

APLIKASI MULTI PLATFORM PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI KETERLAMBATAN PEMBAYARAN PREMI ASURANSI

Jorgi Antonius Karlia¹, Wawan Nurmansyah²
Program Studi Informatika, Universitas Katolik Musi Charitas^{1,2}
jorgiantonius@gmail.com¹, w_nurmansyah@ukmc.ac.id²

Submitted January 27, 2022; Revised July 13, 2022; Accepted July 28, 2022

Abstrak

Kecerobohan manusia bisa menjadi salah satu faktor utama terjadinya kecelakaan. Dari situasi inilah perusahaan asuransi mengambil peran sekaligus peluang terhadap konsumen, dimana akan menanggung kerugian yang disebut sebagai resiko. Permasalahan yang sering timbul dalam perusahaan asuransi adalah banyaknya nasabah yang menunggak dalam membayar premi. Pada prosedur yang berlaku di asuransi, terdapat masa tenggang pembayaran yaitu 30 hari dimana dalam masa tersebut nasabah / tertanggung harus membayarkan sejumlah premi yang sudah ditentukan dan apabila nasabah / tertanggung tidak membayar premi, maka polis asuransi akan dibatalkan sehingga keuntungan asuransi akan berkurang dan jika hal ini terjadi akan merugikan pihak asuransi. Penelitian ini dilakukan dengan menerapkan algoritma Naive Bayes menggunakan data nasabah asuransi. Hasil dari penelitian ini berupa sistem klasifikasi keterlambatan pembayaran premi asuransi yang dapat mengklasifikasi status pembayaran premi nasabah asuransi. Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa sistem dapat mengklasifikasikan status pembayaran premi nasabah asuransi dengan tingkat akurasi sebesar 82,5%, lalu untuk tingkat presisi yang dihasilkan adalah 94,83% dan *recall* yang dihasilkan adalah 86,39%.

Kata Kunci : Naive Bayes, Klasifikasi, Asuransi, Premi

Abstract

Human carelessness can be one of the main factors in accidents. Knowing this situation, the insurance company takes the role as well as the opportunity from the consumers, to be the one who will bear the loss known as risk. The problem that often arises in insurance companies is the number of customers who are in arrears in paying premiums. In the procedures applicable to insurance, there is a grace period for payment of 30 days during which the customer/insured must pay a predetermined amount of premium and if the customer/insured does not pay the premium, the insurance policy will be canceled so that the insurance profit will be reduced and if it happens, it will be detrimental to the insurance. This research is conducted by applying the Naive Bayes algorithm using insurance customer data. The result of this study is a classification system for late payment of insurance premiums that can classify the status of premium payments for insurance customers. The system test results show that the system can classify the premium payment status of insurance customers with an accuracy rate of 82.5%, then the resulting precision level is 94.83% and the resulting recall is 86.39%.

Key Words : Naive Bayes, Classification, Insurance, Premium

1. PENDAHULUAN

Kecerobohan manusia bisa menjadi salah satu faktor utama terjadinya kecelakaan. Dari situasi inilah perusahaan asuransi mengambil peran sekaligus peluang terhadap konsumen, dimana akan menanggung kerugian yang disebut sebagai resiko [1].

Asuransi adalah perjanjian antara dua pihak, yaitu perusahaan asuransi dan pemegang polis, yang menjadi dasar bagi penerimaan premi oleh perusahaan asuransi sebagai imbalan untuk memberikan penggantian kepada tertanggung atau pemegang polis karena kerugian, kerusakan, biaya yang timbul, kehilangan keuntungan, atau tanggung jawab hukum

kepada pihak ketiga yang mungkin diderita tertanggung atau pemegang polis karena terjadinya suatu peristiwa yang tidak pasti. Hal penting dalam asuransi adalah adanya premi sebagai bukti bahwa tertanggung setuju untuk diadakan perjanjian asuransi [2].

