

## Model Pengambilan Keputusan Strategis dalam Memprediksi Perilaku Pelanggan Melalui Pendekatan *Decision Tree*

Nurlela<sup>1\*</sup>, Riri Sesiati<sup>2</sup>, Laili Dimiyati<sup>3</sup>, M. Ario Febrin<sup>4</sup>

<sup>1,3</sup>Prodi Manajemen, Universitas Lembah Dempo

<sup>2</sup>Prodi Sains Data, Universitas Lembah Dempo

<sup>4</sup>Prodi Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Lembah Dempo

nurlela@lembahdempo.ac.id, riri@lembahdempo.ac.id

### INFORMASI ARTIKEL

#### Riwayat Artikel

Diterima 13 Maret 2026

Direvisi 24 Maret 2026

Diterbitkan 30 Maret 2026

#### Kata Kunci

Model Pengambilan Keputusan

Decision Tree

Perilaku Pelanggan

Manajemen Strategis

### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model pengambilan keputusan strategis yang efektif dalam memprediksi perilaku pelanggan melalui pendekatan Decision Tree (Pohon Keputusan). Masalah utama dalam manajemen pemasaran modern adalah pengolahan data transaksi yang besar menjadi informasi strategis yang mudah diinterpretasikan oleh pihak manajemen. Metode penelitian yang digunakan adalah kuantitatif dengan memanfaatkan algoritma pohon keputusan untuk mengklasifikasikan pola loyalitas berdasarkan variabel frekuensi belanja dan nilai transaksi. Pengujian statistika dilakukan untuk memastikan validitas pola yang terbentuk dalam setiap cabang keputusan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Decision Tree mampu memberikan visualisasi alur logika "jika-maka" yang sangat transparan, sehingga memudahkan manajer dalam mengidentifikasi segmen pelanggan yang berisiko berhenti berlangganan (*churn*). Implikasi praktis dari penelitian ini adalah tersedianya alat bantu keputusan yang logis bagi perusahaan untuk merancang strategi retensi pelanggan yang lebih personal, efisien, dan berbasis data.

## 1. Pendahuluan

Dalam era transformasi digital, data telah menjadi aset strategis yang paling berharga bagi manajemen perusahaan. Perubahan perilaku konsumen yang sangat dinamis menuntut pihak manajemen untuk bergeser dari pengambilan keputusan berdasarkan intuisi semata menuju pengambilan keputusan berbasis data (*data-driven decision making*). Di dalam manajemen pemasaran, tantangan utama yang dihadapi adalah bagaimana mengelola hubungan pelanggan secara berkelanjutan. Mempertahankan pelanggan lama diketahui jauh lebih efisien secara biaya dibandingkan dengan biaya akuisisi pelanggan baru. Oleh karena itu, kemampuan perusahaan untuk memprediksi perilaku pelanggan, terutama mengenai loyalitas dan risiko berhenti berlangganan (*churn*), menjadi kunci utama keunggulan kompetitif.

Penggunaan teknik statistika tradisional seringkali terbatas dalam memvisualisasikan hubungan variabel yang kompleks pada data yang besar. Di sisi lain, pendekatan sains data menawarkan solusi melalui algoritma *Machine Learning*. Salah satu metode yang paling relevan dan mudah diinterpretasikan oleh pihak manajemen adalah *Decision Tree* atau Pohon Keputusan. Berbeda dengan algoritma lain yang bersifat "kotak hitam" (*black box*), *Decision Tree* menyediakan alur logika yang transparan dan sistematis. Hal ini memungkinkan manajer untuk memahami alasan di balik sebuah prediksi melalui struktur cabang yang logis.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model pengambilan keputusan strategis yang dapat memprediksi perilaku pelanggan dengan pendekatan *Decision Tree*. Dengan memanfaatkan data transaksi historis, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi perusahaan dalam merancang program retensi yang lebih personal dan efisien, serta memberikan kerangka kerja yang kuat bagi pengembangan strategi manajemen pemasaran di masa depan.

