya *missing value*

2) Label Encoding

Salah satu metode pre-processing data yang diterapkan pada 5 variabel pada dataset adalah mengonversi data kategorik menjadi data numerik dengan menggunakan label encoder. Kelima variabel tersebut adalah Jenis Kelamin, Jenis Travel, Tipe Kustomer, Jenis Kelas Kustomer, dan Tingkat Kepuasan.

|        | Gender | type_of_travel | customer_type | customer_class | satisfaction |
|--------|--------|----------------|---------------|----------------|--------------|
| 0      | 1      | 1              | 0             | 2              | 0            |
| 1      | 1      | 0              | 1             | 0              | 0            |
| 2      | 0      | 0              | 0             | 0              | 1            |
| 3      | 0      | 0              | 0             | 0              | 0            |
| 4      | 1      | 0              | 0             | 0              | 1            |
| ...    | ...    | ...            | ...           | ...            | ...          |
| 129875 | 1      | 0              | 1             | 0              | 0            |
| 129876 | 1      | 0              | 0             | 0              | 1            |
| 129877 | 0      | 1              | 0             | 1              | 0            |
| 129878 | 1      | 0              | 0             | 0              | 1            |
| 129879 | 0      | 1              | 0             | 1              | 0            |

129880 rows x 5 columns

Gambar 3. Hasil Label Encoding dari kelima variabel

3) Normalisasi Data

Normalisasi data adalah proses yang bertujuan untuk mengubah variabel dalam dataset ke dalam skala tertentu. Tujuannya adalah agar setiap variabel memiliki rentang nilai yang seimbang dan berukuran seragam. Proses ini dilakukan setelah variabel target dipisahkan dari variabel lainnya, di mana variabel lainnya kita sebut sebagai X dan variabel target sebagai y. Setelah pemisahan tersebut, langkah berikutnya adalah melakukan normalisasi data dengan menggunakan metode Standard scaler.

|                            | 0     | 1     | 2      | 3     | 4     | 5      | 6      | 7      | 8     | 9      | ... | 129870 | 129871 | 129872 | 129873 | 129874 | 129875 | 129876 | 129877 | 129878 | 129879 |
|----------------------------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|--------|--------|-------|--------|-----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| flight_distance            | 460.0 | 235.0 | 1142.0 | 562.0 | 214.0 | 1180.0 | 1276.0 | 2035.0 | 853.0 | 1061.0 | ... | 1024.0 | 404.0  | 692.0  | 280.0  | 432.0  | 526.0  | 646.0  | 828.0  | 1127.0 | 264.0  |
| age                        | 13.0  | 25.0  | 26.0   | 25.0  | 61.0  | 26.0   | 47.0   | 52.0   | 41.0  | 20.0   | ... | 42.0   | 39.0   | 41.0   | 52.0   | 36.0   | 34.0   | 23.0   | 17.0   | 14.0   | 42.0   |
| departure_delay_in_minutes | 25.0  | 1.0   | 0.0    | 11.0  | 0.0   | 0.0    | 9.0    | 4.0    | 0.0   | 0.0    | ... | 0.0    | 0.0    | 15.0   | 0.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    |
| arrival_delay_in_minutes   | 18.0  | 6.0   | 0.0    | 9.0   | 0.0   | 0.0    | 23.0   | 0.0    | 0.0   | 0.0    | ... | 17.0   | 0.0    | 3.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    | 0.0    |

4 rows x 129880 columns

Gambar 4. Hasil normalisasi pada variabel numerik.

b. Splitting Data

Splitting data adalah teknik yang digunakan untuk membagi dataset, dan merupakan salah satu aspek penting yang mempengaruhi kinerja model klasifikasi dalam algoritma pembelajaran mesin.[7] Pada penelitian ini dilakukan splitting data menjadi rasio 80:20 yaitu 80% untuk data training dan 20% untuk data testing.