Premi merupakan pendapatan bagi perusahaan asuransi, yang jumlahnya ditentukan dalam suatu persentase atau tarif tertentu dari jumlah yang dipertanggung. Bagi tertanggung premi merupakan beban karena membayar premi merupakan beban tertanggung. Pendapatan premi untuk perusahaan asuransi ditentukan oleh jumlah premi yang dibayar oleh nasabah [3].

Permasalahan yang sering timbul dalam perusahaan asuransi adalah banyaknya nasabah yang menunggak dalam membayar premi. Hal ini membuat perusahaan menjadi tidak mengetahui calon nasabah mana yang memiliki potensi lancar atau tidak lancar dalam membayar premi asuransinya. Pada prosedur yang berlaku di asuransi, terdapat masa tenggang pembayaran yaitu 30 hari dimana dalam masa tersebut nasabah / tertanggung harus membayarkan sejumlah premi yang sudah ditentukan dan apabila nasabah / tertanggung tidak membayar premi, maka polis asuransi akan dibatalkan sehingga keuntungan asuransi akan berkurang dan jika hal ini terjadi akan merugikan pihak asuransi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka penelitian ini bertujuan untuk mengetahui calon nasabah masuk ke dalam kelompok lancar atau kelompok tidak lancar dalam membayar premi dengan menggunakan salah satu teknik dari *data mining*, yaitu klasifikasi dengan algoritma Naive Bayes. Dengan proses *Data Mining* dari data nasabah, dapat ditemukan pola-pola ataupun hubungan tertentu antara data untuk menjadi informasi yang bermanfaat [4].

2. METODE PENELITIAN

Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Salah satu tahapan dalam keseluruhan proses KDD adalah *data mining*. Data yang ada, tidak dapat langsung diolah dengan menggunakan sistem *data mining*. Data tersebut harus dipersiapkan terlebih dahulu agar hasil yang diperoleh dapat lebih maksimal, dan waktu komputasinya lebih minimal [5]. Adapun tahapan yang dilakukan berdasarkan KDD adalah sebagai berikut [6] :

- *Data Selection*
- *Pre-processing / Cleaning*
- *Transformation*
- *Data Mining*
- *Interpretation / Evaluation*

Data Mining

Proses yang menggunakan statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi, mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dari berbagai *database* dan kegiatan meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan pola atau hubungan dalam *set data* berukuran besar bagian ini penjelasan dari makna *Data Mining*. Keluaran dari *data mining* ini bisa dipakai untuk memperbaiki pengambilan keputusan di masa depan [7]. *Data Mining* dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan, yaitu [8] : Deskripsi, Estimasi, Prediksi, Klasifikasi, Pengklusteran, Asosiasi

Klasifikasi

Proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atas kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu obyek yang labelnya tidak diketahui disebut klasifikasi. Proses klasifikasi dibagi menjadi dua fase : *learning* dan *test*. [9].

Naive Bayes

Algoritma Naive Bayes di dukung oleh ilmu Probabilistik dan ilmu statistika khususnya dalam penggunaan data petunjuk untuk mendukung keputusan pengklasifikasian. Pada algoritma Naive Bayes, semua atribut akan memberikan kontribusinya dalam pengambilan keputusan, dengan bobot atribut yang sama penting dan setiap atribut saling bebas satu sama lain, persamaan Teori Bayes adalah [10],

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) \times P(C)}{P(X)} \dots\dots\dots(1)$$

Dimana :

X: Data dengan class yang belum diketahui

C: Hipotesis data X merupakan suatu *class* spesifik

P(C|X): Probabilitas hipotesis C berdasar kondisi X (probabilitas *posterior*)

P(C): Probabilitas hipotesis C (probabilitas *prior*)

P(X|C): Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis C

P(X): Probabilitas X

Untuk menjelaskan teorema Naive Bayes, perlu diketahui bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut. Karena itu, teorema bayes di atas disesuaikan sebagai berikut :

$$P(C|X1...Xn) = \frac{P(C) \times P(X1...Xn|C)}{P(X1...Xn)} \dots\dots\dots(2)$$

