

**ANALISIS KELULUSAN PELAMAR KERJA DI CV. MULTINDO PRIMA TEKNIK
MENGUNAKAN ALGORITMA KLASIFIKASI****A. Serlina¹, Cindy Azra Salsabila², Asslia Johar Latipah³**^{1,2,3}Prodi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur
2111102441008@umkt.ac.id**Abstract (English)**

The Naïve Bayes method is used to analyze potential job applicants' permission to enter a CV. Multindo Prima Teknik by calculating the equation for each criterion. The problem that often arises is the inefficient use of the methods used for job applicants so that they do not meet the standards and technical skills desired by the company. The Naïve Bayes method is a data mining classification approach. The aim of this research is to assess the accuracy of the Naïve Bayes method using Correctly Classified Instance calculations. In this research, the Rapid Miner tool was used to test the Naïve Bayes method. The Naïve Bayes method produced an accuracy rate of 81.40% from 43 training data that was successfully evaluated, with a recall percentage of 78.95% and a precision percentage of 87.50%.

Article History*Submitted: 5 December 2023**Accepted: 14 December 2023**Published: 15 December 2023***Key Words**

Job applicants, Naïve bayes, Probability, criteria

Abstrak (Indonesia)

Metode *Naïve Bayes* digunakan untuk menganalisis kelulusan pelamar kerja yang berpotensi masuk ke dalam CV. Multindo Prima Teknik dengan menghitung persamaan untuk masing-masing kriteria. Permasalahan yang sering muncul adalah tidak efisiennya penggunaan metode yang digunakan untuk kelulusan pelamar kerja sehingga tidak memenuhi standar dan keterampilan teknis yang diinginkan perusahaan. Metode *Naïve Bayes* merupakan pendekatan klasifikasi data mining. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menilai keakuratan metode *Naïve Bayes* menggunakan perhitungan *Correctly Classified Instance*. Dalam penelitian ini, *tools Rapid Miner* digunakan untuk menguji metode *Naïve bayes*. Metode *Naïve bayes* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 81,40% dari 43 data latih yang berhasil dievaluasi, dengan persentase *recall* sebesar 78,95% dan persentase *presision* sebesar 87,50%.

Sejarah Artikel*Submitted: 5 December 2023**Accepted: 14 December 2023**Published: 15 December 2023***Kata Kunci**Pelamar kerja, *Naïve bayes*, Probabilitas, kriteria.**Pendahuluan**

Metode klasifikasi Bayes, ditemukan oleh ahli statistik Inggris Thomas Bayes, yang merupakan metode pengenalan pola statistik dasar yang paling sederhana. Teori Keputusan Bayesian memanfaatkan probabilitas dari data pelatihan untuk menghitung probabilitas dari data pengujian untuk setiap kelas pengelompokan. (Paramananda et al., 2018).

Data mining adalah proses mengklasifikasikan data dalam jumlah besar dengan mengidentifikasi setiap pola yang menghubungkan setiap kumpulan data besar. Data mining juga dapat didefinisikan sebagai pengambilan data dari sejumlah besar informasi agar data yang perlu diketahui lebih mudah diperoleh dengan menggunakan sistem pola yang dibangun pada titik-titik terdekat dengan informasi yang sering dibutuhkan (Amrin, 2019).

Salah satu langkah penting yang ada di data mining Adalah klasifikasi (Nasution et al., 2019). Klasifikasi merupakan jenis pendekatan supervised learning yang menggunakan data pelatihan berlabel untuk menghasilkan aturan yang mengkategorikan data pengujian ke dalam kelompok atau kelas tertentu.

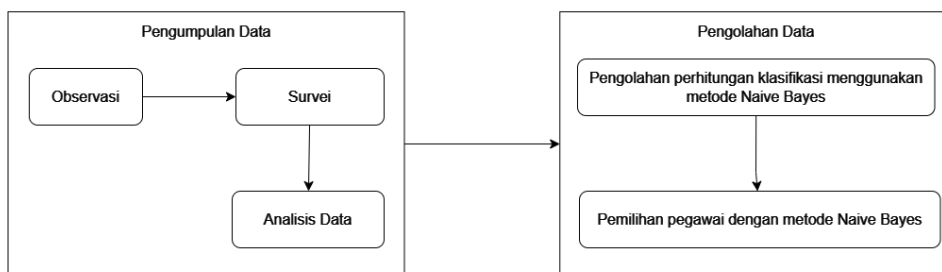
Algoritme Naive Bayes menjumlahkan kombinasi frekuensi dan nilai dari kumpulan data untuk menentukan sekumpulan probabilitas. Hal ini didasarkan pada perhitungan probabilitas langsung (Muhamad et al., 2017a). Algoritma Naive Bayes dapat dikatakan sebagai metode tanpa aturan yang mengandalkan teori probabilitas untuk mencari kemungkinan klasifikasi terbesar, berdasarkan frekuensi setiap klasifikasi dalam data pelatihan (Retnosari, 2021).