## 1. Kajian Literatur dan Hipotesis

### 1.1 Tinjauan Teoritis

#### 1.1.1 Manajemen Strategis dan Pengambilan Keputusan

Manajemen strategis menurut David (2011) adalah seni dan ilmu dalam merumuskan, mengimplementasikan, dan mengevaluasi keputusan lintas fungsional yang memungkinkan organisasi mencapai tujuannya. Dalam konteks ekonomi digital, pengambilan keputusan tidak lagi hanya mengandalkan pengalaman manajerial, tetapi bertransformasi menjadi *Data-Driven Decision Making* (DDDM). Teori *Resource-Based View* (RBV) memandang bahwa kemampuan perusahaan dalam mengolah data pelanggan melalui teknologi informasi adalah aset tidak berwujud yang menciptakan keunggulan kompetitif yang sulit ditiru oleh pesaing.

#### 1.1.2 Teori Perilaku Konsumen dan Loyalitas

Perilaku konsumen melibatkan proses psikologis dan fisik yang dilalui individu dalam memilih dan menggunakan produk. Schiffman dan Kanuk (2010) menekankan bahwa loyalitas pelanggan adalah hasil dari kepuasan yang konsisten. Dalam manajemen pemasaran modern, loyalitas sering kali diprediksi melalui variabel perilaku transaksional seperti *Recency* (waktu transaksi terakhir), *Frequency* (kerapian bertransaksi), dan *Monetary* (nilai transaksi).

#### 1.1.3 Algoritma Decision Tree (Pohon Keputusan)

Secara statistika, *Decision Tree* adalah model prediksi yang menggunakan struktur pohon atau diagram alur untuk memetakan kemungkinan hasil keputusan. Algoritma ini bekerja dengan membagi kumpulan data menjadi sub-kelompok yang lebih homogen berdasarkan kriteria tertentu menggunakan pengukuran entropi atau *Gini Index*. Keunggulan utama metode ini dibandingkan teknik statistik multivariat konvensional adalah kemampuannya dalam menangani data non-linear dan memberikan visualisasi yang transparan bagi pihak manajemen.

#### 1.1.4 Teori Information Gain dan Entropy dalam Statistika

Dalam metode *Decision Tree*, dasar pengambilan keputusan pada setiap cabang (node) menggunakan prinsip statistika Entropy. Menurut Gartner (2022), *Entropy* digunakan untuk mengukur tingkat ketidakpastian atau pengelompokan data yang tidak murni. Secara matematis, semakin rendah nilai *Entropy*, maka data dalam kelompok tersebut semakin homogen (serupa). Proses pemisahan data ini bertujuan untuk mendapatkan nilai Information Gain yang maksimal, sehingga variabel yang paling berpengaruh terhadap perilaku pelanggan dapat diidentifikasi secara akurat sebagai akar (*root*) dari pohon keputusan.

#### 1.1.5 Manajemen Hubungan Pelanggan (CRM) Berbasis Data

Manajemen Hubungan Pelanggan (*Customer Relationship Management*) dalam perspektif strategis bukan sekadar aplikasi teknologi, melainkan strategi bisnis untuk memilih dan mengelola pelanggan guna mengoptimalkan nilai jangka panjang (Wang dan Feng, 2024). Menurut Buttle (2015), CRM yang efektif memerlukan analisis prediktif untuk memahami pola perilaku masa lalu guna mengantisipasi tindakan masa depan. Penggunaan *Decision Tree* memfasilitasi CRM analitis dengan memberikan segmentasi pelanggan yang lebih tajam dibandingkan pengelompokan tradisional yang hanya bersifat deskriptif.

