

## Sistem Informasi Prediksi Tren Produk *Skincare* Mglam Clinic Berbasis *Machine Learning*

Larasati Rince Pratita Ritonga<sup>1\*</sup>, Rakhmat Kurniawan<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Sistem Informasi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

---

### Artikel Info

#### Kata Kunci:

Data Penjualan;  
Klinik M\_Glam;  
Naïve Bayes;  
Prediksi Tren;  
Perawatan Kulit.

#### Keywords:

Sales Data;  
M\_Glam Clinic;  
Naïve Bayes;  
Trend Prediction;  
Skincare.

#### Riwayat Artikel:

Submitted: 16 Juli 2025  
Accepted: 31 Juli 2025  
Published: 31 Juli 2025

**Abstrak:** Kemajuan teknologi informasi telah memungkinkan penerapan pembelajaran mesin di berbagai industri, termasuk kecantikan dan perawatan kulit. Klinik MGlaml, sebagai penyedia produk perawatan kulit, menghadapi tantangan dalam memahami tren pasar yang dinamis. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem prediksi tren produk perawatan kulit menggunakan algoritma *Naïve Bayes* berdasarkan data penjualan tahun 2024. Algoritma *Naïve Bayes* dipilih karena kemampuannya untuk mengklasifikasikan data berdasarkan probabilitas, yang memungkinkan identifikasi produk dengan tren potensial. Sistem ini dikembangkan menggunakan PHP Native dan MySQL, dengan mengimplementasikan model pembelajaran mesin untuk menganalisis pola konsumsi pelanggan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem prediksi ini dapat meningkatkan efektivitas strategi pemasaran, manajemen inventaris, dan pengambilan keputusan bisnis di Klinik M\_Glam. Dengan sistem ini, klinik diharapkan dapat lebih adaptif terhadap perubahan tren pasar dan meningkatkan daya saingnya di industri kecantikan.

**Abstract:** The advancement of information technology has enabled the application of machine learning in various industries, including beauty and skincare. MGlaml Clinic, as a skincare product provider, faces challenges in understanding dynamic market trends. Therefore, this study aims to develop a skincare product trend prediction system using the *Naïve Bayes* algorithm based on 2024 sales data. The *Naïve Bayes* algorithm was chosen for its ability to classify data based on probability, allowing the identification of products with potential trends. This system is developed using PHP Native and MySQL, implementing a machine learning model to analyze customer consumption patterns. The study results indicate that this prediction system can enhance the effectiveness of marketing strategies, inventory management, and business decision-making at M\_Glam Clinic. With this system, the clinic is expected to be more adaptive to market trend changes and improve its competitiveness in the beauty industry.

---

### Corresponding Author:

Larasati Rince Pratita Ritonga  
Email: [titatitaa.titaaa@gmail.com](mailto:titatitaa.titaaa@gmail.com)

---

## PENDAHULUAN

Cepatnya pertumbuhan teknologi informasi telah mengubah berbagai sektor, salah satunya dalam bidang kecantikan dan perawatan kulit (Nawiyah et al., 2023). Sebagian dari inovasi yang sudah banyak dilaksanakan dalam analisis tren pasar adalah pemanfaatan algoritma *machine learning* untuk memprediksi pola konsumsi berdasarkan data historis (Sunaryo et al., 2024). Dengan semakin berkembangnya industri *skincare*, klinik kecantikan perlu mengadopsi teknologi berbasis data untuk meningkatkan strategi pemasaran dan pengelolaan produk mereka (Rizal & Rahman, 2021). M Glam Clinic adalah sebuah klinik kecantikan dan berfokus pada penyediaan berbagai layanan perawatan kulit sesuai kebutuhan pelanggan. M Glam menawarkan beragam jenis treatment seperti *Facial Treatment*, *Chemical Peeling*, *Skin Booster*, IPL, Laser, *Meso Slimming*, *RF Treatment*, *Filler*, hingga *Skin Brightening* yang diformulasikan berdasarkan konsultasi dan kebutuhan kulit individu. Dengan target pasar utama perempuan usia muda hingga dewasa, M Glam memasarkan layanan perawatannya melalui media sosial dan endorsement dari influencer untuk meningkatkan jangkauan dan daya tarik brand. Namun, seiring dengan dinamika perubahan preferensi pasar dan meningkatnya jumlah produk, M Glam menghadapi tantangan dalam menentukan tren produk yang tepat untuk setiap periode. Tanpa adanya sistem informasi prediktif yang terintegrasi, pengelolaan stok, strategi pemasaran, serta pengambilan keputusan bisnis berisiko tidak tepat sasaran.

Industri kecantikan saat ini berkembang dengan sangat pesat dibanding periode-periode sebelumnya (Shalmon, 2020). Khususnya produk *skincare*, merasakan perkembangan yang cepat dengan tumbuhnya kesadaran masyarakat terhadap bergunanya menjaga kulit. Dengan meningkatnya minat konsumen terhadap produk *skincare*, bisnis-bisnis di sektor ini, seperti klinik kecantikan dan perawatan kulit, menghadapi tantangan dalam memprediksi tren produk untuk memastikan ketersediaan produk dan mengoptimalkan strategi pemasaran (Amanda et al., 2025). Dengan demikian, diperlukan suatu sistem yang berciri seperti *machine learning* yang bisa memberikan prediksi tren produk secara lebih akurat (Pabubung & Michael, 2021).

