

## Prediksi Tingkat Kepuasan Pasien *Fisioterapi* Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*

<sup>1</sup>Kaila Nazuwa, <sup>2</sup>Indra Bagoes Mu'afa, <sup>3</sup>Muhamad Firly, <sup>4</sup>Ahmad Taher, <sup>5</sup>Refo Altalario Bintang Anugrah,  
<sup>6</sup>Maulana Fansyuri

<sup>1</sup>Sistem Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>2</sup>Sistem Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>3</sup>Sistem Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>4</sup>Sistem Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>5</sup>Sistem Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>6</sup>Sistem Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>1</sup>[kailanazuwa@gmail.com](mailto:kailanazuwa@gmail.com), <sup>2</sup>[bagus.muafa007@gmail.com](mailto:bagus.muafa007@gmail.com), <sup>3</sup>[mhmdfirly2@gmail.com](mailto:mhmdfirly2@gmail.com), <sup>4</sup>[ahmadtaher1511@gmail.com](mailto:ahmadtaher1511@gmail.com),  
<sup>5</sup>[refoaltalariobintanganugrah@gmail.com](mailto:refoaltalariobintanganugrah@gmail.com), <sup>6</sup>[dosen02359@unpam.ac.id](mailto:dosen02359@unpam.ac.id)

### Abstract

*This study aims to predict patient satisfaction levels in physiotherapy services using the Naive Bayes algorithm. Patient satisfaction is a key indicator of healthcare service quality, and this prediction is based on attributes such as age, gender, session duration, and therapist expertise. The dataset, consisting of 31 entries, was analyzed using RapidMiner software. The classification process applied the Naive Bayes model, known for its simplicity, computational efficiency, and strong performance even with limited data. Evaluation results showed an accuracy rate of 90%, with balanced precision and recall between the "satisfied" and "dissatisfied" categories. These findings demonstrate that data mining techniques can serve as valuable tools to support continuous improvement in physiotherapy service quality.*

**Keywords:** Naive Bayes, Physiotherapy, Patient Satisfaction, Data Mining, Classification

### Abstrak

Penelitian ini bertujuan memprediksi tingkat kepuasan pasien fisioterapi dengan memanfaatkan algoritma Naïve Bayes. Kepuasan pasien merupakan indikator utama dalam menilai kualitas pelayanan kesehatan, dan prediksi ini didasarkan pada data pasien seperti usia, jenis kelamin, durasi sesi terapi, serta tingkat keahlian terapis. Da-taset yang digunakan terdiri dari 31 entri dan dianalisis menggunakan perangkat lunak RapidMiner. Proses klasifikasi dilakukan melalui model Naive Bayes, yang dikenal efektif dan efisien dalam pengolahan data berskala kecil maupun besar. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi hingga 90% dengan performa prediksi yang seimbang antara kategori puas dan tidak puas. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan ber-basis data mining dapat menjadi alat bantu dalam meningkatkan mutu layanan fisioterapi secara berkelanjutan.

**Kata Kunci:** Naive Bayes, Fisioterapi, Kepuasan Pasien, Data Mining, Klasifikasi

### A. PENDAHULUAN

Kepuasan pasien merupakan salah satu tolok ukur utama dalam menilai kualitas layanan rumah sakit. Pasien yang merasa puas cenderung menunjukkan loyalitas dengan tetap menggunakan layanan kesehatan dari penyedia yang sama secara berkelanjutan. Studi literatur ini menegaskan bahwa kualitas pelayanan yang mencakup aspek teknis medis, kenyamanan, serta interaksi interpersonal antara tenaga medis dan pasien memiliki pengaruh besar terhadap persepsi pasien. Oleh karena itu, peningkatan kualitas pelayanan secara menyeluruh sangat diperlukan untuk

mempertahankan dan meningkatkan kepuasan sekaligus loyalitas pasien. (Sitepu & Kosasih, 2024).

Pelayanan kesehatan berkualitas sangat berkaitan dengan tingkat kepuasan pasien, yang menjadi indikator keberhasilan dari suatu fasilitas kesehatan. Penelitian ini menunjukkan bahwa aspek-aspek seperti kebersihan alat medis, kenyamanan ruangan, keramahan tenaga kesehatan, hingga kecepatan dan ketepatan pelayanan mempengaruhi kepuasan pasien. Evaluasi kepuasan ini penting agar penyedia layanan kesehatan, seperti puskesmas, dapat terus

memperbaiki mutu layanan berdasarkan harapan pasien. (Sanjaya, 2023).

