

KLASIFIKASI DATA LULUSAN SISWA SMP MENGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES

Lesta Lia Regitaningtyas, Tamara Maharani, Bagus Hikmahwan

Akademi Komunitas Negeri Pacitan

Jl Walanda Maramis No 4A, Banean, Sidoharjo, Kec. Pacitan Kab Pacitan, Jawa Timur

63514, (0357)881652

lestalia31@gmail.com, tamara@aknpacitan.ac.id, bagus@aknpacitan.ac.id

Abstract

Alumni of junior high school students have a fairly diverse distribution of data. With a case study at SMP Negeri 3 Tulakan, the basis for this research is to predict the distribution of junior high school graduates in the following year. The data mining process is assisted by the WEKA application. The classification used is the naive Bayes classification using the test training set mode and cross validation folds 10. The results of this study from the test training set mode got Correctly Classified 83.2787% and Incorrectly Classified 16,7213% while in cross validation it got Correctly Classified 81.3115% and Incorrectly Classified 18.6885%. The percentage of accuracy value shows the effectiveness of the Admissions dataset applied to the Naive Bayes Classification method which reaches 80%. The results of this study indicate that the data classification using Naive Bayes has an accuracy level that is close to accurate.

Keywords: data mining, Naive Bayes classification, student data, WEKA application

Abstrak

Alumni siswa SMP memiliki persebaran data yang cukup beragam. Dengan studi kasus di SMP Negeri 3 Tulakan, menjadikan landasan pada penelitian ini untuk memprediksi persebaran lulusan Sekolah Menengah Pertama pada tahun selanjutnya. Proses data mining dibantu oleh aplikasi WEKA. Adapun klasifikasi yang digunakan adalah klasifikasi naïve bayes dengan menggunakan mode test training set dan cross validation folds 10. Hasil dari penelitian ini dari mode test training set mendapat sebesar Correctly Classified 83.2787% dan Incorrectly Classified 16.7213% sedangkan pada cross validation mendapat sebesar Correctly Classified 81.3115% dan Incorrectly Classified 18.6885%. Nilai persentase akurasi menunjukkan efektifitas dataset Admissions yang di terapkan pada metode Naive Bayes Classification yang mencapai 80%. Dari hasil penelitian ini menunjukkan bahwa klasifikasi data menggunakan Naive Bayes memiliki tingkat akurasi yang mendekati akurat.

Kata kunci: : data mining, klasifikasi naïve bayes, data siswa, aplikasi WEKA.

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi yang terus berkembang semakin mempermudah masyarakat dalam mendapatkan berbagai informasi khususnya di media online. Sebagian besar dari informasi yang didapatkan di internet adalah berupa data teks. Pertumbuhan data teks semakin mendorong para peneliti membangun sebuah sistem untuk melakukan pengolahan terhadap kumpulan data tersebut.

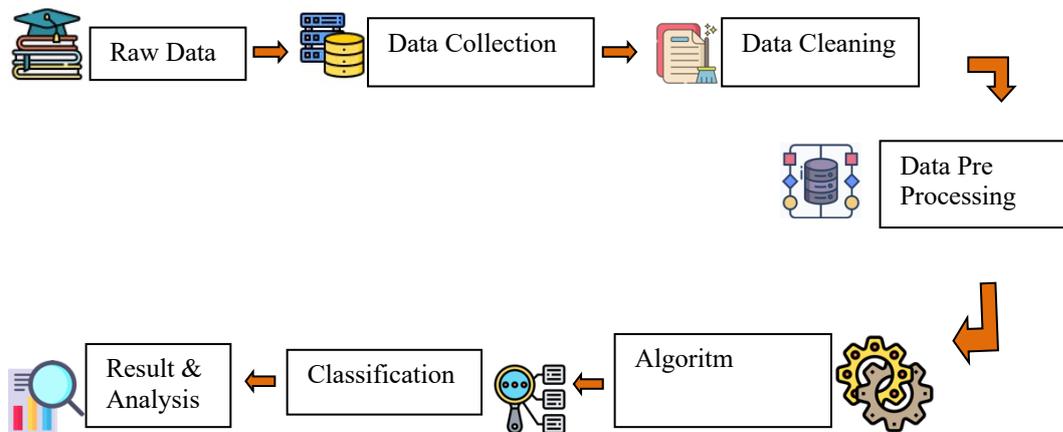
Text mining secara umum adalah teori tentang pengolahan koleksi dokumen dalam jumlah besar yang ada dari waktu ke waktu dengan menggunakan beberapa analisis, tujuan pengolahan data teks tersebut adalah mengetahui dan mengekstrak informasi yang berguna dari sumber data dengan identifikasi dan eksplorasi pola menarik. Dalam kasus text mining, sumber data yang dipergunakan adalah kumpulan atau koleksi dokumen tidak terstruktur dan memerlukan adanya pengelompokan atau klasifikasi untuk diketahui informasi sejenis. [1]