Beberapa studi sebelumnya telah memanfaatkan algoritma *machine learning* dalam konteks prediksi penjualan dan perilaku konsumen. (Pramana et al., 2023), sementara Nurdiawan & Salim (2020) memakai metode *Naïve Bayes Classifier* dipenjualan barang untuk mengoptimalkan rencana penjualan (Nurdiawan & Salim, 2020). Di lain hal, penelitian oleh Rosidi & Setiawan (2024) mengusulkan algoritma *Naïve Bayesian* yang ditingkatkan untuk menyadari pola pembelian pelanggan pada ruang (Rosidi & Setiawan, 2024). Kemudian, penelitian dijalankan di level gerai atau kios, serupa dengan riset, Rozaq (2021) mengenai penjabaran jual beli pada 212 Mart di Palembang dan riset (Syamsudi et al., 2020) yang memperkirakan kedudukan pelanggan yang membeli produk celana memakai *Naïve Bayes*.

Meskipun riset-riset tersebut menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* berhasil dalam menangani dataset yang besar dan sulit, namun memiliki kelemahan dalam mengelola hasil yang meluas dan merancang pohon keputusan yang sempurna (Punkastyo et al., 2024). algoritma ini memiliki sejumlah keterbatasan. Salah satu kelemahan utamanya adalah kurang optimal dalam menangani data yang mengalami ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*), yakni kondisi ketika jumlah data pada salah satu kelas jauh lebih besar dibandingkan kelas lainnya, yang dapat berdampak pada penurunan akurasi model (Gumelar et al., 2021). Selain itu, *Naïve Bayes* tidak memiliki mekanisme pembentukan struktur pohon keputusan atau pemetaan non-linear yang kompleks sebagaimana dimiliki oleh algoritma seperti *Decision Tree* atau *Random Forest*. Meski demikian, algoritma ini tetap dipilih dalam penelitian ini karena memiliki keunggulan dalam hal kecepatan komputasi, kemudahan implementasi, serta efektivitas dalam klasifikasi berbasis data numerik berukuran kecil hingga sedang, seperti jumlah penjualan, hashtag, dan endorsement. Beberapa studi terdahulu telah menggunakan algoritma lain seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Decision Tree*, dan *Random Forest* untuk analisis sentimen, khususnya dalam sektor *e-commerce* dan retail digital (Anggraini et al., 2025). Penelitian terkait yang menggunakan algoritma lain seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Decision Tree*, dan *Random Forest*, sebagian besar dilakukan dalam konteks *e-commerce* atau analisis sentimen pada aplikasi digital. Penelitian ini menggunakan pendekatan *Gaussian Naïve Bayes*, yang sesuai untuk fitur kontinu dan distribusi normal.

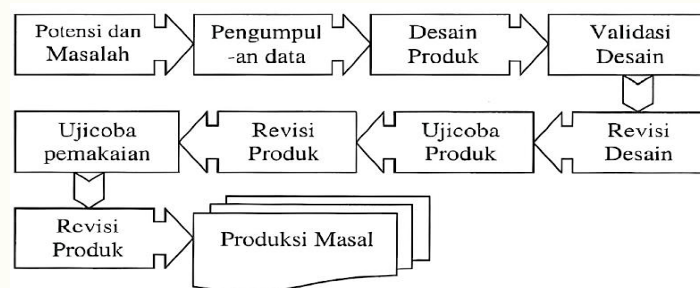
Selain itu, sebagian besar studi yang telah dilakukan lebih berfokus pada sektor ritel tradisional atau platform digital umum, tanpa menyentuh secara mendalam industri kecantikan (Fadlan, 2024). Penerapan *Naïve Bayes* dalam memprediksi tren produk *skincare*, khususnya dengan memanfaatkan data penjualan yang dikombinasikan dengan informasi kampanye pemasaran seperti highlights di media sosial, penggunaan hashtag populer, dan aktivitas *endorsement* oleh *influencer*, masih sangat terbatas. Padahal, data-data ini memiliki potensi besar untuk meningkatkan ketepatan prediksi tren karena mencerminkan preferensi pasar secara *real-time* serta pengaruh eksternal terhadap perilaku pembeli.

Riset ini dilakukan dengan menerapkan metode algoritma *Naïve Bayes* yang merupakan algoritma dalam mengelompokkan data bersumber dari perhitungan probabilitas grup dan menghitung campuran nilai dari golongan data yang sudah dirangkum. Pengelompokkan *Naïve Bayes* mempunyai perolehan ketepatan yang baik dan tetap. Tetapi, *Naïve Bayes* menimbulkan berbagai macam keadaan yang bisa membuat perolehan hasil akurasi yang menurun ketika disertakan aspek dan batasan data. Dengan pendekatan ini, sistem dapat mengidentifikasi produk *skincare* yang berpotensi menjadi tren di tahun 2024 berdasarkan pola konsumsi pelanggan sebelumnya.