Kepuasan pasien mencerminkan sejauh mana pelayanan yang diterima sesuai dengan harapan mereka. Dalam penelitian ini, algoritma Naive Bayes digunakan untuk memprediksi tingkat kepuasan pasien berdasarkan parameter yang telah ditentukan. Hasilnya menunjukkan bahwa kepuasan sangat dipengaruhi oleh kenyamanan, kepercayaan terhadap tenaga medis, serta keterpenuhan kebutuhan dasar selama pelayanan. Pengukuran yang akurat terhadap kepuasan pasien sangat penting untuk memastikan kualitas layanan tetap optimal. (Hasugian et al., 2023).

Evaluasi terhadap pelayanan rumah sakit dapat dilakukan melalui ulasan masyarakat, seperti yang tersedia di platform digital Google Maps. Penelitian ini menggunakan metode Naive Bayes untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap berbagai aspek layanan, termasuk fasilitas, administrasi, dan penanganan pasien. Hasil analisis sentimen ini menunjukkan bahwa ulasan negatif sering kali berkaitan dengan kualitas pelayanan yang tidak sesuai harapan, sehingga menunjukkan pentingnya pemahaman mendalam terhadap persepsi pasien dalam upaya peningkatan mutu layanan Kesehatan. Tingkat kepuasan masyarakat terhadap rumah sakit merupakan salah satu indikator penting yang mencerminkan kualitas layanan kesehatan secara keseluruhan. Penelitian ini memanfaatkan algoritma Naive Bayes untuk mengelompokkan opini masyarakat dalam bentuk sentimen positif dan negatif terhadap layanan rumah sakit di Malang. Temuan penelitian mengungkapkan bahwa ulasan masyarakat paling banyak menyentuh aspek penanganan medis dan kenyamanan fasilitas. Hal ini memperkuat pemahaman bahwa persepsi masyarakat sangat dipengaruhi oleh kualitas interaksi langsung dan lingkungan layanan. (Dzulkarnain et al., 2024).

Penilaian kualitas layanan rumah sakit dari perspektif masyarakat memainkan peran sentral dalam mengevaluasi kepuasan pasien. Dalam penelitian ini, algoritma Naive Bayes dan teknik TF-IDF diterapkan untuk mengklasifikasikan ulasan pasien berdasarkan sentimen, membantu rumah sakit mengidentifikasi kelemahan dalam aspek layanan. Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa evaluasi publik terhadap aspek-aspek seperti penanganan, transparansi biaya, dan efektivitas administrasi dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan untuk peningkatan kualitas layanan Kesehatan. (Ayatullah et al., 2024).

## B. PELAKSAAAN DAN METODE

Dataset yang digunakan merupakan dataset nyata yang diperoleh dari Kaggle yaitu "TingkatKepuasan terhadap Pelayanan Fisioterapi.csv" yang mencakup 31 entri. Setiap data entri berisi atribut sebagai berikut :

1. Usia
2. Jenis Kelamin
3. Durasi Sesi

4. Tingkat Keahlian Terapis
5. Tingkat Kepuasan (Label)

Dataset ini diolah secara internal dan telah melalui proses pembersihan dengan menghapus atribut non-prediktif seperti nama pasien.

## C. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini memanfaatkan dataset berjumlah 31 entri pasien fisioterapi yang mencakup atribut usia, jenis kelamin, durasi sesi, tingkat keahlian terapis, dan tingkat kepuasan pasien. Sebelum proses analisis dilakukan, data melalui tahap preprocessing. Kolom non-prediktif seperti nama pasien dihapus untuk menjaga relevansi data terhadap tujuan klasifikasi. Label target didefinisikan pada kolom "Tingkat Kepuasan", dan data disiapkan menggunakan perangkat lunak RapidMiner.