Meningkatnya jumlah data lulusan SMP tentunya memiliki berbagai pilihan sekolah yang diambil para alumni siswa. Banyak siswa yang lulus dan diterima di SMA maupun SMK namun, ada pula siswa yang tidak meneruskan sekolahnya ke jenjang yang lebih tinggi dikarenakan berbagai hal.[2]

Oleh sebab itu, diperlukan adanya klasifikasi untuk mengetahui keterangan lanjut alumni SMP apakah siswa tersebut lanjut kejenjang selanjutnya atau tidak. Naïve Bayes Classifier merupakan salah satu metode klasifikasi yang dapat digunakan untuk melakukan penyeleksian keterangan lanjut alumni. Metode Naïve Bayes Classifier merupakan salah satu metode yang dapat digunakan dalam hal pengambilan keputusan untuk mendapatkan hasil yang lebih baik pada suatu permasalahan klasifikasi . Dengan menerapkan metode Naïve Bayes Classifier diharapkan dapat memberikan prediksi hasil klasifikasi untuk menentukan keterangan lanjut alumni SMPN 3 Tulakan.[3]

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam menangani pembuatan model klasifikasi keterangan lulusan alumni, maka dibutuhkan sebuah sistem desain sebagai gambaran tahapan untuk menyelesaikan masalah tersebut. Berikut Gambar 1 menunjukkan desain secara umum pada penelitian ini.



Gambar 1. Desain Sistem Secara Umum Untuk Klasifikasi

2.1 Data Collection

Data collection merupakan proses pengumpulan data alumni siswa atau informasi yang diperlukan sebagai dataset dalam penelitian ini.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	NAMA	JENIS KELAMIN	NILAI UN	TAHUN LULUS	KETERANGAN LANJUT	USIA	PEKERJAAN ORTU	PENGHASILAN ORTU
2	AGUS PRIYANTO	LAKI - LAKI	184,5	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
3	ALFA ADIANSYAH	LAKI - LAKI	172,0	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
4	ANDIKA PRAMUDYATARA	LAKI - LAKI	319,5	2016	MELANJUTKAN	21	WIRASWASTA	2.000.000
5	AVI PUSPITA SARI	PEREMPUAN	156,5	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
6	DAYINTA QUROTA AYUNIN	PEREMPUAN	239,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.200.000
7	DESTA YUSUB AZARI	LAKI - LAKI	253,0	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	WIRASWASTA	1.500.000
8	DWI KARTIKASARI	PEREMPUAN	223,0	2016	MELANJUTKAN	20	BURUH	1.200.000
9	EKA PUTRI WAHYUNI	PEREMPUAN	309,0	2016	MELANJUTKAN	20	WIRASWASTA	1.500.000
10	FAJAR ANGGIK PRANATA	LAKI - LAKI	200,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.200.000
11	MASRUROH	PEREMPUAN	177,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
12	MOHAMAD FAKHRUDDIN HAFIDZ	LAKI - LAKI	198,5	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	BURUH	1.000.000
13	MUHAMMAD SYAIFUL ALIF	LAKI - LAKI	236,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
14	NANDA SAPUTRA	LAKI - LAKI	242,0	2016	MELANJUTKAN	20	WIRASWASTA	1.300.000
15	NERI MARFI	LAKI - LAKI	240,5	2016	MELANJUTKAN	20	WIRASWASTA	1.300.000
16	NINIK EKO PUJANINGTYAS	PEREMPUAN	203,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.300.000
17	RYAN AJI PAMBAYUN	LAKI - LAKI	197,0	2016	MELANJUTKAN	20	PETANI	1.000.000
18	SANDY RHAMA DANI	LAKI - LAKI	151,5	2016	MELANJUTKAN	21	BURUH	1.000.000
19	SELA PUSPITASARI	PEREMPUAN	161,5	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	BURUH	1.200.000
20	TITIN PUTRI UTAMI	PEREMPUAN	199,5	2016	MELANJUTKAN	21	WIRASWASTA	1.200.000

Gambar 2. Data Mentah

Data mentah tersebut meliputi nama, jenis kelamin, nilai un, tahun lulus, keterangan lanjut, usia, pekerjaan dan penghasilan orang tua.