Dimana Variabel C merepresentasikan kelas, sementara variabel X1 ... Xn merepresentasikan karakteristik petunjuk yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi atau kriteria. Maka rumus tersebut menjelaskan bahwa peluang masuknya sampel karakteristik tertentu dalam kelas C (*Posterior*) adalah peluang munculnya kelas C (sebelum masuknya sampel tersebut, seringkali disebut *prior*), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik – karakteristik sampel pada

kelas C (disebut juga *likelihood*), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik – karakteristik sampel secara global (disebut juga *evidence*). Karena itu, rumus di atas dapat pula ditulis secara sederhana sebagai berikut :

$$\text{Posterior} = \frac{\text{Prior} \times \text{likelihood}}{\text{Evidence}} \dots\dots\dots(3)$$

Nilai *evidence* selalu tetap untuk setiap kelas pada satu sampel. Nilai dari *posterior* tersebut nantinya akan dibandingkan dengan nilai – nilai *posterior* kelas lainnya untuk menentukan ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan. Penjabaran lebih lanjut rumus Bayes tersebut dilakukan dengan menjabarkan (C|X1... Xn) menggunakan aturan perkalian sebagai berikut :

$$\begin{aligned} P(C|X1, \dots, Xn) &= P(C) P(X1, \dots, Xn|C) \\ &= P(C) P(X1|C)P(X2, \dots, Xn|C,X1) \\ &= P(C) P(X1|C)P(X2|C,X1)P(X3, \dots, Xn|C,X1,X2) \\ &= P(C) P(X1|C)P(X2|C,X1)P(X3, \dots, Xn|C,X1,X2,X3) \\ &= P(C) P(X1|C) \dots P(Xn|C,X1,X3, \dots, Xn-1) \dots\dots\dots(4) \end{aligned}$$

Akurasi, Presisi, dan Recall

Akurasi dapat didefinisikan sebagai tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Presisi menunjukkan tingkat ketepatan atau ketelitian dalam pengklasifikasian. Sedangkan *recall* berfungsi untuk mengukur proporsi positif aktual yang benar diidentifikasi. Untuk mengukur akurasi, presisi, dan *recall* biasanya digunakan *confusion matrix* [11].

Tabel 1. Confusion Matrix

| Confusion Matrix | | Nilai Sebenarnya | |
|------------------|-------|---|---|
| | | TRUE | FALSE |
| Nilai Prediksi | TRUE | TP (<i>True Positive</i>) <i>Correct result</i> | FP (<i>False Positive</i>) <i>Unexpected result</i> |
| | FALSE | FN (<i>False Negative</i>) <i>Missing result</i> | TN (<i>True Negative</i>) <i>Correct absence of result</i> |

Sumber : [11]

Berikut formulasi untuk menghitung akurasi, presisi, dan *recall* pada pembentukan model klasifikasi

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \dots\dots\dots(5)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \dots\dots\dots(6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FM} \times 100\% \dots\dots\dots(7)$$

PHP

PHP (*Hypertext Preprocessor*) merupakan salah satu bahasa pemrograman yang berjalan dalam sebuah *web server* dan berfungsi sebagai pengolah data pada sebuah *server*. Data yang dikirim oleh *user client* akan diolah dan disimpan pada *database web server* dan dapat ditampilkan kembali apabila diakses[12].

Android

Sistem operasi ini dirilis secara resmi pada tahun 2007, bersamaan dengan didirikannya *Open Handset Alliance*, konsorsium dari perusahaan – perusahaan perangkat keras, perangkat lunak, dan telekomunikasi yang bertujuan untuk memajukan standar terbuka perangkat seluler [13].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN
Perhitungan Naive Bayes

Tabel 2. Data Yang Akan Diklasifikasi

| Pre mi | Jenis Asuransi | Ke pemilik an | Sumb er | Bulan Mulai Asuransi | Status |
|---------|----------------|---------------|---------|----------------------|--------|
| 5000000 | PROP ERTY | Pribadi | AGEN T | 2 | ? |