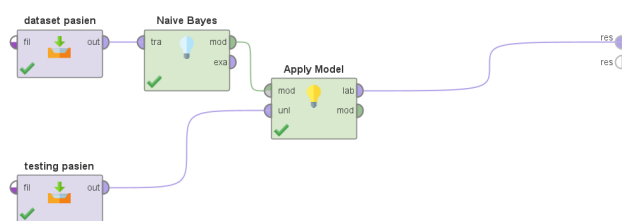
| NO | NAMA PASIEN               | Usia | Jenis_Kelamin | Durasi_Sesi | Tingkat_Keahlian | Tingkat_Kepuasan |
|----|---------------------------|------|---------------|-------------|------------------|------------------|
| 1  | Ny. Nurhayati             | 45   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 2  | Ny. Hasrida               | 47   | P             | 23          | pemula           | puas             |
| 3  | Tn. Jumrin                | 56   | L             | 32          | ahli             | puas             |
| 4  | Nn. Fatmawati             | 25   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 5  | Nn. Suwanti Djasang       | 34   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 6  | Tn. Yasmin                | 54   | L             | 32          | pemula           | puas             |
| 7  | Ny. Nari                  | 45   | P             | 35          | ahli             | puas             |
| 8  | Ny. Junawati              | 54   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 9  | Tn. Muchtar               | 53   | L             | 30          | pemula           | puas             |
| 10 | Ny. Nuraisah Chaniago     | 43   | P             | 34          | pemula           | puas             |
| 11 | Ny. Marlina               | 42   | P             | 35          | pemula           | puas             |
| 12 | An. Mutiara Hania S       | 12   | P             | 40          | ahli             | puas             |
| 13 | Tn. Rahmat Jumadi         | 65   | L             | 32          | pemula           | puas             |
| 14 | Tn. Aidil Akbar Wibowo    | 45   | L             | 20          | pemula           | tidak puas       |
| 15 | Ny. Sitti Dariah          | 43   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 16 | Ny. Nuraida Muthalib      | 53   | P             | 35          | pemula           | puas             |
| 17 | Ny. Nabusiah              | 63   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 18 | Ny. Karmi                 | 45   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 19 | Ny. Andi Enowulaa         | 65   | P             | 25          | pemula           | tidak puas       |
| 20 | Nn. Mulandari             | 21   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 21 | Ny. Ruhaya                | 43   | P             | 35          | pemula           | puas             |
| 22 | Tn. Enih Sompdani         | 54   | L             | 20          | pemula           | tidak puas       |
| 23 | Ny. Imaas                 | 43   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 24 | Ny. Sumardini             | 39   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 25 | Ny. Ekawaty               | 58   | P             | 35          | ahli             | puas             |
| 26 | Ny. Naomi Lekka           | 63   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 27 | Nn. Rahmaniar             | 71   | P             | 32          | pemula           | puas             |
| 28 | Ny. Endang Sulistyowati   | 64   | P             | 35          | pemula           | puas             |
| 29 | Tn. Rustam                | 67   | L             | 40          | ahli             | puas             |
| 30 | Ny. Nurul azizah          | 20   | P             | 25          | pemula           | tidak puas       |
| 31 | An. Naraya alletha qirani | 8    | P             | 30          | ahli             | puas             |

Gambar 1. Dataset asli

| NO | Usia | Jenis_Kelamin | Durasi_Sesi | Tingkat_Keahlian | Tingkat_Kepuasan |
|----|------|---------------|-------------|------------------|------------------|
| 1  | 45   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 2  | 47   | P             | 23          | pemula           | puas             |
| 3  | 56   | L             | 32          | ahli             | puas             |
| 4  | 25   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 5  | 34   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 6  | 54   | L             | 32          | pemula           | puas             |
| 7  | 45   | P             | 35          | ahli             | puas             |
| 8  | 54   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 9  | 53   | L             | 30          | pemula           | puas             |
| 10 | 43   | P             | 34          | pemula           | puas             |
| 11 | 42   | P             | 35          | pemula           | puas             |
| 12 | 12   | P             | 40          | ahli             | puas             |
| 13 | 65   | L             | 32          | pemula           | puas             |
| 14 | 45   | L             | 20          | pemula           | tidak puas       |
| 15 | 43   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 16 | 53   | P             | 35          | pemula           | puas             |
| 17 | 63   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 18 | 45   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 19 | 65   | P             | 25          | pemula           | tidak puas       |
| 20 | 21   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 21 | 43   | P             | 35          | pemula           | puas             |
| 22 | 54   | L             | 20          | pemula           | tidak puas       |
| 23 | 43   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 24 | 39   | P             | 30          | ahli             | puas             |
| 25 | 58   | P             | 35          | ahli             | puas             |
| 26 | 63   | P             | 20          | ahli             | tidak puas       |
| 27 | 71   | P             | 32          | pemula           | puas             |
| 28 | 64   | P             | 35          | pemula           | puas             |
| 29 | 67   | L             | 40          | ahli             | puas             |
| 30 | 20   | P             | 25          | pemula           | tidak puas       |
| 31 | 8    | P             | 30          | ahli             | puas             |