Tabel 1. Jumlah Siswa SMP Negeri 3 Tulakan

No.	Tahun	Jumlah
1.	2016	102 Siswa
2.	2017	104 Siswa
3.	2018	99 Siswa
Total		305 Siswa

2.2. Data Cleaning

Pembersihan data merupakan proses menghilangkan noise dan data yang tidak relevan. Pada umumnya data yang diperoleh, baik dari database memiliki isian isian yang tidak sempurna seperti data yang hilang, data yang tidak valid atau juga hanya sekedar salah ketik. Data data yang tidak relevan itu juga lebih baik dibuang. Pembersihan data juga akan mempengaruhi performasi dari teknik data mining karena data yang ditangani akan berkurang jumlah dan kompleksitasnya.[4]

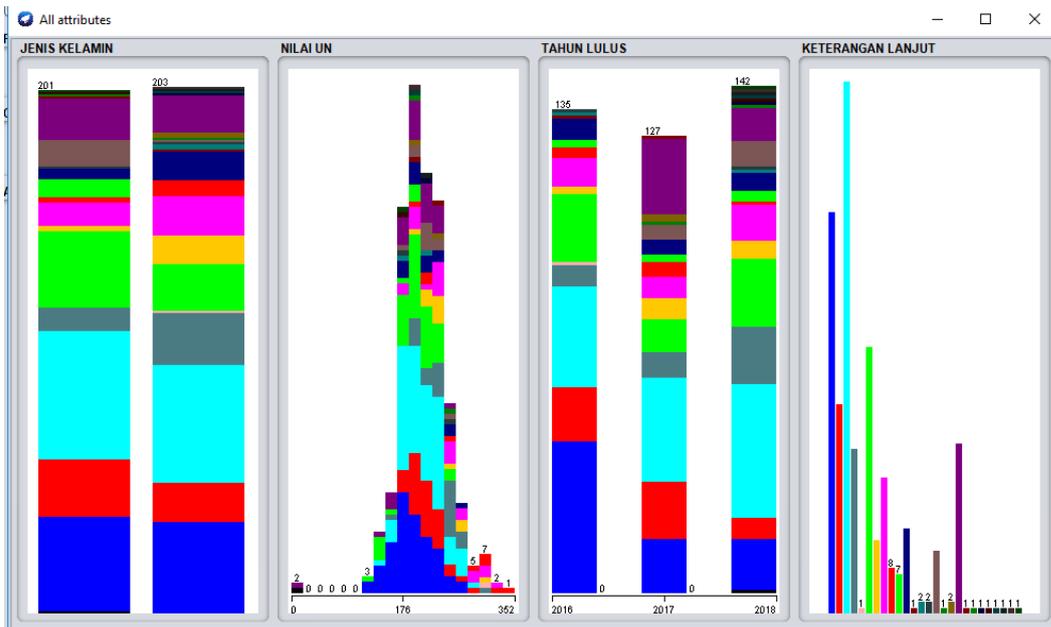
B	C	D	E	F	G	H
JENIS KELAMIN	NILAI UN	TAHUN LULUS	KETERANGAN LANJUT	USIA	PEKERJAAN ORTU	PENGHASILAN ORTU
LAKI - LAKI	184,5	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
LAKI - LAKI	172,0	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
LAKI - LAKI	319,5	2016	MELANJUTKAN	21	WIRASWASTA	2.000.000
PEREMPUAN	156,5	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
PEREMPUAN	239,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.200.000
LAKI - LAKI	253,0	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	WIRASWASTA	1.500.000
PEREMPUAN	223,0	2016	MELANJUTKAN	20	BURUH	1.200.000
PEREMPUAN	309,0	2016	MELANJUTKAN	20	WIRASWASTA	1.500.000
LAKI - LAKI	200,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.200.000
PEREMPUAN	177,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
LAKI - LAKI	198,5	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	BURUH	1.000.000
LAKI - LAKI	236,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.000.000
LAKI - LAKI	242,0	2016	MELANJUTKAN	20	WIRASWASTA	1.300.000
LAKI - LAKI	240,5	2016	MELANJUTKAN	20	WIRASWASTA	1.300.000
PEREMPUAN	203,0	2016	MELANJUTKAN	21	PETANI	1.300.000
LAKI - LAKI	197,0	2016	MELANJUTKAN	20	PETANI	1.000.000
LAKI - LAKI	151,5	2016	MELANJUTKAN	21	BURUH	1.000.000
PEREMPUAN	161,5	2016	TIDAK MELANJUTKAN	21	BURUH	1.200.000
PEREMPUAN	199,5	2016	MELANJUTKAN	21	WIRASWASTA	1.200.000