c. Penerapan Algoritma Decision Tree

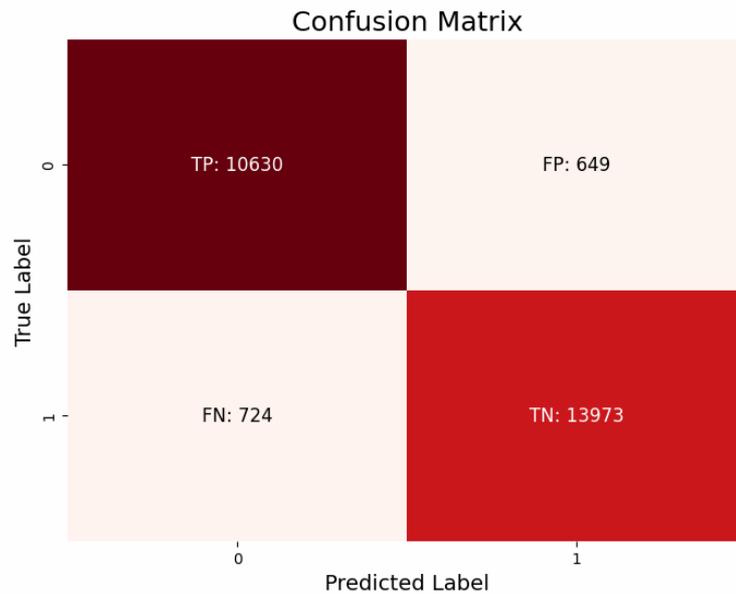
Decision Tree adalah sebuah struktur berbentuk pohon di mana setiap simpul (node) merepresentasikan atribut yang telah diuji. Cabang-cabang pohon menggambarkan hasil dari pengujian tersebut, sementara node daun (leaf) menunjukkan kelompok kelas tertentu. Di puncak pohon, terdapat node akar (root) yang biasanya merupakan atribut paling berpengaruh terhadap suatu kelas. Secara umum, Decision Tree menggunakan strategi pencarian dari atas ke bawah untuk menemukan solusinya. Dari hasil pengolahan data diperoleh akurasi sebesar 94.71% menggunakan metode Decision Tree

| Accuracy: 94.71% |           |        |          |         |
|------------------|-----------|--------|----------|---------|
|                  | precision | recall | f1-score | support |
| 0                | 0.95      | 0.96   | 0.95     | 14622   |
| 1                | 0.94      | 0.94   | 0.94     | 11354   |
| accuracy         |           |        | 0.95     | 25976   |
| macro avg        | 0.95      | 0.95   | 0.95     | 25976   |
| weighted avg     | 0.95      | 0.95   | 0.95     | 25976   |

Gambar 4. Hasil Klasifikasi dengan Metode Decision Tree.

d. Evaluasi Model dengan Confusion Matrix

Evaluasi model dilakukan untuk menilai sejauh mana kinerja model Decision Tree dalam memprediksi nilai target dari data pengujian. Dengan menggunakan confusion matrix, diperoleh hasil evaluasi model dari penelitian dapat dilihat dalam tabel berikut:



Gambar 5. Hasil Confusion Matrix Analisis Kepuasan Penumpang Pesawat. Dalam matriks ini, asumsi penumpang yang tidak puas atau netral bernilai 0 dan bahwa penumpang yang puas dengan pelayanan maskapai bernilai 1. Ada empat nilai utama yang digunakan untuk menilai performa model:

1. **True Positives (TP):** Ini adalah jumlah prediksi yang benar untuk kelas positif. Dalam gambar Anda, nilai TP adalah 13.973, yang berarti model memprediksi penumpang yang tidak puas atau netral dengan benar sebanyak 13.973.
2. **False Positives (FP):** Ini adalah jumlah prediksi yang salah di mana model mengklasifikasikan sesuatu yang sebenarnya negatif sebagai positif. Pada gambar di atas, model salah memprediksikan sebanyak 649 penumpang yang tidak puas atau netral menjadi penumpang yang puas.
3. **False Negatives (FN):** Ini adalah jumlah prediksi yang salah di mana model mengklasifikasikan sesuatu yang sebenarnya positif sebagai negatif. Dalam gambar ini, jumlah penumpang yang sebenarnya puas, tetapi model salah memprediksi mereka tidak puas ada sebanyak 724.
4. **True Negatives (TN):** Ini adalah jumlah prediksi yang benar untuk kelas negatif. Pada gambar ini, jumlah penumpang tidak puas atau netral dan model memprediksi mereka yang puas ada sebanyak 10.630.

## Simpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Decision Tree Regression untuk memprediksi tingkat kepuasan pelanggan maskapai penerbangan. Melalui proses pengumpulan data, preprocessing, dan pemodelan, diperoleh hasil yang menunjukkan bahwa Decision Tree mampu mengidentifikasi faktor-faktor utama yang mempengaruhi kepuasan pelanggan dengan akurasi yang cukup baik. Dengan algoritma ini diperoleh hasil sebesar 94.71 untuk akurasi prediksinya. Hasil penelitian ini dapat memberikan masukan berharga bagi maskapai penerbangan dalam upaya meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pelanggan. Dengan mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh, maskapai dapat mengambil tindakan yang tepat untuk mengatasi masalah dan meningkatkan aspek-aspek yang positif.

## Daftar Pustaka

- [1] Mirnawati, A. Fakhrudin, "Pengaruh Kualitas Pelayanan Petugas Boarding Gate Terhadap Kepuasan Penumpang Pesawat Delay Maskapai Citilink Di Bandar Udara Internasional Zainuddin Abdul Madjid Lombok" 2014, doi: 10.56521/manajemen-dirgantara.v17i1.1160.
- [2] Siahaan, M., Jasa, C. H., Anderson, K., Rosiana, M. V., Lim, S., dan Yudianto, W., "Penerapan Artificial Intelligence (AI) Terhadap Seorang Penyandang Disabilitas Tunanetra" *Journal of Information System and Technology (JOINT)*, vol. 1, no. 2, 2020, doi: <https://doi.org/10.37253/joint.v1i2.4322>.
- [3] Andry, J. F., dan Herlina, A. R., "Analisis Kepuasan Pelanggan Pada E-Commerce Shopee Dengan Metode UTAUT," *Inf. Secur. J. A Glob. Perspect.*, vol. 9, no. 1, pp. 81–106, 2023, doi: <https://doi.org/10.31154/cogito.v9i1.454.73-83>.
- [4] A. Prasetio, "Pengaruh Kualitas Pelayanan dan Harga terhadap Kepuasan Pelanggan" *Child Abuse Negl.*, vol. 1, no. 4.
- [5] Dachi. J. M. A. S., "Analisis Perbandingan Algoritma XGBoost dan Algoritma Random Forest Ensemble Learning pada Klasifikasi Keputusan Kredit" *Jurnal Riset Rumpun Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (JURRIMIPA)*, vol. 2, no. 2, 2023.
- [6] D. F. Ristianti, "Komparasi Algoritma Klasifikasi pada Data Mining," vol. 1, no. 1, pp. 148–156, 2019.
- [7] Oktafiani, R., Hermawan, A., & Avianto, D., "Pengaruh Komposisi Split Data Terhadap Performa Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Machine Learning" *Jurnal Sains dan Informatika.*, vol. 9, no. 1, pp. 19-28, 2023.
- [8] A. Prasetio, "IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE UNTUK KLASIFIKASI PRODUK LARIS" *Child Abuse Negl.*, vol. 7, no. 2, 2021.
- [9] Gupta, B., Rawat, A., Jain, A., Arora, A., & Dhama, N. (2017). Analysis of various decision tree algorithms for classification in data mining. *International Journal of Computer Applications*, vol. 163 no. 8, 15-19..
- [10] A. Prasetio, "Penerapan Decision Tree Regression dalam Memprediksi Harga Rumah di Provinsi Jawa Barat" *Jurnal Riset Informatika dan Teknologi Informasi (JRITI)*, vol. 1, no. 3, 2024.