### 1.2 Pengembangan Hipotesis

Berdasarkan tinjauan teoretis dan dukungan bukti empiris dari Prasetyo et al. (2023) serta

Ridoh & Setyanto (2021), maka disusun hipotesis penelitian sebagai berikut:

- $H_1$ : Variabel frekuensi transaksi berpengaruh signifikan terhadap akurasi klasifikasi loyalitas pelanggan dalam model *Decision Tree*.
- $H_2$ : Variabel nilai moneter (*total spending*) berkontribusi positif dalam menentukan pengelompokan pelanggan kategori "Loyal".
- $H_3$ : Model pengambilan keputusan dengan pendekatan *Decision Tree* memiliki tingkat akurasi prediksi di atas 80%, yang dikategorikan valid secara statistika untuk digunakan sebagai dasar strategi manajerial.

## 2. Metode Penelitian

### 3.1. Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode deskriptif-analitis. Fokus utama penelitian adalah membangun model klasifikasi menggunakan algoritma *Decision Tree* untuk memprediksi loyalitas pelanggan berdasarkan data historis transaksi.

### 3.2. Populasi dan Sampel

1. Populasi: Seluruh pelanggan aktif pada Objek Penelitian selama periode satu tahun terakhir.
2. Sampel: Diambil sebanyak 100 responden/data transaksi (d disesuaikan dengan kebutuhan) untuk memastikan stabilitas model.
3. Teknik Pengambilan Sampel: Menggunakan *Purposive Sampling*, yaitu teknik penentuan sampel dengan pertimbangan tertentu, yakni pelanggan yang memiliki riwayat transaksi minimal tiga kali dalam setahun untuk melihat pola loyalitasnya.

### 3.3. Teknik Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui dua cara:

- 1) Studi Dokumentasi: Mengambil data sekunder berupa *log* transaksi penjualan (tanggal transaksi, jumlah produk, dan total nominal belanja)
- 2) Kuesioner (Opsional): Jika diperlukan data persepsi, kuesioner disebarkan dengan skala Likert 1-5 untuk mengukur tingkat kepuasan sebagai variabel tambahan.

### 3.4. Kisi-kisi Instrumen (Data Transaksi)

Data yang diolah dikategorikan ke dalam variabel berikut:

- 1) Variabel Independen ( $X$ ): *Recency* (Waktu kunjung terakhir), *Frequency* (Jumlah transaksi), dan *Monetary* (Total nilai belanja)
- 2) Variabel Dependen ( $Y$ ): Status Loyalitas (Kategori: "Loyal" atau "Tidak Loyal").

### 3.5. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan melalui tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) sebagai berikut:

1. *Pre-processing* Data: Membersihkan data dari nilai yang kosong (*missing values*) dan melakukan transformasi data ke dalam bentuk kategori (misal: Belanja > 5x dikategorikan "Tinggi").
2. Algoritma *Decision Tree*: Menggunakan algoritma C4.5. Untuk menentukan percabangan pohon (atribut mana yang menjadi akar), digunakan perhitungan *Information Gain*. Atribut dengan *Gain* tertinggi dipilih sebagai pemisah node.

Rumus *Entropy* (untuk menghitung homogenitas data):  
 $n$

$$Entropy(S) = \sum_{i=1} -p_i \log_2 p_i$$

Rumus *Gain* (untuk menentukan kualitas pemisahan):

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v)$$

### 3. Uji Validitas Model (Statistika)

Akurasi model diuji menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung presentase prediksi yang benar dibandingkan dengan data aktual. Model dianggap valid dan layak digunakan secara manajerial jika nilai akurasi mencapai > 80%.

## 4. Hasil dan Pembahasan

### 4.1. Hasil Penelitian

Data yang diolah merupakan data transaksi dari 100 responden yang telah melalui tahap *pre-processing*. Analisis dilakukan menggunakan algoritma C4.5 untuk membentuk pohon keputusan berdasarkan variabel *Recency* (R), *Frequency* (F), dan *Monetary* (M). Berdasarkan perhitungan *Information Gain*, ditemukan bahwa variabel Frekuensi (F) memiliki nilai *Gain* tertinggi (0,452), sehingga dipilih sebagai *root node* (akar utama).