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi kelemahan-kelemahan yang ditemukan dalam penelitian sebelumnya, seperti keterbatasan akurasi prediksi dan kurangnya optimasi dalam pemrosesan data. Dengan adanya sistem prediksi berbasis *Naïve Bayes*, diharapkan klinik dapat mengelola data penjualan dengan lebih efektif dan memprediksi tren produk dengan lebih akurat. Sistem ini dirancang untuk membantu pengambilan keputusan bisnis, pengelolaan stok, serta strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang lebih berfokus pada analisis tren pasar secara umum atau sistem rekomendasi berbasis preferensi pelanggan, penelitian ini lebih menitikberatkan pada prediksi tren produk *skincare* menggunakan pendekatan *machine learning* berbasis data penjualan. Sistem ini akan dilengkapi dengan fitur analitik yang dapat meningkatkan akurasi prediksi, serta optimasi performa untuk memastikan hasil prediksi yang sigap dan terpercaya. Oleh karena itu, sistem nantinya dibuat untuk bisa memberi keterlibatan kepada bisnis kecantikan dalam meningkatkan daya saing dan efektivitas bisnis berdasarkan pemanfaatan teknologi prediktif.

## METODE

### Langkah Penelitian



Gambar 1. Langkah Penelitian

Gambar 1 menggambarkan langkah-langkah yang dilaksanakan dalam penelitian ini, yang terdiri atas 10 tahapan yang tersusun secara sistematis dari awal hingga akhir proses penelitian, sehingga membentuk alur kerja yang terstruktur, terarah, dan mendukung tercapainya tujuan penelitian secara optimal. Adapun tahapan yang dilakukan dimulai dari (Haningsih & Saputro, 2022) :

1. Potensi dan Masalah

Pada tahap ini, dilaksanakan riset dengan menggunakan observasi di Mglam observasi dilakukan dengan mengamati langsung objek peneliti. Setelah melakukan observasi penulis dapat menemukan masalah yang terjadi pada sekolah MGLam yaitu kesulitannya tim produksi dalam perhitungan produk yang sedang banyak diminati.

2. Pengumpulan Data

Setelah mengidentifikasi masalah, selanjutnya mengumpulkan data dan informasi dengan melalui observasi dan wawancara secara langsung di MGlam.

3. Desain Produk

Kemudian menjalankan pengumpulan data, lalu membangun sistem prediksi tren produk yang sudah berjalan harus dilakukan sebelum membangun sistem kerja baru.

4. Validasi Desain

Pada fase ini, ialah langkah untuk mengamati kepantasan motif barang yang akan dikerjakan dan memastikan bahwa desain suatu produk sesuai dengan kebutuhan pengguna.

5. Revisi Desain

Sehabis dilakukan motif produk dan validasi desain, tentu dapat teridentifikasi terkait hambatan dan kelemahan pada desain, sehingga diperlukan revisi produk.

6. Uji Coba Produk

Dalam tahap ini penting dalam siklus pengembangan produk atau sistem, ini melibatkan evaluasi menyeluruh terhadap semua aspek sistem. Dalam tahap ini menentukan apakah sistem ini layak digunakan atau tidak.

7. Revisi Produk

Peninjauan barang dapat dibuat dari eksperimen produk, jika produk sudah sesuai maka produk tidak perlu diubah atau direvisi lagi.

8. Uji Coba Pemakaian

Pada tahap ini penting dalam pengembangan produk atau sistem karena dapat mengetahui apakah produk atau sistem yang terdapat kelemahan atau hambatan yang tampak agar dapat memperbaiki lebih lanjut.

9. Revisi Produk

Pada langkah ini penting dalam mengoreksi yang diterapkan pada produk atau sistem setelah melalui tahap uji pemakaian.

10. Produksi Massal

Proses ini merupakan tahap penting dalam siklus pembuatan produk atau sistem dan merupakan langkah terakhir sebelum produk digunakan oleh pengguna.

**Penerapan Naive Bayes**

*Naive Bayes* ialah algoritma golongan yang dipakai dalam pembelajaran mesin untuk klasifikasi sederhana dengan pendekatan probabilitas (Hendriyana et al., 2022). Algoritma ini berpedoman pada Teorema Bayes dan dianggap bahwa setiap pasangan fitur dalam data pelatihan saling independent. Algoritma *Naive Bayes* mengerjakan data pelatihan untuk menghasilkan model golongan, yang bisa dipakai untuk memperkirakan label kelas yang pas untuk data yang belum dilihat dari terdahulu. Dibawah ini ialah tahap-tahap yang digunakan dalam proses klasifikasi *Naive Bayes* (Haqqesda & Pambudi, n.d.):

1. Menentukan kelas yang akan di prediksi

Menentukan kelas yang akan diprediksi berarti memilih variabel target dalam sebuah dataset yang ingin dipelajari dan diprediksi oleh *machine learning*.