Gambar 3. Data setelah dinormalisasi

Setelah data dinormalisasi terdapat pengurangan data, yaitu tersisa empat fitur diantaranya jenis kelamin, nilai un, tahun lulus, keterangan lanjut

2.3. Data Pre-Processing

Tujuannya preprosesing dalam data mining adalah menstrasformasi data ke suatu format yang prosesnya lebih mudah dan efektif untuk kebutuhan pemakai yaitu mendapatkan hasil akurat, pengurangan waktu komputasi untuk large scale problem, membuat nilai data menjadi lebih kecil tanpa merubah informasi yang dikandungnya. Preprocessing mengambil porsi 60% dalam tahap tahap pemrosesan data mining. yang terdiri dari handling missing value, normalisasi, handling missing value.[4]



Gambar 4. Visualisasi data preprocessing

2.4 Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan sebuah metode penggolongan berdasarkan probabilitas sederhana dan dirancang untuk dipergunakan dengan asumsi bahwa antar satu kelas dengan kelas yang lain tidak saling tergantung (independen).[1] Pada klasifikasi Naïve Bayes, proses pembelajaran lebih ditekankan pada mengestimasi probabilitas. Algoritma Naive Bayes memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya sehingga dikenal sebagai Teorema Bayes. Ciri utama dr Naïve Bayes Classifier ini adalah asumsi yg sangat kuat (naïf) akan independensi dari masing-masing kondisi / kejadian [5]. Adapun formula dari teorema Naïve Bayes seperti pada Persamaan 1.

$$P(H + X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} \quad \dots\text{Persaman 1}$$

Dimana,

X: Data dengan class yang belum diketahui

H: Hipotesis data merupakan suatu class spesifik

P(H / X): Probabilitas hipotesis berdasar kondisi (posteriori probability)

P(H): Probabilitas hipotesis (prior probability)

P(X/H): Probabilitas berdasarkan kondisi pada hipotesis

P(x): Probabilitas X

Dalam konteks prediksi kebangkrutan, berdasarkan rumus di atas, kejadian H merepresentasikan kebangkrutan perusahaan. P(H) adalah prior probability di mana dalam kasus ini merupakan probabilitas perusahaan yang mendeklarasikan

bangkrut. $P(H|X)$ merefleksikan probabilitas perusahaan dengan data X akan mengalami kebangkrutan. $P(X|H)$ adalah posterior probability yang menunjukkan kemungkinan terjadinya kebangkrutan berdasarkan prediktor X . $P(X)$ merupakan prior probability dalam hal ini adalah probabilitas sebuah perusahaan dengan kriteria X

Proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut.[6]