Gambar 2. Proses preprocessing dataset dengan menghapus kolom nama pasien

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma Naive Bayes, yang diimplementasikan melalui alur proses RapidMiner dengan operator seperti Read Excel, Naive Bayes, Apply Model, dan Performance. Untuk menguji performa awal, dilakukan pengujian terhadap satu data pasien dari dataset asli yang memiliki label “tidak puas”. Model berhasil memprediksi dengan benar.



Gambar 3. Desain proses pengujian model Naive Bayes

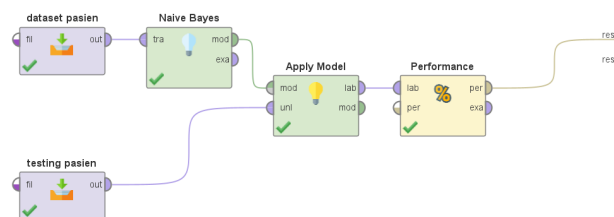
| NO | Tingkat_Ke... | prediction(T... | confidence(... | Usia | Jenis_Kela... | Durasi_Sesi | Tingkat_Ke |
|----|---------------|-----------------|----------------|------|---------------|-------------|------------|
| 14 | tidak puas    | tidak puas      | 0.995          | 45   | L             | 20          | pemula     |

Gambar 4. Hasil Analisa RapidMiner

Pengujian dilakukan terhadap satu data uji (testing pasien) yang diambil langsung dari dataset asli. Data ini memiliki label asli "tidak puas". Hasil prediksi model Naive Bayes menunjukkan prediksi yang sesuai, yaitu "tidak puas".

| NO | Usia | Jenis_Kelamin | Durasi_Sesi | Tingkat_Keahlian | Tingkat_Kepuasan |
|----|------|---------------|-------------|------------------|------------------|
| 14 | 45   | L             | 20          | pemula           | tidak puas       |

Gambar 5. Data pasien dari dataset asli (testing pasien)



Gambar 6. Desain proses pengujian model Naive Bayes dan Performance (testing pasien)

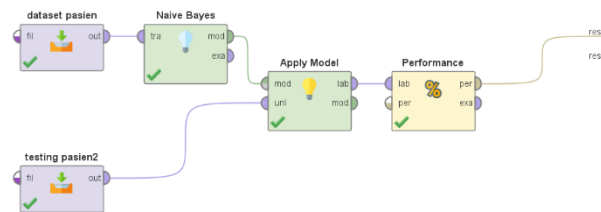
|                      |                 |           |                 |
|----------------------|-----------------|-----------|-----------------|
| Table View Plot View |                 |           |                 |
| accuracy: 100.00%    |                 |           |                 |
|                      | true tidak puas | true puas | class precision |
| pred. tidak puas     | 1               | 0         | 100.00%         |
| pred. puas           | 0               | 0         | 0.00%           |
| class recall         | 100.00%         | 0.00%     |                 |

Gambar 7. Hasil Analisa Performace (testi pasien)

Untuk menguji ketahanan model, data uji yang sama diubah labelnya dari “tidak puas” menjadi "puas". Namun, hasil prediksi dari model tetap "tidak puas", menunjukkan bahwa prediksi dilakukan berdasarkan pola fitur, bukan asal tebak.

| No | Usia | Jenis_Kelamin | Durasi_Sesi | Tingkat_Keahlian | Tingkat_Kepuasan |
|----|------|---------------|-------------|------------------|------------------|
| 14 | 45   | L             | 20          | pemula           | puas             |

Gambar 8. Data pasien dari manipulasi (testing pasien) yang labelnya dimodifikasi



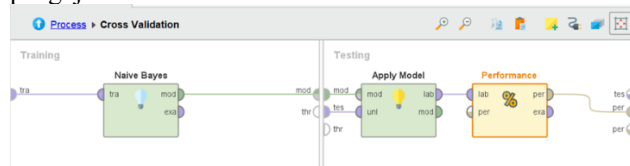
Gambar 9. Desain proses pengujian model Naive Bayes dan Performance (testing pasien2)

|                      |           |                 |                 |
|----------------------|-----------|-----------------|-----------------|
| Table View Plot View |           |                 |                 |
| accuracy: 0.00%      |           |                 |                 |
|                      | true puas | true tidak puas | class precision |
| pred. puas           | 0         | 0               | 0.00%           |
| pred. tidak puas     | 1         | 0               | 0.00%           |
| class recall         | 0.00%     | 0.00%           |                 |