Perekrutan tenaga kerja adalah tahap awal dan menunjukkan apakah suatu perusahaan berhasil atau tidak dalam mencapai tujuannya (Suchyo & Nurlaela, 2021). Perusahaan pertambangan batubara, seperti CV. Multindo Prima Teknik, juga berada di bawah tekanan dalam merekrut karyawan dengan kemampuan teknis yang diperlukan dan beradaptasi dengan lingkungan kerja yang unik dan terkadang sulit. Menurut Human Resource Development (HRD) CV. Multindo Prima Teknik, ada beberapa hal yang mempengaruhi diterima atau tidaknya seseorang. Faktor tersebut antara lain usia, pendidikan terakhir, pengalaman kerja, nilai tes teori dan praktek, pemeriksaan kesehatan, dan perilaku.

Metode Penelitian

2.1 Teknik Pengumpulan Data

Adapun alur penelitian dari analisis kelulusan pelamar kerja di CV. Multindo Prima Teknik dalam penerapan metode Naive Bayes dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Observasi dan survei dilakukan terhadap data pelamar yang telah dikumpulkan pada pengumpulan data tahap pertama. Analisis data dilanjutkan dengan pengolahan data menggunakan kriteria kelulusan pelamar kerja. Metode Naive Bayes digunakan untuk menghitung tahap akhir atau evaluasi.

2.2 Metode Naive Bayes

Algoritme Naive Bayes menjumlahkan kombinasi frekuensi dan nilai dari kumpulan data untuk menentukan sekumpulan probabilitas. Hal ini didasarkan pada perhitungan probabilitas langsung (Muhamad et al., 2017a). Algoritma Naive Bayes dapat dikatakan sebagai metode tanpa aturan yang mengandalkan teori probabilitas untuk mencari kemungkinan klasifikasi terbesar, berdasarkan frekuensi setiap klasifikasi dalam data pelatihan (Retnosari, 2021).

Penelitian sebelumnya (Lubis et al., 2021) mencapai tingkat akurasi 77,8% dalam mengklasifikasikan penerimaan pegawai baru di Universitas Utama Potensial menggunakan metode Naïve Bayes, dengan memasukkan data latih ke dalam pembelajaran mesin.

Naïve Bayes memiliki persamaan teorema sebagai berikut (Muhamad et al., 2017):

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Dimana:

- Tipe data X : Data tidak teridentifikasi.
 H : Hipotesis klasifikasi yang lebih terfokus.
 P(H|X) : Probabilitas posterior (probabilitas posterior) dari nilai H sebagai hipotesis tergantung pada kondisi nilai X.
 P(H) : Probabilitas sebelumnya, atau probabilitas hipotesis H.
 P(X|H) : Probabilitas nilai X dengan kondisi nilai H fiktif.
 P(X) : probabilitas X

Untuk mendeskripsikan metode Naive Bayes, penting untuk menyadari bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah instruksi untuk menentukan kelas mana yang sesuai untuk sampel yang sedang dievaluasi. Hasilnya, metode Naive Bayes sebelumnya dimodifikasi sebagai berikut:

$$P(C|F1 \dots Fn) = \frac{P(C)P(F1 \dots Fn|C)}{P(F1 \dots Fn)} \quad (2)$$

Kelas diwakili oleh variabel C, dan kualitas intruksi yang diperlukan untuk menyelesaikan klasifikasi diwakili oleh variabel F1 hingga Fn. Dengan mengalikan peluang munculnya kelas C (sebelum sampel dimasukkan, sering disebut prior), membaginya dengan peluang munculnya karakteristik sampel di kelas C (disebut likelihood), melewati peluang munculnya karakteristik sampel global (juga dikenal sebagai evidence), dan seterusnya, seseorang dapat menghitung probabilitas bahwa suatu sampel dengan serangkaian karakteristik tertentu akan berada di kelas C (Posterior). Oleh karena itu, rumus sebelumnya dapat dinyatakan secara sederhana sebagai berikut:

$$P_{esterior} = \frac{Prior \times likelihood}{Evidence} \quad (3)$$

Nilai bukti dalam suatu sampel adalah konstan untuk setiap kelas. Nilai posterior tersebut kemudian akan dibandingkan dengan nilai posterior kelas lain untuk menjamin di kelas mana sampel akan ditempatkan. Penjelasan rumus Bayes akan kita lanjutkan dengan membahas rumus $(C|F1, \dots, Fn)$. Berikut penjelasan rumusnya:

$$\begin{aligned}
& P(C|F_1, \dots, F_n) = P(C)P(F_1, \dots, F_n|C) \\
& = P(C)P(F_1|C)P(F_2, \dots, F_n|C, F_1) \\
& = P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3, \dots, F_n|C, F_1, F_2) \\
& = P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3|C, F_1, F_2)P(F_4, \dots, F_n|C, F_1, F_2, F_3) \\
& = P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3|C, F_1, F_2) \dots P(F_n|C, F_1, F_2, F_3, \dots, F_{n-1})
\end{aligned} \tag{4}$$

Ketika rumus ini dijelaskan, nilai probabilitas mungkin dipengaruhi oleh faktor-faktor yang lebih rumit sehingga sulit untuk dievaluasi untuk setiap nilai. Perhitungan akan lebih sederhana dengan metode ini. Rumus ini mengasumsikan independensi naif karena setiap penunjuk (F_1, F_2, \dots, F_n) tidak terikat atau bebas (independen) dari penunjuk lainnya. Dari penjelasan tersebut dapat diambil analoginya sebagai berikut:

$$P(F_i|F_j) = \frac{P(F_i \cap F_j)}{P(F_j)} = \frac{P(F_i)P(F_j)}{P(F_j)} = P(F_i) \tag{5}$$

Untuk $i \neq j$, sehingga

$$P(F_i|C, F_j) = P(F_i|C) \tag{6}$$

Model Naive Bayes yang ditunjukkan pada persamaan di atas selanjutnya akan diterapkan dalam proses klasifikasi. Rumus Desintas Gauss digunakan untuk mengklasifikasikan data kontinyu:

$$P(X_i = x_i | Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \tag{7}$$

Dimana:

$P(X_i = x_i | Y_i = y_i)$: Peluang nilai atribut x_i berada dalam subkelas y_i dari kelas Y .

μ : Rata-rata dari seluruh atribut (mean)

σ : Deviasi standar dari seluruh atribut

Hasil dan Pembahasan

3.1 Penerapan metode Naïve Bayes

Naive Bayes mengandalkan premis dasar bahwa nilai atribut tidak bergantung satu sama lain secara kondisional ketika memberikan nilai keluaran. Dengan kata lain, bergantung pada nilai keluaran, kemungkinan melihat ditambahkan ke total probabilitas individu (Muhamad et al., 2017).

Kelebihan *Naive Bayes* adalah memungkinkan memperkirakan parameter yang diperlukan dengan mengklasifikasikan menggunakan data latih yang sedikit. Data numerik kontinu sering dibedakan dalam pendekatan *Naive Bayes* yang menggunakan data string konstan sehingga terlihat dari nilai probabilitas setiap kriteria (Lubis et al., 2021).

3.1.1 Data Latih

Memilih data mana yang akan dijadikan data latih dan melakukan perhitungan agar dapat dibandingkan dengan data lain merupakan langkah awal dalam penggunaan metode *Naïve Bayes* dalam analisis data. Data latih untuk penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1 di bawah ini:

Tabel 1. Data latih

No	USIA	PENGALAMAN KERJA	PENDIDIKAN TERAKHIR	TES TEORI	TES PRAKTEK	KETERANGAN
1	Muda	Belum ada	SD	Kurang	Bagus	Tidak lulus
2	Middle	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
3	Muda	Belum ada	SMP	Kurang	Kurang	Tidak lulus
4	Muda	Ada	SMA	Kurang	Bagus	Tidak lulus
5	Muda	Ada	SMA	Kurang	Bagus	Tidak lulus
6	Muda	Ada	SMA	Kurang	Bagus	Lulus
7	Muda	Ada	SMP	Bagus	Bagus	Lulus
8	Tua	Ada	SD	Kurang	Bagus	Tidak lulus
9	Middle	Ada	SD	Kurang	Bagus	Tidak lulus
10	Middle	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
11	Muda	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Tidak lulus
12	Muda	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
13	Muda	Belum ada	SMA	Kurang	Kurang	Tidak lulus
14	Muda	Ada	SD	Bagus	Bagus	Lulus
15	Muda	Ada	SMP	Bagus	Bagus	Lulus
16	Muda	Ada	SMA	Kurang	Bagus	Lulus
17	Muda	Ada	SMP	Kurang	Bagus	Tidak lulus
18	Muda	Ada	SD	Kurang	Kurang	Tidak lulus
19	Muda	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
20	Muda	Ada	SMP	Bagus	Kurang	Tidak lulus
21	Middle	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
22	Middle	Ada	SMP	Bagus	Kurang	Tidak lulus
23	Muda	Belum ada	SMA	Bagus	Kurang	Tidak lulus
24	Muda	Ada	SMP	Bagus	Bagus	Lulus
25	Middle	Ada	SD	Kurang	Bagus	Lulus
26	Tua	Ada	SMP	Bagus	Bagus	Lulus
27	Tua	Ada	S1	Bagus	Bagus	Lulus
28	Middle	Ada	SMP	Bagus	Bagus	Lulus
29	Middle	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
30	Muda	Belum ada	SMA	Bagus	Kurang	Tidak lulus
31	Muda	Ada	SMA	Kurang	Kurang	Tidak lulus
32	Muda	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
33	Muda	Ada	SD	Bagus	Bagus	Lulus
34	Muda	Belum ada	SMA	Kurang	Kurang	Tidak lulus
35	Muda	Belum ada	SMA	Kurang	Bagus	Tidak lulus

36	Muda	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
37	Muda	Ada	SMA	Kurang	Bagus	Lulus
38	Muda	Ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus
39	Muda	Ada	SMA	Kurang	Kurang	Tidak lulus
40	Muda	Belum ada	SMA	Kurang	Bagus	Tidak lulus
41	Middle	Ada	SD	Bagus	Bagus	Lulus
42	Muda	Ada	SMP	Bagus	Bagus	Lulus
43	Muda	Belum ada	SMA	Bagus	Bagus	Lulus

3.1.2. Kriteria dan Probabilitas

Pada bagian ini, akan dilakukan evaluasi kriteria untuk menganalisis data. Atribut-atribut tertentu yang dianggap signifikan dalam penelitian ini akan dimasukkan dalam kriteria, dan probabilitas digunakan sebagai alat untuk menilai seberapa besar hasil yang dapat dikaitkan dari kriteria tersebut. Data latih pada tabel 2 akan dijelaskan pada masing-masing atribut sebagai berikut:

3.1.3. Probabilitas Kriteria Usia

Terlihat dari data kriteria usia terdapat tiga sub-atribut dengan total 43 jumlah data: muda, middle, dan tua. Usia muda yang lolos sebanyak 15 orang, usia muda yang gagal sebanyak 16 orang, usia middle yang lulus sebanyak 7 orang, usia middle yang gagal 2 orang, usia tua yang lulus 2 orang, dan yang tidak lulus 1 orang. Kriteria jenis umur ditampilkan pada Tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Probabilitas Kriteria Usia

USIA	KETERANGAN		Probabilitas	
	Lulus	Tidak Lulus	Lulus	Tidak Lulus
Muda	15	16	0.63	0.84
Middle	7	2	0.29	0.11
Tua	2	1	0.08	0.11
Jumlah	24	19	1	1.05

3.1.4. Probabilitas Kriteria Pengalaman Kerja

Data kriteria pengalaman kerja menunjukkan terdapat dua jenis sub-atribut: ada dan belum ada, dari total 43 data. Pengalaman kerja ada yang lulus sebanyak 23 orang, pengalaman kerja ada yang tidak lulus sebanyak 11 orang, pengalaman kerja belum ada yang lulus sebanyak 1 orang, dan pengalaman kerja belum ada yang tidak lulus sebanyak 8 orang. Kriteria pengalaman kerja ditampilkan pada Tabel 3 di bawah ini.