2. Menentukan Nilai Mean

$$\frac{\sum_{i=1}^n \binom{n}{k} X_1}{n}$$

Keterangan:

$\sum$  (sigma) : Simbol penjumlahan. Digunakan untuk menjumlahkan sejumlah nilai  
 $i = 1$  : Indeks awal penjumlahan, yaitu dimulai dari  $i=1$

- $n$  (pada  $\Sigma$ ) : Indeks akhir penjumlahan, yaitu sampai  $i=1$   
 $\binom{n}{k}$  : banyak cara memilih  $k$  elemen dari  $n$  elemen tanpa memperhatikan urutan  
 $X_1$  : menyatakan suatu nilai atau variabel

### 3. Menentukan Standar Deviasi

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}}$$

Keterangan:

$\sigma$ : mengukur seberapa tersebar data terhadap nilai rata-ratanya.

$\sqrt{\quad}$  : Akar kuadrat, digunakan untuk menghitung akar dari hasil keseluruhan perhitungan di dalamnya.

$\sum_{i=1}^n$  : Penjumlahan dari indeks  $i=1$  = sampai  $n$  (banyak data)

$x_1$  : Nilai data ke-1. Setiap elemen dalam kumpulan data.

$\mu$  : Rata-rata (mean) dari seluruh data.

$(x_i - \mu)$  : Selisih antara setiap data dan rata-rata.

$N$  : Banyak data.

### 4. Menentukan Probabilitas

Untuk menghitung hasil probabilitas fitur masing-masing tipe menggunakan dengan menjumlahkan data yang pas dari kelompok yang sama dibagi dengan jumlah data pada kelompok itu.

### 5. Menghitung Nilai Uji

$$P(X_i = x_i | Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma^2}\right)$$

Keterangan:

$P(X_i = x_i | Y = y_j)$ : Probabilitas bersyarat fitur  $X_i$  bernilai  $x_i$ , ketika kelas  $Y = y_j$

$\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}$  : Konstanta distribusi normal (Gaussian).

$\exp$  : Fungsi eksponensial, yaitu  $e^{\dots}$

$(x_i - \mu_{ij})^2$  : Selisih kuadrat antara nilai fitur dan rata-rata kelas.

### 6. Evaluasi Hasil

Merupakan proses untuk menilai seberapa baik model *machine learning* dalam melakukan prediksi terhadap kelas yang telah ditentukan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, peneliti berhasil mengumpulkan sebanyak 57 data yang berkaitan dengan produk skincare MGLam Clinic. Data tersebut diperoleh melalui proses observasi, wawancara, dan studi literatur, dengan tujuan memperoleh data yang relevan dan mendukung pembangunan sistem prediksi tren produk skincare. Observasi dilakukan di MGLam Clinic untuk memahami pola penjualan produk skincare serta faktor-faktor yang berpotensi memengaruhi tren pasar. Selanjutnya, wawancara dilakukan dengan Staff HRD MGLam Clinic untuk mengidentifikasi variabel-variabel yang dianggap berpengaruh terhadap perubahan tren, seperti jumlah penjualan, intensitas *endorsement*, dan eksistensi media sosial melalui penggunaan hashtag. Data-data tersebut selanjutnya digunakan untuk menentukan kriteria penting dalam model prediksi tren yang dibangun, yakni: jumlah terjual, *endorsement*, dan *hashtag*. Label tren Naik atau Turun pada data diperoleh langsung dari pihak MGLam

Clinic berdasarkan hasil evaluasi internal mereka terhadap kinerja penjualan produk pada tahun 2024. Penilaian tren tersebut mempertimbangkan perubahan penjualan, intensitas endorsement, dan eksposur di media sosial melalui penggunaan hashtag. Dengan demikian, penelitian ini menggunakan label tren yang sudah ditetapkan tersebut sebagai variabel target dalam proses pelatihan dan pengujian algoritma Naïve Bayes.

Tabel 1. Data Tren Penjualan

| Detail Produk                | Jumlah Terjual | Endorse | Hashtag | Kategori         | Trend |
|------------------------------|----------------|---------|---------|------------------|-------|
| Facial Basic Premium         | 100            | 76      | 85      | Facial treatment | Naik  |
| Facial Mglam                 | 80             | 45      | 38      | Facial treatment | Naik  |
| Facial Acne                  | 105            | 85      | 89      | Facial treatment | Naik  |
| Facial Meso Non Needle Glow  | 60             | 34      | 50      | Facial treatment | Turun |
| Facial Detox Basic           | 90             | 65      | 25      | Facial treatment | Naik  |
| Facial Detox Premium         | 85             | 74      | 36      | Facial treatment | Naik  |
| Facial Brightening + PDT     | 86             | 34      | 42      | Facial treatment | Naik  |
| Facial Snow White            | 70             | 76      | 60      | Facial treatment | Turun |
| Facial Oxygen + PDT          | 65             | 56      | 12      | Facial treatment | Turun |
| Facial Microdermabrasi + PDT | 55             | 24      | 32      | Facial treatment | Turun |
| Facial Aqua Glow + PDT       | 65             | 32      | 54      | Facial treatment | Turun |
| ...                          | ...            | ...     | ...     | ...              | ...   |
| Hydroquinone                 | 78             | 43      | 37      | Skin Brightening | Turun |

Tabel 1. menunjukkan hasil dari data tren penjualan 2024. Data diatas merupakan data tren penjualan yang ada pada Mglam Clinic 2024.