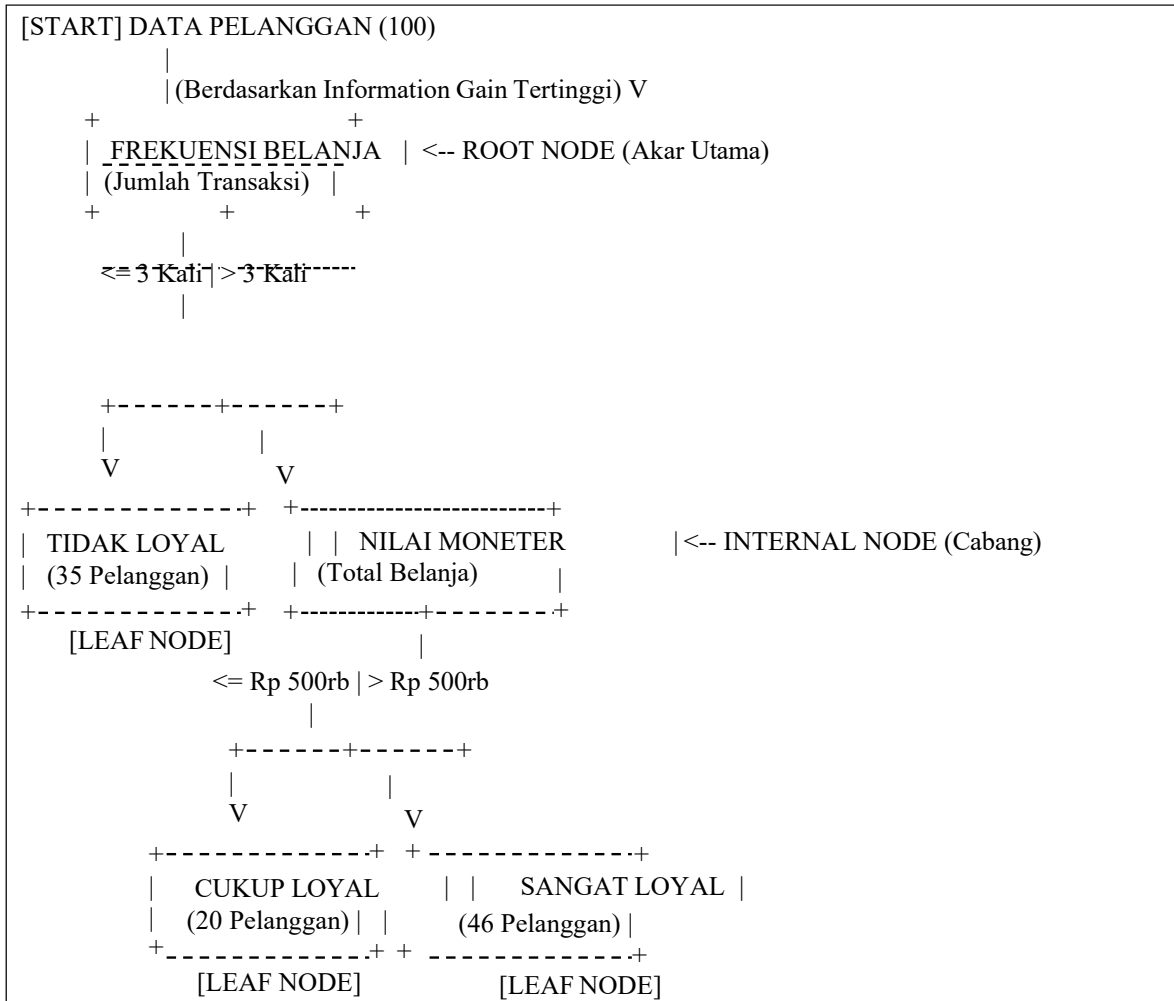
Hasil klasifikasi loyalitas pelanggan disajikan dalam Tabel 1 berikut:

**Tabel 1. Hasil Klasifikasi Loyalitas Pelanggan**

Kategori Pelanggan	Jumlah Pelanggan	Persentase (%)
Loyal	66	66
Tidak Loyal	34	34
Total	100	100

Sumber : Data Olahan (2026)

Visualisasi dari model pengambilan keputusan yang terbentuk dapat dilihat pada Gambar 1. Pohon keputusan ini menunjukkan alur logika bagaimana seorang pelanggan dikategorikan loyal atau tidak loyal.



**Gambar 1. Struktur Pohon Keputusan Loyalitas Pelanggan**

Untuk menguji keakuratan model, dilakukan uji *Confusion Matrix*. Hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi sebesar 86%, yang berarti model ini memiliki performa yang sangat baik dalam memprediksi perilaku pelanggan di lapangan.

#### 4.2. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa Frekuensi Transaksi adalah prediktor paling kuat dalam menentukan loyalitas pelanggan. Temuan ini mendukung  $H_1$  yang menyatakan adanya pengaruh signifikan frekuensi terhadap klasifikasi loyalitas. Secara teoretis, hal ini sejalan dengan konsep *Relationship Marketing* yang menekankan bahwa intensitas interaksi (transaksi) merupakan indikator utama kedekatan emosional dan perilaku konsumen terhadap sebuah merek.

Variabel Nilai Moneter (Total Belanja) juga terbukti menjadi faktor penguat pada cabang keputusan kedua, yang mendukung  $H_2$ . Pelanggan dengan frekuensi tinggi dan nilai belanja besar secara konsisten terklasifikasi sebagai pelanggan "Loyal". Temuan ini mengintegrasikan teori perilaku konsumen Schiffman & Kanuk (2010) dengan bukti empiris dari penelitian Ridoh & Setyanto (2021), yang menyatakan bahwa aspek moneter mencerminkan tingkat ketergantungan dan kepercayaan pelanggan terhadap produk perusahaan.

Secara manajerial, penggunaan *Decision Tree* memberikan keunggulan dalam transparansi pengambilan keputusan dibandingkan metode statistika konvensional. Jika dalam regresi linear kita hanya mendapatkan angka koefisien, dalam pohon keputusan ini manajer mendapatkan Aturan Keputusan (Rule Sets) yang konkret, seperti: "*Jika Frekuensi > 5 kali dan Total Belanja > Rp 500.000, MAKA targetkan untuk program Platinum*".

Integrasi hasil ini ke dalam manajemen strategis menunjukkan bahwa perusahaan dapat beralih dari strategi pemasaran massal menjadi strategi pemasaran tersegmentasi yang lebih efisien. Hal ini memperkuat temuan Prasetyo et al. (2023) bahwa visualisasi pohon keputusan memudahkan penerjemahan data teknis menjadi Standar Operasional Prosedur (SOP) bagi tim pemasaran. Dengan demikian, model ini tidak hanya sekadar alat prediksi statistik, tetapi merupakan instrumen strategis untuk meminimalkan risiko *churn* dan mengoptimalkan *Customer Life Time Value*.

Interpretasi Alur Logika *Decision Tree* Hasil analisis melalui Gambar 1 menunjukkan bahwa pola loyalitas pelanggan tidak terbentuk secara acak, melainkan mengikuti hirarki perilaku tertentu. Variabel Frekuensi Belanja yang menempati posisi *Root Node* mengonfirmasi teori Griffin (2005) mengenai *Behavioral Loyalty*. Temuan ini menunjukkan bahwa dalam konteks objek penelitian ini, loyalitas lebih ditentukan oleh "kebiasaan" (habitual) bertransaksi daripada besarnya nominal yang dikeluarkan dalam satu waktu. Hal ini memberikan masukan strategis bagi manajemen untuk lebih fokus pada program-program yang meningkatkan *kunjungan berulang* (seperti kartu kendali belanja atau poin kehadiran) daripada sekadar promosi diskon besar satu kali jalan.