Tabel 3. Probabilitas Kriteria Pengalaman Kerja

PK	KETERANGAN		Probabilitas	
	Lulus	Tidak Lulus	Lulus	Tidak Lulus
Ada	23	11	0.96	0.58
Belum Ada	1	8	0.04	0.42
Jumlah	24	19	1	1

3.1.5. Probabilitas Kriteria Pendidikan Terakhir

Dari data kriteria pendidikan terakhir, total ada 43 data, dengan 5 sub-atribut antara lain tidak sekolah, SD, SMP, SMA, dan S1. Pendidikan terakhir SD yang lulus sebanyak 4 orang, pendidikan terakhir sd yang tidak lulus sebanyak 4 orang, pendidikan terakhir SMP yang lulus sebanyak 6 orang, pendidikan terkahir SMP yang tidak lulus sebanyak 4 orang, pendidikan terakhir SMA yang lulus sebanyak 13 orang, pendidikan terakhir SMA yang tidak lulus sebanyak 11 orang, pendidikan terakhir S1 yang lulus sebanyak 1 orang dan tidak ada pendidikan terakhir S1 yang tidak lulus. Tabel 4 dibawah ini menunjukkan probabilitas kriteria jenis pendidikan terakhir.

Tabel 4. Probabilitas Pendidikan Terakhir

PT	KETERANGAN		Probabilitas	
	Lulus	Tidak Lulus	Lulus	Tidak Lulus
Tidak Sekolah	0	0	0.00	0.00
SD	4	4	0.17	0.21
SMP	6	4	0.25	0.21
SMA	13	11	0.54	0.58
S1	1	0	0.04	0.00
Jumlah	24	19	1	1

3.1.6. Probabilitas Kriteria Tes Teori

Dari data kriteria tes teori dapat dilihat bahwa terdapat sub-atribut yaitu bagus, dan kurang dengan 43 jumlah data. Tes teori bagus yang lulus sebanyak 20 orang, tes teori bagus yang tidak lulus sebanyak 5 orang, tes teori kurang yang lulus sebanyak 4 orang, dan yang tidak lulus sebanyak 14 orang. Tabel 5 dibawah ini menunjukkan probabilitas kriteria jenis tes teori.

Tabel 5. Probabilitas Tes Teori

TT	KETERANGAN		Probabilitas	
	Lulus	Tidak Lulus	Lulus	Tidak Lulus
Bagus	20	5	0.83	0.26
Kurang	4	14	0.17	0.74
Jumlah	24	19	1	1

3.1.7. Probabilitas Kriteria Tes Praktek

Dari data kriteria tes praktek dapat dilihat bahwa terdapat sub-atribut yaitu bagus, dan kurang dengan 43 jumlah data. Tes praktek bagus yang lulus sebanyak 24 orang, tes praktek bagus yang tidak lulus sebanyak 9 orang, tidak ada tes praktek kurang yang lulus, dan tes praktek kurang yang tidak lulus sebanyak 10 orang. Tabel 6 dibawah ini menunjukkan probabilitas kriteria jenis tes praktek.

Tabel 6. Probabilitas Tes Praktek

TP	KETERANGAN		Probabilitas	
	Lulus	Tidak Lulus	Lulus	Tidak Lulus
Bagus	24	9	1.00	0.47
Kurang	0	10	0.00	0.53
Jumlah	24	19	1	1

3.2. Pengujian Metode *Naïve Bayes*

Berdasarkan nilai probabilitas di atas, maka akan dilakukan pengujian terhadap 71 data dengan 43 data latih dan dievaluasi kembali menggunakan *tools Rapidminer* sehingga menghasilkan klasifikasi kelulusan pelamar kerja, seperti terlihat pada Gambar 2:

Gambar 1. Hasil Klasifikasi Metode Naive Bayes

PerformanceVector

```
PerformanceVector:
accuracy: 81.40%
ConfusionMatrix:
True:  LULUS  TIDAK LULUS
LULUS:  24    8
TIDAK LULUS:  0    11
weighted_mean_recall: 78.95%, weights: 1, 1
ConfusionMatrix:
True:  LULUS  TIDAK LULUS
LULUS:  24    8
TIDAK LULUS:  0    11
weighted_mean_precision: 87.50%, weights: 1, 1
ConfusionMatrix:
True:  LULUS  TIDAK LULUS
LULUS:  24    8
TIDAK LULUS:  0    11
```