#### Penerapan Naïve Bayes

Adapun tahapan yang dilakukan yaitu:

1. Menentukan Nilai *Mean*

Tabel 2. Mean Facial Treatment

|       | Jumlah | Endorse | Hashtag |
|-------|--------|---------|---------|
| Naik  | 91.75  | 62.13   | 51.75   |
| Turun | 61.86  | 40.14   | 47.14   |

$$\sum_{naik} = \frac{100 + 80 + 105 + 90 + 85 + 86 + 88 + 100}{8} = 91.75$$

$$\sum_{turun} = \frac{60 + 70 + 65 + 55 + 65 + 75 + 43}{7} = 61.86$$

Lakukan hal yang sama pada bagian *endorse* dan *hashtag*

Tabel 3. Mean Chemical Peeling

|       | Jumlah | Endorse | Hashtag |
|-------|--------|---------|---------|
| Naik  | 87.25  | 54.75   | 33.25   |
| Turun | 59.50  | 29.00   | 17.50   |

Lakukan hal yang sama pada bagian *endorse* dan *hashtag*.



Tabel 4. Mean Skin Booster

|       | Jumlah | Endorse | Hastag |
|-------|--------|---------|--------|
| Naik  | 96.33  | 70.33   | 55.00  |
| Turun | 46.60  | 35.80   | 19.20  |

## 2. Menentukan Standar Deviasi

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}}$$

Tabel 5. Devisiasi Facial Treatment

|       | Jumlah | Endorse | Hastag |
|-------|--------|---------|--------|
| Naik  | 8.26   | 15.89   | 25.39  |
| Turun | 9.75   | 19.31   | 17.72  |

$$\begin{aligned} \sigma_{Naik} &= \sqrt{\frac{(100 - 91.75)^2 + (80 - 91.75)^2 + (105 - 91.75)^2 + (90 - 91.75)^2 + (85 - 91.75)^2 + (86 - 91.75)^2 + (88 - 91.75)^2 + (100 - 91.75)^2}{8}} = 8.26 \\ \sigma_{Turun} &= \sqrt{\frac{(60 - 61.86)^2 + (70 - 61.86)^2 + (65 - 61.86)^2 + (55 - 61.86)^2 + (65 - 61.86)^2 + (75 - 61.86)^2 + (43 - 61.86)^2}{7}} = 9.75 \end{aligned}$$

Lakukan hal yang sama pada bagian endorse dan hastag

Tabel 6. Devisiasi Chemical Peeling

|       | Jumlah | Endorse | Hastag |
|-------|--------|---------|--------|
| Naik  | 3.269  | 15.674  | 12.597 |
| Turun | 12.500 | 5.000   | 5.500  |

Lakukan hal yang sama pada bagian endorse dan hastag

Tabel 7. Devisiasi Skin Booster

|       | Jumlah | Endorse | Hastag |
|-------|--------|---------|--------|
| Naik  | 9.672  | 13.597  | 22.376 |
| Turun | 18.646 | 14.497  | 9.683  |

## 3. Menghitung Probabilitas

$$P(A) = \frac{\text{JumlahKejadianA}}{\text{JumlahTotalKejadian}}$$

Probabilitas dihitung menurut data dibagian trend A/B misalnya data Naik memiliki 4 buah data dan data turun memiliki 1 buah data maka nilai A=0,80

Tabel 8. Probabilitas Facial Treatment

| Trend | Nilai |
|-------|-------|
| Naik  | 0.53  |
| Turun | 0.47  |

$$P(Naik) = \frac{8}{15} = 0.53$$

$$P(Turun) = \frac{7}{15} = 0.47$$

Tabel 9. Probabilitas Chemical Peeling

| Trend | Nilai |
|-------|-------|
| Naik  | 0.667 |
| Turun | 0.333 |

Tabel 10. Probabilitas Skin Booster

| Trend | Nilai |
|-------|-------|
| Naik  | 0.375 |
| Turun | 0.625 |

#### 4. Menentukan Nilai Uji

$$P(X_i = x_i \vee Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} \exp \frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}$$

Tabel 11. Data Uji Facial Treatment

|       | Jumlah | Endorse   | Hastag | Hasil    |
|-------|--------|-----------|--------|----------|
|       | 90     | 57        | 76     | Naik     |
| Naik  | 0.047  | 0.024     | 0.010  | 0.000006 |
| Turun | 0.001  | 0.014     | 0.006  | 0.000000 |
|       |        | hasil max |        | 0.000006 |

$$P(90|Naik) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(8.26)^2}} \exp \frac{(90-91.75)^2}{2(8.26)^2} = 0.047$$

$$P(90|Turun) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(9.75)^2}} \exp \frac{(90-61.86)^2}{2(9.75)^2} = 0.001$$

Lakukan hal yang sama pada bagian endorse dan hastag

$$P(x|Naik) = 0.047 \times 0.024 \times 0.010 \times 0,530 = 0.000006$$

$$P(x|Turun) = 0.001 \times 0.014 \times 0.006 \times 0,470 = 0.000000$$

Tabel 12. Data Uji Chemical Peeling

|       | Jumlah | Endorse   | Hastag   | Hasil      |
|-------|--------|-----------|----------|------------|
|       | 89     | 60        | 76       | Naik       |
| Naik  | 0.106  | 0.024     | 0.000100 | 0.00000017 |
| Turun | 0.002  | 0.000     | 0.000000 | 0.00000000 |
|       |        | hasil max |          | 0.00000017 |