2.5 Klasifikasi

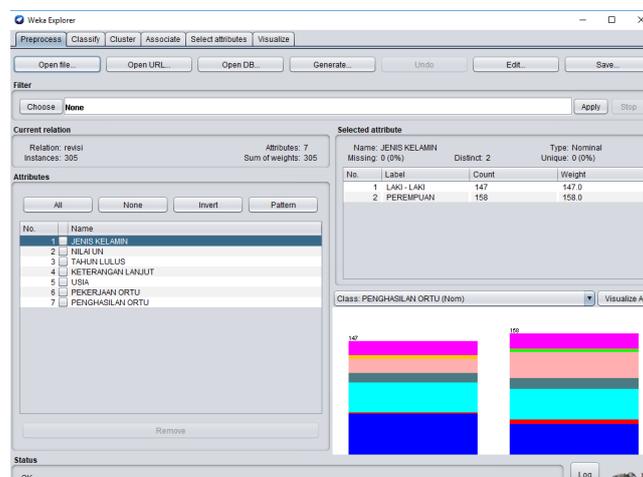
Klasifikasi adalah proses penemuan model yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya belum diketahui. Dalam klasifikasi ada dua pekerjaan utama yang dilakukan yaitu, pembangunan model sebagai prototype untuk disimpan sebagai memori dan kedua, penggunaan model tersebut untuk melakukan pengenalan/klasifikasi/prediksi pada suatu objek data lain agar diketahui di kelas mana objek data tersebut dalam model yang mudah disimpan

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi ini menggunakan Weka dimana dataset berjumlah 305 data dengan 7 kelas yaitu: jenis kelamin, nilai un, tahun lulus, keterangan lanjut, usia, pekerjaan dan penghasilan orang tua.

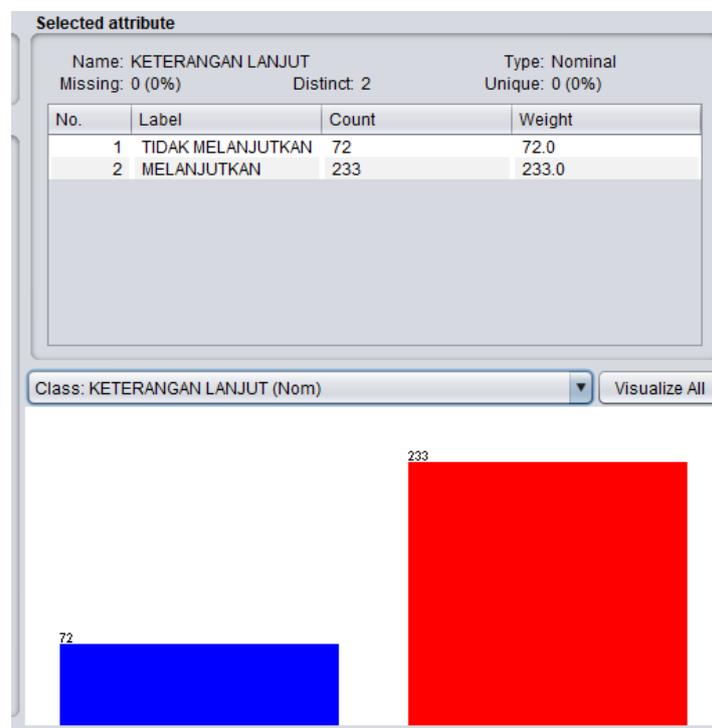
3.1 Implementasi pada Aplikasi WEKA

Weka akan menelusuri karakteristik atribut dari dataset dengan luaran Keterangan lulus. Pengelompokkan Keterangan lanjut dilakukan berdasarkan atribut terpilih yaitu jenis kelamin, Nilai ujian, Pekerjaan orang tua dan Penghasilan orang tua. Adapun tahapan praproses pada weka adalah sebagai berikut:



Gambar 5 Praproses Weka Tools.

Dataset diproses dengan menggunakan teknik classifier Naïve Bayes dengan luaran Pilihan Lulus. Jenis test yang digunakan adalah training set karena luaran menemukan pola baru dalam data, yang menghubungkan pola data yang sudah ada dengan data yang baru. Classifier panel memungkinkan untuk mengkonfigurasi dan menjalankan salah satu dari pengklasifikasian yang dipilih untuk diterapkan pada dataset yang ada. Hasil dari klasifikasi divisualisasikan dengan diagram batang dengan luaran class Keterangan lanjut yang terdiri dari 2 kategori keterangan lanjut. Hasil dari diagram akan menampilkan kategori Melanjutkan yang lebih tinggi yaitu sebanyak 233 data dan tidak melanjutkan sebanyak 72 data