Berdasarkan hasil evaluasi metode *naïve bayes* pada gambar 1 menunjukkan akurasi 81,40%, dengan *confusion matrix* menampilkan 24 prediksi LULUS yang benar dan 11 prediksi TIDAK LULUS yang benar. Meskipun keakuratannya cukup baik, perhatian khusus harus diberikan pada 8 prediksi *False Positive*, yang menunjukkan bahwa model memperkirakan LULUS padahal seharusnya TIDAK LULUS. Evaluasi lebih lanjut menunjukkan bahwa persentase recall sebesar 78,95% dan persentase presisi sebesar 87,50%.

Kesimpulan

Berikut ini dapat diambil kesimpulan dari evaluasi penerapan metode *Naïve bayes* untuk menganalisis kelulusan pelamar kerja di CV. Multindo Prima Teknik:

1. Pendekatan *Naïve bayes* digunakan untuk mengevaluasi kelulusan pelamar kerja di CV. Multindo Prima Teknik didasarkan pada kriteria yang ada untuk menentukan setiap kriteria, seperti usia, pendidikan terakhir, pengalaman kerja, nilai tes teori, dan praktek.
2. Berdasarkan 43 data latih yang berhasil dievaluasi, metode *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi sebesar 81,40%, persentase recall sebesar 78,95%, dan persentase presisi sebesar 87,50%.
3. Dapat disimpulkan bahwa metode *Naïve Bayes* mempunyai akurasi yang sangat baik pada dalam kasus kelulusan pelamar kerja di CV. Multindo Prima Teknik.

Saran

Adapun saran yang dapat diberikan pada penelitian mengenai analisis kelulusan pelamar kerja adalah meskipun evaluasi ini memberikan gambaran yang positif, diperlukan lebih banyak penelitian untuk mengidentifikasi aspek-aspek yang dapat menyebabkan kesalahan dan untuk meningkatkan kinerja model secara keseluruhan.

selanjutnya.

Ucapan Terima Kasih (jika ada)

Ucapan terima kasih ditujukan kepada berbagai pihak yang telah membantu dalam penulisan ini, misalnya sponsor penelitian dan nara sumber.

Referensi

- Amrin, A. (2019). Diagnosis of Tuberculosis by Artificial Neural Network Algorithm. *Sinkron: Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*, 3(2), 223–228.
- Lubis, C. P., Rosnelly, R., Roslina, R., Situmorang, Z., & Wanayumini, W. (2021). Penerapan Metode *Naïve Bayes* dan C4. 5 Pada Penerimaan Pegawai di Universitas Potensi Utama. *CSRID (Computer Science Research and Its Development Journal)*, 12(1), 51–63.
- Muhamad, H., Prasojo, C. A., Sugianto, N. A., Surtiningsih, L., & Cholissodin, I. (2017a). Optimasi *naïve bayes classifier* dengan menggunakan *particle swarm optimization* pada data iris. *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput*, 4(3), 180.
- Muhamad, H., Prasojo, C. A., Sugianto, N. A., Surtiningsih, L., & Cholissodin, I. (2017b). Optimasi *naïve bayes classifier* dengan menggunakan *particle swarm optimization* pada data iris. *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput*, 4(3), 180.
- Nasution, D. A., Khotimah, H. H., & Chamidah, N. (2019). Perbandingan normalisasi data untuk klasifikasi wine menggunakan algoritma K-NN. *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, 4(1), 78–82.

- Paramananda, R. G., Fitriyah, H., & Prasetio, B. H. (2018). Rancang Bangun Sistem Penghitung Jumlah Orang Melewati Pintu menggunakan Sensor Infrared dan Klasifikasi Bayes. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(3), 921–929.
- Retnosari, R. (2021). Analisa kelayakan kredit usaha mikro berjalan pada perbankan dengan metode naive bayes. *PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset Dan Observasi Sistem Komputer*, 8(1), 53–59.
- Sucahyo, N., & Nurlaela, L. (2021). Sistem Pendukung Keputusan Kelulusan Pelatihan Kerja Menggunakan Metode Fuzzy. *JEIS: Jurnal Elektro Dan Informatika Swadharma*, 1(2), 33–38.