Tabel 13. Data Uji Skin Booster

|       | Jumlah  | Endorse   | Hastag      | Hasil      |
|-------|---------|-----------|-------------|------------|
|       | 90      | 10        | 10          | Turun      |
| Naik  | 0,03329 | 0,00000   | 0,00236     | 0,00000000 |
| Turun | 0,00143 | 0,00565   | 0,026234678 | 0,00000013 |
|       |         | Hasil Max |             | 0,00000013 |



Algoritma *Naïve Bayes Gaussian* diterapkan pada data yang telah dikategorikan ke dalam dua kelas: naik dan turun. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh *confusion matrix* sebagai berikut:

Tabel 14. *Confusion Matriks* Model Prediksi

| Actual | Naik               | Turun              |
|--------|--------------------|--------------------|
| Naik   | 18 (True Positive) | 4 (False Negative) |
| Turun  | 3 (False Positive) | 32 (True Negative) |

Tabel 2. menunjukkan *confusion matrix* dari hasil pengujian model prediksi tren penjualan produk skincare menggunakan algoritma *Naïve Bayes Gaussian* pada data tahun 2024 di Mglam Clinic. Berdasarkan tabel tersebut, diketahui bahwa: *True Positive* (TP): 18 produk yang diprediksi naik oleh sistem dan benar-benar naik di kenyataannya. *False Negative* (FN): 4 produk yang sebenarnya naik, namun diprediksi turun oleh sistem. *False Positive* (FP): 3 produk yang sebenarnya turun, namun diprediksi naik oleh sistem. *True Negative* (TN): 32 produk yang diprediksi turun dan memang benar-benar turun. Selanjutnya, nilai-nilai ini dijadikan dasar untuk menghitung metrik evaluasi lainnya seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* untuk mengukur kualitas model secara keseluruhan.

$$1. \text{ Accuracy } \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} = \frac{18+32}{57} = 0,877 \text{ } 87,7\%$$

$$2. \text{ Precision (kelas "Naik") } \frac{TP}{TP+FP} = \frac{18}{21} = 0,857 = 85,7\%$$

$$3. \text{ Recall (kelas "Naik") } \frac{TP}{TP+FN} = \frac{18}{22} = 0,818 = 81,8\%$$

##### 5. F1-Score

$$2 * \frac{PRECISION * RECALL}{PRECISION + RECALL} = 2 * \frac{0,857 * 0,818}{0,857 + 0,818} = 0,837 = 83,7\%$$

Berdasarkan hasil evaluasi model *Naïve Bayes Gaussian* yang diterapkan, sistem menunjukkan performa yang cukup tinggi dengan akurasi sebesar 87,7%, *precision* 85,7%, dan *recall* 81,8%. Kekuatan utama dari model ini terletak pada kesederhanaannya serta kemampuannya mengolah data berdistribusi normal dengan cepat dan efisien. Hal ini menjadikannya cocok untuk diterapkan pada sistem dengan dataset terbatas seperti di MGlam Clinic. Namun, kelemahan dari model ini terlihat pada beberapa kasus *false negative* dan *false positive*, yang menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam membedakan data yang memiliki nilai *numerik* yang saling mendekati antar kelas. Selain itu, model ini kurang optimal jika terjadi ketidakseimbangan kelas dalam data, yang dapat mempengaruhi distribusi probabilitas. Jika dibandingkan secara teoritis dengan metode lain seperti *Decision Tree* atau *K-Nearest Neighbor*, *Naïve Bayes* unggul dalam kecepatan dan efisiensi, namun cenderung kalah dalam hal akurasi ketika data mengandung korelasi antar fitur. Oleh karena itu, dalam penelitian selanjutnya, akan sangat bermanfaat untuk membandingkan performa beberapa algoritma guna mendapatkan hasil yang lebih robust dan akurat.

## Implementasi Sistem

Gambar 3. Visualisasi Data *Training*

Gambar 4. Prediksi Tren Produk *Skincare*

Pada gambar 3. Pengguna diwajibkan untuk menginput data historis produk *skincare* ke dalam sistem. Informasi yang dimasukkan mencakup kategori produk, nama produk, jumlah terjual, jumlah *endorsement*, jumlah *hashtag*, serta label tren (naik atau turun). Data ini kemudian disimpan dalam *database* dan digunakan sebagai data training untuk melatih model prediktif.