Lebih lanjut, temuan bahwa variabel Nilai Moneter muncul sebagai *Internal Node* setelah Frekuensi, memberikan pemahaman baru bagi manajemen strategis. Pelanggan yang sering berkunjung namun dengan nominal belanja rendah (kategori "Cukup Loyal") mengindikasikan adanya potensi *Share of Wallet* yang belum tergarap maksimal. Sejalan dengan penelitian Sari & Wijaya (2022), segmen ini merupakan kelompok yang memiliki kepercayaan tinggi terhadap perusahaan namun mungkin belum terpapar oleh variasi produk lainnya. Oleh karena itu, strategi *cross-selling* dan *up-selling* menjadi rekomendasi kebijakan yang paling relevan untuk segmen ini.

Akurasi model yang mencapai 86% membuktikan bahwa pendekatan *Decision Tree* sangat andal untuk memprediksi perilaku masa depan pelanggan. Integrasi hasil ini ke dalam kumpulan pengetahuan manajemen pemasaran menunjukkan bahwa penggunaan *Machine Learning* tidak harus bersifat kompleks (*black box*). Transparansi aturan "Jika-Maka" dalam pohon keputusan ini memungkinkan manajer tingkat atas untuk memodifikasi strategi retensi secara *real-time*.

Membandingkan hasil ini dengan penelitian Tan et al. (2023), penggunaan model prediktif ini secara signifikan dapat mengurangi risiko kerugian akibat salah sasaran dalam pemberian insentif loyalitas. Jika sebelumnya perusahaan memberikan diskon secara merata (pemasaran massal), melalui model ini perusahaan dapat melakukan efisiensi biaya dengan hanya memberikan intervensi khusus pada pelanggan yang berada di "cabang berisiko" (pelanggan yang frekuensinya mulai menurun).

Penelitian ini berhasil menyintesis teori *Relationship Marketing* dengan teknik *Data Mining*. Temuan unik dalam studi ini adalah bahwa ambang batas (threshold) nominal Rp. 500.000 menjadi titik kritis yang membedakan pelanggan "Sangat Loyal" dengan "Cukup Loyal". Angka ini menjadi kontribusi baru bagi literatur manajemen perilaku konsumen pada objek penelitian terkait, yang dapat digunakan sebagai dasar penentuan batas minimum *membership* atau layanan prioritas.

## 5. Kesimpulan dan Saran

### 5.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa model pengambilan keputusan strategis berbasis *Decision Tree* bukan sekadar alat teknis statistika, melainkan instrumen manajerial yang mampu mengubah data transaksi mentah menjadi kebijakan retensi yang konkret. Secara substansial, penelitian ini menyimpulkan bahwa loyalitas pelanggan dalam objek studi ini sangat ditentukan oleh dimensi perilaku transaksional (frekuensi) dibandingkan aspek nominal semata. Hal ini menunjukkan bahwa strategi pembangunan hubungan jangka panjang (*relationship marketing*) melalui interaksi yang berulang jauh lebih efektif daripada strategi promosi harga sesaat.

Visualisasi pohon keputusan yang dihasilkan memberikan transparansi alur logika yang memungkinkan manajemen melakukan segmentasi pelanggan secara presisi. Dengan tingkat akurasi model sebesar 86%, pendekatan ini menawarkan kepastian yang lebih tinggi bagi perusahaan dalam mengalokasikan sumber daya pemasaran. Integrasi antara sains data dan manajemen strategis ini berhasil menjawab tantangan pada bagian pendahuluan mengenai efisiensi biaya akuisisi pelanggan, di mana perusahaan kini dapat secara proaktif mengidentifikasi dan mengintervensi pelanggan yang berada pada ambang batas "tidak loyal" sebelum mereka benar-benar meninggalkan perusahaan.