Gambar 10. Hasil Analisa Performace (testing pasien2)

Pengujian keseluruhan dataset menggunakan metode Cross Validation menghasilkan akurasi sebesar 90.00%, dengan

deviasi  $\pm 16.10\%$  dan micro average sebesar 90.32%. Berikut ini adalah confusion matrix yang dihasilkan dari pengujian tersebut:



Gambar 11. Desain Proses Evaluasi Cross Validation

Hasil ini menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* mampu mengenali kedua kelas secara cukup seimbang. Precision dan recall yang tinggi, terutama pada kelas “puas”, menandakan bahwa prediksi model terhadap pasien yang merasa puas sangat akurat. Sementara itu, recall pada kelas “tidak puas” sebesar 80% masih tergolong baik, meskipun sedikit lebih rendah.

|                                                     |                 |           |                 |
|-----------------------------------------------------|-----------------|-----------|-----------------|
| accuracy: 90.00% +/- 16.10% (micro average: 90.32%) |                 |           |                 |
|                                                     | true tidak puas | true puas | class precision |
| pred. tidak puas                                    | 8               | 1         | 88.89%          |
| pred. puas                                          | 2               | 20        | 90.91%          |
| class recall                                        | 80.00%          | 95.24%    |                 |

Gambar 12. Hasil Analisa dengan Naive Bayes data keseluruhan menggunakan Cross Validation di RapidMiner

### Analisis Hasil

Berdasarkan hasil prediksi dari pengujian Cross Validation, sebagian besar data memiliki kecocokan antara label asli dengan prediksi model, yang berarti fitur-fitur seperti usia, durasi sesi, jenis kelamin, dan tingkat keahlian berhasil ditangkap polanya oleh algoritma.

Contoh data yang sesuai antara prediksi dan label asli:

1. Baris 3: Usia lanjut, durasi 32, keahlian ahli (puas)
2. Baris 7: Durasi 35, keahlian ahli (puas)
3. Baris 12: Anak-anak, durasi panjang, ahli (puas)
4. Baris 25: Usia lanjut, durasi 35, ahli (puas)
5. Baris 30: Remaja, durasi sedang, pemula (tidak puas)

Namun terdapat beberapa data yang hasil prediksinya tidak sesuai label asli. Hal ini bisa disebabkan oleh noise, kesalahan pencatatan, atau aspek subjektif pasien yang tidak terekam oleh fitur yang tersedia.

Contoh data yang tidak sesuai:

1. Baris 8: Durasi 20, keahlian ahli → label = tidak puas, prediksi seharusnya puas
2. Baris 19: Usia 65, durasi 25, pemula → label = tidak puas, tetapi fitur mirip pasien puas lainnya

Model tidak dapat memprediksi secara sempurna karena keterbatasan jumlah dan variasi fitur, serta asumsi independensi antar atribut yang digunakan oleh *Naive Bayes*.

### Evaluasi Kinerja Model

Secara keseluruhan, performa model *Naive Bayes* dapat dikategorikan sangat baik. Dengan akurasi 90%, serta precision dan recall yang tinggi, model mampu mengklasifikasikan pasien dengan tepat pada mayoritas kasus.

Kelebihan model:

1. Akurasi tinggi
2. Waktu pemrosesan cepat
3. Mudah digunakan dalam RapidMiner

Kekurangan:

1. Asumsi independensi antar fitur terkadang tidak realistis
2. Bisa sensitif terhadap data yang tidak seimbang

Model ini cocok digunakan sebagai alat bantu untuk mengevaluasi tingkat kepuasan pasien fisioterapi berdasarkan variabel dasar.

## D. PENUTUP

### Simpulan

Model *Naive Bayes* terbukti efektif dalam memprediksi tingkat kepuasan pasien fisioterapi. Dengan akurasi 90%, model ini dapat digunakan sebagai alat bantu analisis untuk meningkatkan kualitas pelayanan fisioterapi berbasis data. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sesuai dengan kondisi aktual, dan ketidaksesuaian yang muncul masih dalam batas wajar.