Pada gambar 4. Pengguna dapat melakukan prediksi tren produk baru dengan mengisi informasi serupa, namun tanpa label tren. Setelah input dilakukan, pengguna menekan tombol aksi prediksi, dan sistem akan menjalankan proses inferensi menggunakan model *Naïve Bayes Gaussian* untuk menentukan apakah tren penjualan produk tersebut cenderung naik atau turun.

| Kategori         | Nama Produk          | Jumlah Terjual | Jumlah Endorsement | Jumlah Hashtag | Prob Naik  | Prob Turun | Hasil | Aksi  |
|------------------|----------------------|----------------|--------------------|----------------|------------|------------|-------|-------|
| IPU              | IPU_Asur             | 75             | 17                 | 40             | 0.00000002 | 0.00011707 | Naik  | Hapus |
| Skali Boudier    | Skali Bright Boudier | 110            | 89                 | 86             | 0.00000048 | 0.00000000 | Naik  | Hapus |
| Chemical Peeling | Peeling Aera         | 80             | 74                 | 32             | 0.00002155 | 0.00000000 | Naik  | Hapus |
| Chemical Peeling | Peeling Migma        | 72             | 34                 | 12             | 0.00000002 | 0.00011374 | Turun | Hapus |
| Facial Treatment | Facial Basic Premium | 80             | 57                 | 76             | 0.00000588 | 0.00000002 | Naik  | Hapus |

Gambar 5. Visualisasi Hasil Prediksi Tren Produk *Skincare*



Gambar 6. Visualisasi analisis Tren Prediksi

Pada gambar 5. Tampilan ini menampilkan daftar hasil prediksi lengkap, termasuk nilai input pengguna dan hasil prediksi tren (naik atau turun). Terdapat tombol aksi hapus, yang berfungsi untuk mengelola data yang tidak relevan atau salah input.

Pada gambar 6. Sistem menampilkan hasil analisis tren dalam bentuk visual grafik batang atau garis. Grafik menunjukkan nilai probabilitas dari masing-masing kelas (naik atau turun) untuk setiap kategori produk, sehingga mempermudah pemahaman terhadap kecenderungan tren.

## Dampak Sistem Terhadap Keputusan Bisnis M Glam Clinic

Penerapan sistem prediksi tren produk *skincare* berbasis algoritma *Naïve Bayes Gaussian* memberikan kontribusi signifikan terhadap proses pengambilan keputusan bisnis di M Glam Clinic. Berdasarkan wawancara dengan tim internal, sistem ini dinilai membantu dalam mengoptimalkan perencanaan stok dan penyusunan strategi promosi. Produk-produk yang diprediksi akan mengalami tren penjualan naik menjadi prioritas untuk restock, sementara produk yang diprediksi turun menjadi fokus dalam strategi promosi seperti pemberian diskon atau peningkatan aktivitas *endorsement*. Selain itu, hasil prediksi juga dijadikan acuan dalam mengalokasikan anggaran promosi agar lebih efektif dan tepat sasaran. Survei internal yang dilakukan terhadap staf manajemen menunjukkan bahwa 85% responden merasa sistem ini membantu dalam merumuskan keputusan yang lebih tepat, dan 70% menyatakan hasil prediksi sistem cukup akurat dibandingkan dengan pengamatan manual di

lapangan. Dengan demikian, sistem ini memberikan dukungan nyata dalam meningkatkan efisiensi operasional dan efektivitas pemasaran di MGlam Clinic.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi, sistem yang dikembangkan terbukti mampu mendukung proses prediksi tren produk skincare di MGlam Clinic dengan mengolah data penjualan tahun 2024. Sistem ini dirancang menggunakan PHP Native dan MySQL, serta dilengkapi dengan model machine learning berbasis algoritma Naïve Bayes. Peran utama algoritma Naïve Bayes dalam sistem ini adalah mengklasifikasikan tren produk ke dalam kategori "naik" atau "turun" berdasarkan variabel input seperti jumlah penjualan, jumlah endorsement, dan intensitas hashtag. Dengan pendekatan probabilistik, Naïve Bayes menghitung kemungkinan suatu produk mengalami kenaikan tren dengan memperhitungkan nilai mean dan deviasi standar dari masing-masing kelas. Hal ini memungkinkan sistem memberikan prediksi secara cepat dan efisien dalam waktu nyata. Manfaat utama dari sistem ini terlihat dalam peningkatan efektivitas perencanaan strategi pemasaran, pengelolaan stok barang, serta pengambilan keputusan bisnis yang lebih responsif terhadap dinamika pasar. Fitur visualisasi tren yang tersedia juga memudahkan manajemen dalam memantau performa produk secara berkala. Untuk pengembangan lebih lanjut, sistem ini dapat diperluas dengan mengintegrasikan model pembelajaran lain seperti Random Forest atau Support Vector Machine (SVM) untuk perbandingan performa klasifikasi. Selain itu, fitur pelaporan otomatis, dashboard interaktif, serta integrasi dengan sistem penjualan real-time (POS) akan meningkatkan kegunaan dan skalabilitas sistem. Uji validasi sistem juga dapat diperluas dengan melibatkan feedback langsung dari pengguna internal MGlam Clinic, termasuk survei tingkat kepuasan atau efektivitas sistem dalam mendukung keputusan operasional. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menghasilkan sistem yang fungsional, namun juga membuka jalan bagi riset berkelanjutan di bidang prediksi tren berbasis data.