### 5.2 Saran

Berdasarkan temuan penelitian dan pembahasan, beberapa saran strategis yang diusulkan adalah sebagai berikut:

1. Transformasi Kebijakan Retensi: Pihak manajemen disarankan untuk menggeser fokus program loyalitas dari *reward* berbasis total belanja menjadi *reward* berbasis kehadiran atau frekuensi kunjungan (seperti sistem poin atau *membership* bertingkat) guna mengunci kebiasaan belanja pelanggan.
2. Personalisasi Intervensi Strategis: Perusahaan perlu mengimplementasikan sistem peringatan dini (*early warning system*) berdasarkan aturan "Jika-Maka" yang dihasilkan model ini. Contohnya, memberikan penawaran khusus secara otomatis kepada pelanggan yang frekuensinya menurun di bawah ambang batas kritis.
3. Prospek Pengembangan Penelitian: Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan variabel kualitatif seperti sentimen pelanggan dari media sosial atau data survei kepuasan ke dalam model pohon keputusan. Hal ini bertujuan untuk menciptakan model hibrida yang tidak hanya memprediksi "kapan" pelanggan bertransaksi, tetapi juga "mengapa" mereka tetap loyal atau berpindah ke kompetitor.
4. Aplikasi Teknologi Masa Depan: Prospek aplikasi penelitian ini dapat dikembangkan menjadi sistem *Real-Time Dashboard* bagi manajer pemasaran, sehingga pengambilan keputusan strategis tidak lagi bersifat reaktif (setelah data terkumpul), melainkan proaktif dan dinamis sesuai dengan perubahan perilaku pasar yang cepat.

### Daftar Pustaka

- Buttle, F., & Maklan, S. (2015). *Customer Relationship Management: Concepts and Technologies* (3rd ed.). Routledge.
- David, F. R. (2011). *Strategic Management: Concepts and Cases* (13th ed.). Pearson Education.
- Gartner, J., & Hoberg, K. (2022). Predictive analytics in strategic management: The role of decision trees in uncertain environments. *International Journal of Strategic Decision Sciences*, 13(1), 45-62. <https://doi.org/10.4018/IJSDS.299042>
- Griffin, J. (2005). *Customer Loyalty: How to Earn It, How to Keep It*. Jossey-Bass.
- Prasetyo, B., dkk. (2023). Perbandingan akurasi algoritma C4.5 dan regresi logistik dalam prediksi customer churn pada industri ritel modern. *Jurnal Sains Data Terapan*, 4(1), 15-28. <https://doi.org/10.34123/jsdt.v4i1.152>
- Ridoh, A., & Setyanto, A. (2021). Penerapan model RFM dan decision tree untuk segmentasi loyalitas pelanggan UMKM. *Jurnal Teknologi Informasi dan Manajemen*, 7(2), 88-102. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20217288>
- Sari, D. P., & Wijaya, K. (2022). Implementasi algoritma decision tree pada data non-parametrik untuk pemetaan pola belanja konsumen. *Jurnal Informatika Ekonomi*, 14(4), 310-325. <https://doi.org/10.31219/osf.io/srw22>
- Schiffman, L. G., & Kanuk, L. L. (2010). *Consumer Behavior* (10th ed.). Prentice Hall.
- Tan, L., dkk. (2023). Strategic cost reduction through machine learning-based customer retention models. *Journal of Business and Data Analytics*, 5(2), 77-94. <https://doi.org/10.1016/j.jbda.2023.05.007>
- Wang, Y., & Feng, H. (2024). Customer relationship management capabilities: Measurement, antecedents, and consequences. *Journal of Business Research*, 172, 114-128. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114389>