Gambar 6 Diagram Keterangan Lulusan

Pada weka classifier juga dapat dilihat rincian kelompok Keterangan lanjut dan didapatkan hasil bahwa class Melanjutkan lebih tinggi dibandingkan class Tidak Melanjutkan seperti pada gambar dibawah ini

```

Instances: 305
Attributes: 7
           JENIS KELAMIN
           NILAI UN
           TAHUN LULUS
           KETERANGAN LANJUT
           USIA
           PEKERJAAN ORTU
           PENGHASILAN ORTU
Test mode: evaluate on training data

=== Classifier model (full training set) ===

Naive Bayes Classifier

Attribute          Class
                   TIDAK MELANJUTKAN    MELANJUTKAN
                   (0.24)                (0.76)
-----
JENIS KELAMIN
LAKI - LAKI        43.0                106.0
PEREMPUAN         31.0                129.0
[total]           74.0                235.0

NILAI UN
mean              184.8077            218.8153
std. dev.        32.4798             33.8942
weight sum       72                  233
precision        1.3258              1.3258
-----
TAHUN LULUS
mean              2016.6389           2017.0987
std. dev.        0.7131              0.8096
weight sum       72                  233
precision        1                   1

USIA
mean              20.2639             19.6481
std. dev.        0.7264              0.967
weight sum       72                  233
precision        1                   1

PEKERJAAN ORTU
PETANI            44.0                107.0
WIRASWASTA       9.0                 45.0
BURUH             18.0                49.0
PNS               1.0                 10.0
KARYAWAN SWASTA  5.0                 27.0
[total]           77.0                238.0

PENGHASILAN ORTU
1.000.000        54.0                41.0
2.000.000        1.0                 9.0
1.200.000        9.0                 72.0
1.500.000        3.0                 25.0
1.300.000        3.0                 51.0
3.000.000        1.0                 4.0
2.500.000        1.0                 7.0
1.100.000        8.0                 32.0
[total]           80.0                241.0
    
```

Gambar 7 Rician Kelompok pada keterangan lanjut

3.2 Evaluasi Akurasi

Akurasi merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Akurasi bertujuan untuk mengetahui tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual.

Parameter yang digunakan untuk membandingkan kinerja dari beberapa algoritma klasifikasi adalah:

- a. Test Mode: Mendefinisikan mode tes yang digunakan adalah use training set cross-validation test dan percentage split test mode untuk teknik evaluasi.
- b. Correctly classified instances: berapa banyak baris data yang terklasifikasikan dengan benar.

- c. Incorrectly classified instances: berapa banyak baris data yang terklasifikasikan tidak benar.

Tabel 2 Performa naïve bayes

	Use Training Set	Cross Validation Folds 10	Percentage Split (60%)
Correctly Classified	83.2787%	81.3115%	80.3279%
Incorrectly Classified	16.7213%	18.6885%	19.6721%
Kappa Statistic	0.5473	0.494	0.4812
Mean Absolute Error	0.2152	0.2233	0.2154
Root Mean Squared Error	0.3555	0.3654	0.356
Relative Absolute Error	59.5237%	61.7206%	59.1665%
Root Relative Squared Error	83.7239%	86.0319%	82.6229%

Pada hasil evaluasi menunjukkan data yang diklasifikasikan secara benar (correct classified instances) sesuai dengan pengelompokan pilihan lulus pilihan pertama, Pilihan kedua dan tidak lulus oleh algoritma sebanyak 83.2787 % atau sebanyak 254 data dan data yang diklasifikasikan namun tidak sesuai dengan class yang diprediksi (incorrect classified instances) yaitu sebanyak 16.7216 % atau sebanyak 54 data.

```

Time taken to build model: 0 seconds

=== Evaluation on training set ===

Time taken to test model on training data: 0.01 seconds

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      254      83.2787 %
Incorrectly Classified Instances    51       16.7213 %
    
```

Gambar 8 Hasil Correctly dan Incorrectly

Setelah dilakukan pengolahan data training maka diperoleh akurasi pada model tersebut. Akurasi pada model dihitung dengan menggunakan confusion matrix. Berikut ini dijabarkan confusion matrix dengan metode naïve bayes classifier. Huruf a dan b pada tabel berturut-turut menunjukkan class Tidak Melanjutkan dan Melanjutkan

```

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
49 23 |  a = TIDAK MELANJUTKAN
28 205 |  b = MELANJUTKAN
    
```