- Menghitung Probabilitas Prior untuk C = Lancar
 $P(C = \text{Lancar}) = 3506 / 3951 = 0,887$
- Menghitung Probabilitas Prior untuk C = Terlambat
 $P(C = \text{Terlambat}) = 445 / 445 = 0,113$
- Menghitung Probabilitas X berdasarkan kondisi pada C
 - Atribut Premi

Tabel 3. Kategori Premi

| Kategori | Premi |
|----------|--------------------|
| 1 | 1 – 5000000 |
| 2 | 5000001 – 10000000 |
| 3 | > 10000000 |

Premi = 5000000 = Kategori 1
 Total Data Premi = 2875
 $P(\text{Premi} = 1 | C = \text{Lancar}) = 2548 / 3506 = 0,727$
 $P(\text{Premi} = 1 | C = \text{Terlambat}) = 327 / 445 = 0,735$

- Atribut Jenis Asuransi
 Jenis Asuransi = *PROPERTY*
 Total Data Jenis Asuransi = 1414
 $P(\text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY} | C = \text{Lancar}) = 1254 / 3506 = 0,358$
 $P(\text{Jenis Asuransi} = \text{MOTOR VEHICLE} | C = \text{Terlambat}) = 160 / 445 = 0,36$
- Atribut Kepemilikan
 Kepemilikan = Pribadi
 Total Data Kepemilikan = 2551

$$P(\text{Kepemilikan} = \text{Pribadi} \mid C = \text{Lancar}) = 2264 / 3506 = 0,646$$

$$P(\text{Kepemilikan} = \text{Pribadi} \mid C = \text{Terlambat}) = 287 / 445 = 0,645$$

- Atribut Sumber

Sumber = AGENT

Total Data Sumber = 3464

$$P(\text{Sumber} = \text{AGENT} \mid C = \text{Lancar}) = 3082 / 3506 = 0,879$$

$$P(\text{Sumber} = \text{AGENT} \mid C = \text{Terlambat}) = 382 / 445 = 0,858$$

- Atribut Bulan Mulai Asuransi

Bulan Mulai Asuransi = 2

Total Data Bulan Mulai Asuransi = 384

$$P(\text{Bulan} = 1 \mid C = \text{Lancar}) = 347 / 3506 = 0,099$$

$$P(\text{Bulan} = 1 \mid C = \text{Terlambat}) = 37 / 445 = 0,083$$

- $P(\text{Premi} = 1, \text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY}, \text{Kepemilikan} = \text{Pribadi}, \text{Sumber} = \text{AGENT}, \text{Bulan} = 2 \mid C = \text{Lancar})$

$$= P(\text{Premi} = 1 \mid C = \text{Lancar}) * P(\text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY} \mid C = \text{Lancar}) * P(\text{Kepemilikan} = \text{Pribadi} \mid C = \text{Lancar}) * P(\text{Sumber} = \text{AGENT} \mid C = \text{Lancar}) * P(\text{Bulan} = 2 \mid C = \text{Lancar}) * P(C = \text{Lancar})$$

$$= 0,727 * 0,358 * 0,646 * 0,879 * 0,099 * 0,887$$

$$= 0,013$$

- $P(\text{Premi} = 1, \text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY}, \text{Kepemilikan} = \text{Pribadi}, \text{Sumber} = \text{AGENT}, \text{Bulan} = 2 \mid C = \text{Terlambat})$

$$= P(\text{Premi} = 1 \mid C = \text{Terlambat}) * P(\text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY} \mid C = \text{Terlambat}) * P(\text{Kepemilikan} = \text{Pribadi} \mid C = \text{Terlambat}) * P(\text{Sumber} = \text{AGENT} \mid C = \text{Terlambat}) * P(\text{Bulan} = 2 \mid C = \text{Terlambat}) * P(C = \text{Terlambat})$$