## DAFTAR PUSTAKA

- Amanda, P. Y., Damayanti, B. A., Choirun, A. A., Sari, S. N., Armiyanti, S., & Hidayat, M. (2025). Penerapan Data Mining untuk Prediksi Penjualan Produk Skincare Menggunakan Metode KNN (K-Nearest Neighbors): Studi Kasus Klinik Ayume Beauty Care. *Dike*, 3(1), 25-30. <https://doi.org/10.69688/dike.v3i1.122>
- Anggraini, P., Sawo Manila, J., Minggu, P., & Selatan, J. (2025). Komparasi Naïve Bayes, Support Vector Machine, Dan Random Forest Dalam Analisis Sentimen Aplikasi Shopee Di Google Play Store. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 9(3), 4451-4457. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i3.13675>
- Fadlan, A. and S. G. P. (2024). Pertumbuhan Home Industry Dan Transformasi Digital Dalam Dunia Bisnis. *Serasi Media Teknologi*.
- Gumelar, G., Ain, Q., Marsuciati, R., Agustanti Bambang, S., Sunyoto, A., & Syukri Mustafa, M. (2021). Kombinasi Algoritma Sampling dengan Algoritma Klasifikasi untuk Meningkatkan Performa Klasifikasi Dataset Imbalance. *SISFOTEK*, 5 (1), 250-255.
- Haningsih, S., Saputro, N. D. (2022). Aplikasi Pendataan Penduduk Desa Cantik (Cinta Statistik) Berbasis Hybrid. *Proceeding Science and Engineering National Seminar*, 7(1).
- Haqqesda, J. T., & Pambudi, E. A. (n.d.). Gaussian Naïve Bayes dengan Harmonic Mean untuk Klasifikasi Hasil Produksi Gula Merah. *Jurnal Media Pratama*, 18(2), 2024–2038.
- Hendriyana, H., Karo, I. M. K., & Dewi, S. (2022). Analisis Perbandingan Algoritma Support Vector Machine, Naive Bayes, Dan Regresi Logistik Untuk Memprediksi Donor Darah. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 8(2), 121–126. <https://doi.org/10.54914/jtt.v8i2.581>

- Nawiyah, N., Kaemong, R. C., Ilham, M. A., & Muhammad, F. (2023). Penyebab Pengaruhnya Pertumbuhan Pasar Indonesia Terhadap Produk Skin Care Lokal Pada Tahun 2022. *ARMADA : Jurnal Penelitian Multidisiplin*, 1(12), 1390–1396. <https://doi.org/10.55681/armada.v1i12.1060>
- Nurdiawan, O., & Salim, N. (2020). Penerapan Data Mining Pada Penjualan Barang Menggunakan Metode Metode Naive Bayes Classifier Untuk Optimasi Strategi Pemasaran. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi STMIK Subng*, 11(1), 84-95.
- Pramana, I. M. A. A., Sudiarsa, I. W., Nugraha, P. G. S. C. (2023). Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Prediksi Penjualan Produk Terlaris Pada CV Akusara Jaya Abadi. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 10(4), 518-534.
- Pabubung, P., Michael, R. (2021). "Human Dignity" Dalam Pemikiran Yohanes Paulus Ii Dan Relevansi Untuk Dunia Masa Kini. *Jurnal Teologi*, 10(1), 49–70. <https://doi.org/10.24071/jt.v10i1.2905>
- Punkastyo, D. A., Septian, F., & Syaripudin, A. (2024). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Untuk Prediksi Kelulusan Siswa. *Journal of System and Computer Engineering*, 5(1), 2723–1240. <https://doi.org/10.61628/jsce.v5i1.1073>
- Rizal, M., & Rahman, A. (2021). Tata Kelola Teknologi Informasi Pada Domain EDM (Studi Kasus: CV. HBI, Klinik Kecantikan Ms Glow Penajam). *INTEGER*, 6, 49–55. <https://doi.org/10.31284/j.integer.2021.v6i1.1502>
- Rosidi, R. P. M., & Setiawan, K. (2024). Implementasi Algoritma Naïve Bayes Terhadap Data Penjualan untuk Mengetahui Pola Pembelian Konsumen pada Kantin. *Jurnal Indonesia. Manajemen Informatika Dan Komunikasi*, 5(1), 120–126. <https://doi.org/10.35870/jimik.v5i1.407>
- Syamsudi, D., Halundaka, Y. C. D., & Nugroho, A. (2020). Prediksi Status Konsumen Produk Celana Menggunakan Naïve Bayes. *JOINTECS* 3(1). <https://doi.org/10.31328/jointecs.v5i3.1435>
- Shalmont, J. (2020). Sustainable Beauty: Kesiapan Konsumen Di Indonesia Dalam Mengintegrasikan Konsep Keberlanjutan Dalam Pengelolaan Sampah Kemasan Plastik Produk Industri Kecantikan. *Law Review*, 20(2), 138-168. <https://doi.org/10.19166/lr.v20i2.2591>
- Sunaryo, D., Hamdan, Anggriani, A., Winata, C., & Alumi, D. D. (2024). Corporate Financial Risk Trend Prediction Using ARIMA-Based Machine Learning: A Semantic Literature Review. *Jurnal Akuntansi Manajemen (JAKMEN)*, 3(2), 78–94. <https://doi.org/10.30656/jakmen.v3i2.9704>