### Saran

1. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset yang lebih besar dan bervariasi agar hasil model lebih general.
2. Disarankan menambahkan fitur lain seperti frekuensi kunjungan atau jenis keluhan untuk meningkatkan akurasi model.
3. Kombinasi algoritma klasifikasi lain seperti Decision Tree atau Random Forest dapat dijadikan perbandingan untuk memperkuat evaluasi model.

## E. DAFTAR PUSTAKA

- Ayatullah, A. H., Kriswantoro, M. C., Zakka, M. S., & Al'Insani, A. R. (2024). ANALISIS SENTIMEN PENILAIAN MASYARAKAT TERHADAP PELAYANAN RUMAH SAKIT MUHAMMADIYAH LAMONGAN MENGGUNAKAN TF-IDF DAN NAIVE BAYES. *Jurnal Informatika Medis (J-INFORMED)*, 2(1), 27–32. Retrieved from <https://doi.org/10.52060/im.v2i1.2198>
- Darwis, D., Siskawati, N., & Abidin, Z. (. (n.d.). Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter BMKG Nasional. 15(1).

- Derajad Wijaya, H., & Dwiasnati, S. (2020). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naive Bayes pada Penjualan Obat. *JURNAL INFORMATIKA*, 7(1). Retrieved from <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- Dewi, C., Chrishariyani, A. A., Rahman, Y., & Aini, Q. (2021, Juli 6). Kepuasan Pengguna Layanan Shopee Food Menggunakan Algoritma Naive Bayes. Retrieved from <https://doi.org/10.21456/vol12iss2pp99-106>
- Dzulkarnain, T., Ratnawati, D. E., & Rahayudi, B. (2024). Penggunaan Metode Naïve Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Penilaian Masyarakat Terhadap Pelayanan Rumah Sakit di Malang. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 11(5), 993–1000. Retrieved from <https://doi.org/10.25126/jtiik.2024117979>
- Fauziah, N., Lubis, M. R., Damanik, B. E., & Artikel, G. (2022). Penerapan Data Mining Klasifikasi C4.5 Kepuasan Pasien Terhadap Pelayanan RSUD Tuan Rondahaim Simalungun. *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, 1(4), 2828–9099. Retrieved from <https://doi.org/10.55123/jomlai.v1i4.1678>
- Felicia Watratan, A., Puspita, A. B., Moeis, D., Informasi, S., & Profesional Makassar, S. (2020). Ayatullah, A. H., Kriswantoro, M. C., Zakka, M. S. Y., & Al'Insani, A. R. (2024). ANALISIS SENTIMEN PENILAIAN MASYARAKAT TERHADAP PELAYANAN RUMAH SAKIT MUHAMMADIYAH LAMONGAN MENGGUNAKAN TF-IDF DAN NAIVE BAYES. *Jurnal Informatika Medis (J-INFORMED)*, 2(1),. *JOURNAL OF APPLIED COMPUTER SCIENCE AND TECHNOLOGY (JACOST)*, Vol. 1, Issue 1. Retrieved from <http://journal.isas.or.id/index.php/JACOST>
- Hasugian, A. H., Rusydi2, I., & Ramadhani, M. (2023). Penerapan Algoritma Naive Bayes Classifier Untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Pasien. 481–490. Retrieved from <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsk/index>
- S, S., W, S. R., & S, S. (n.d.). Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Klasifikasi Prediksi Penerimaan Siswa Baru. In *Journal of Machine Learning and Data Analytics (MALDA)*, 1(1).
- Sanjaya, W. (2023). Analisis kepuasan pasien terhadap kualitas pelayanan kesehatan di UPTD Puskesmas Limusnunggal Kota Sukabumi. *Jurnal Ilmu Kesehatan Bhakti Husada: Health Sciences Journal*, 14(02), 215–225. Retrieved from <https://doi.org/10.34305/jikbh.v14i02.906>
- Sitepu, M., & Kosasih, K. (2024). Analisis Loyalitas Pasien dan Kepuasan Pasien: Pendekatan Kajian Literatur dengan Kualitas Pelayanan Rumah Sakit sebagai Variabel Intervening. *Jurnal Penelitian Inovatif*, 4(4), 2047–2058.
- Susana, H., & Suarna, N. (2022). PENERAPAN MODEL KLASIFIKASI METODE NAIVE BAYES TERHADAP PENGGUNAAN AKSES INTERNET. *Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi*, 4(1), 1–8.