$$= 0,735 * 0,36 * 0,645 * 0,858 * 0,083 * 0,113$$

$$= 0,001$$

- Membandingkan hasil antara $P(\text{Premi} = 1, \text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY}, \text{Kepemilikan} = \text{Pribadi}, \text{Sumber} = \text{AGENT}, \text{Bulan} = 2 \mid C = \text{Lancar})$ dan $P(\text{Premi} = 1, \text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY}, \text{Kepemilikan} = \text{Pribadi}, \text{Sumber} = \text{AGENT}, \text{Bulan} = 2 \mid C = \text{Terlambat})$. Dikarenakan $P(\text{Premi} = 1, \text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY}, \text{Kepemilikan} = \text{Pribadi}, \text{Sumber} = \text{AGENT}, \text{Bulan} = 2 \mid C = \text{Lancar}) > P(\text{Premi} = 1, \text{Jenis Asuransi} = \text{PROPERTY}, \text{Kepemilikan} = \text{Pribadi}, \text{Sumber} = \text{AGENT}, \text{Bulan} = 2 \mid C = \text{Terlambat})$, maka Status = Lancar.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi Data

| Premi | Jenis Asuransi | Kepemilikan | Sumber | Bulan Mulai Asuransi | Status |
|---------|----------------|-------------|--------|----------------------|--------|
| 5000000 | PROPERTY | Pribadi | AGENT | 2 | Lancar |

| Premi | Jenis Asuransi | Kepemilikan | Sumber | Bulan | Status |
|---------|----------------|-------------|--------|-------|--------|
| 5000000 | PROPERTY | Pribadi | AGENT | 2 | Lancar |

Gambar 1. Hasil Klasifikasi (PHP)

Gambar 1 berupa hasil klasifikasi dengan aplikasi basis underweb yang memberikan visualisasi dalam bentuk tabel.

Klasifikasi

Premi : 5000000
 Jenis Asuransi : PROPERTY
 Kepemilikan : Pribadi
 Sumber : AGENT
 Bulan : 1
 Status : Lancar

[Klasifikasi Lagi](#)

Gambar 2. Hasil Klasifikasi (Android)

Gambar 2 berupa hasil klasifikasi dengan aplikasi basis android yang memberikan visualisasi dalam bentuk baris text.

Pengujian

Pengujian hasil klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes bertujuan untuk menghitung nilai akurasi, presisi, dan *recall*. Untuk akurasi, jika akurasi memiliki nilai tinggi maka akan lebih baik karena semakin tinggi akurasi dalam klasifikasi maka nilai prediksi dan nilai aktual semakin dekat. Untuk presisi, jika presisi memiliki nilai tinggi maka akan lebih baik karena presisi menunjukkan tingkat ketepatan dalam klasifikasi. Untuk *recall*, jika *recall* memiliki nilai tinggi maka akan lebih baik karena *recall* menunjukkan proporsi positif actual yang benar. Data yang digunakan untuk menguji algoritma Naive Bayes yang telah dibentuk sistem adalah data keterlambatan pembayaran premi nasabah asuransi yang dipilih secara acak. Jumlah data yang digunakan untuk pengujian adalah 200 data.

Tabel 5. Hasil Pengujian

| | Benar | Salah |
|-------|-------|-------|
| Benar | 165 | 9 |
| Salah | 26 | 0 |

Sehingga, TP = 165 ; TN = 0 ; FP = 9 ; FN = 26

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \\ &= \frac{165+0}{165+0+9+26} \times 100\% \\ &= \frac{165}{200} \times 100\% \\ &= 82,5\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Presisi} &= \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \\ &= \frac{165}{165+9} \times 100\% \\ &= \frac{165}{174} \times 100\% \\ &= 94,83\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Recall} &= \frac{TP}{TP+FM} \times 100\% \\ &= \frac{165}{165+26} \times 100\% \\ &= \frac{165}{191} \times 100\% \\ &= 86,39\% \end{aligned}$$

Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan diatas, hasil akurasi menggunakan algoritma Naive Bayes adalah 82,5% lalu hasil presisi adalah 94,83%, dan hasil *recall* adalah 86,39% dengan menggunakan 200 data yang dipilih secara acak.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian sistem yang telah dilakukan, sistem untuk melakukan klasifikasi keterlambatan pembayaran premi asuransi berhasil dibuat. Sistem dapat mengimplementasikan algoritma Naive Bayes untuk melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi sebesar 82,5%., lalu untuk tingkat presisi yang dihasilkan adalah 94,83% dan *recall* yang dihasilkan adalah 86,39%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Zulkifli, L. Meidina, S. H. Dhalimunthe, and I. C. Ginting, "Implementasi Prinsip Subrogasi Pada Asuransi Kendaraan Bermotor : Studi Pada Pt Pan Pacific Insurance," *SIGN J. Huk.*, vol. 2, no. 1, pp. 20–29, 2020.
- [2] D. Guntara, "Asuransi Dan Ketentuan-Ketentuan Hukum Yang Mengaturnya," *J. Justisi Ilmu Huk.*, vol. 1, pp. 29–46, 2016.
- [3] Bustami, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi," *J. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 884–898, 2014.
- [4] J. A. Karlia and W. Nurmansyah, "Penerapan Algoritma C4 . 5 Untuk Klasifikasi Keterlambatan Pembayaran Premi Asuransi," *J. Tekinfo*, vol. 9, no. 2, pp. 100–113, 2021.
- [5] P. S. Hasugian, "Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Produk

- Menggunakan Algoritma K-Means (Studi Kasus : Toko Usaha Maju Barabai),” *J. Mantik Penusa*, vol. 2, no. 2, pp. 191–198, 2018.
- [6] O. Nurdiawan and N. Salim, “Penerapan Data Mining Pada Penjualan Barang Menggunakan Metode Metode Naive Bayes Classifier Untuk Optimasi Strategi Pemasaran,” *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, no. April, pp. 84–95, 2018.
- [7] A. Ulfa, D. Winarso, and E. Arribe, “Sistem Rekomendasi Jurusan Kuliah Bagi Calon Mahasiswa Baru Menggunakan Algoritma C4.5,” *J. FASILKOM*, vol. 10, no. 1, pp. 61–65, 2020.
- [8] R. R. Rerung, “Penerapan Data Mining dengan Memanfaatkan Metode Association Rule untuk Promosi Produk,” *JTERA - J. Teknol. Rekayasa*, vol. 3, no. 1, pp. 89–98, 2018, doi: 10.31544/jtera.v3.i1.2018.89-98.
- [9] W. Pramusinto and W. B. U. Gunawan, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Aplikasi Data Mining Informasi Manfaat Asuransi Jiwa Studi Kasus : Pada PT Azarel Jelita Sejahtera,” *J. TICOM*, vol. 2, no. 1, pp. 43–50, 2013.
- [10] S. Lestari, Akmaludin, and M. Badrul, “Implementasi Klasifikasi Naive Bayes Untuk Prediksi Kelayakan Pemberian Pinjaman Pada Koperasi Anugerah Bintang Cemerlang,” *J. PROSISKO*, vol. 7, no. 1, pp. 8–16, 2020.
- [11] T. B. Sasongko, “Komparasi dan Analisis Kinerja Model Algoritma SVM dan PSO-SVM (Studi Kasus Klasifikasi Jalur Minat SMA),” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, pp. 244–253, 2016.
- [12] A. Mubarak, “Rancang Bangun Aplikasi Web Sekolah Menggunakan UML (Unified Modeling Language) Dan Bahasa Pemrograman PHP (PHP Hypertext Preprocessor) Berorientasi Objek,” *J. Inform. dan Komput.*, vol. 02, no. 1, pp. 19–25, 2019.
- [13] D. Utama, A. Johar, and F. F. Coastera, “Aplikasi Pemesanan Makanan Dan Minuman Restaurant Berbasis Client Server Dengan Platform Android Dan PHP Menggunakan Metode Centralized DBMS Architecture (Studi Kasus : Cafe Cempakoe Kota Bengkulu),” *J. Rekursif*, vol. 4, no. 3, pp. 288–300, 2016.