Gambar 9 Confusion Matrix

Pengolahan ini menggunakan data sebanyak 305 record. Berdasarkan hasil confusion matrix terlihat bahwa 49 record pada class a diprediksi tepat sebagai class a dan sebanyak 23 record diprediksikan tidak tepat sebagai kelompok data class Tidak Melanjutkan , karena record tersebut diprediksi sebagai class Melanjutkan. Kemudian dari 205 record pada class b diprediksi tepat sebagai class b dan sebanyak 28 record diprediksikan tidak tepat sebagai kelompok data class Melanjutkan karena record tersebut diprediksi sebagai class Tidak Melanjutkan

$$\text{Presentase akurasi} = \frac{\text{banyaknya presentase yang benar}}{\text{total banyaknya prediksi}} \times 100\%$$

$$\begin{aligned} \text{Presentase akurasi} &= \frac{49 + 205}{49 + 23 + 205 + 28} \times 100\% \\ &= 80\% \end{aligned}$$

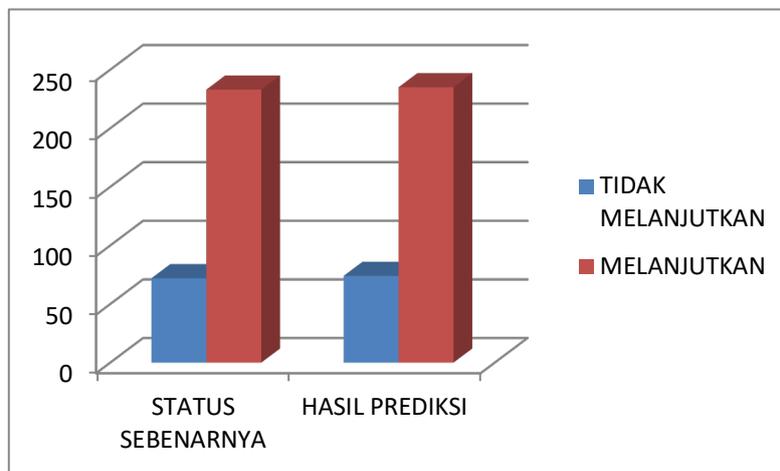
Nilai Presentase keakuratan menunjukkan keefektifan dataset Keterangan lanjut alumni yang diterapkan ke dalam metode Naïve Bayes Clasification yang mencapai 80 % .

Dari klasifikasi naïve bayes yang dilakukan menggunakan WEKA dan nilai aktual yang sebenarnya didapat data sebagai berikut :

Tabel 4.2 Perbandingan status sebenarnya dengan hasil prediksi

Keterangan Lanjut	Status Sebenarnya	Hasil Prediksi
Melanjutkan	72	74
Tidak Melanjutkan	233	235

Pada tabel di atas status sebenarnya dan hasil prediksi tidak selisih jauh atau hampir mendekati aktual.



Gambar 10 Perbandingan Prediksi dan Status Sebenarnya

Dari pengujian yang telah dilakukan, menyimpulkan bahwa hasil klasifikasi yang didapat dari data training kemudian dilakukan pengujian dengan data testing yang telah dibuat dan mengklasifikasikannya menggunakan metode naïve bayes setelah di analisa dapat diambil kesimpulan bahwa hasil dari klasifikasi dapat dikatakan akurat.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian menggunakan klasifikasi data lulusan SMP menggunakan metode naïve bayes dan IBk, maka dapat disimpulkan :

- Perancangan sistem metode Naïve Bayes dimulai dari mengumpulkan data, seleksi dan normalisasi data setelah itu sistem dapat mengklasifikasi.
- Data yang diperoleh dari SMP masih berbentuk data yang belum relevan sehingga diperlukan penyeleksian dan normalisasi.

- c. Dari hasil pengujian dan analisa “Klasifikasi Data Lulusan SMP Menggunakan Metode Naïve Bayes” dapat menyimpulkan bahwa hasil klasifikasi yang didapat dari data training kemudian dilakukan pengujian dengan data testing yang telah dibuat dan mengklasifikasikannya menggunakan metode naive bayes setelah di analisa dapat diambil kesimpulan bahwa hasil dari klasifikasi dapat dikatakan mendekati akurat. Nilai persentase akurasi menunjukkan efektifitas dataset Admissions yang di terakan pada metode Naïve Bayes Classification yang mencapai 80%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. D. Ramadhani, “Oleh: Nichyta Dian Ramadhani 11150910000009,” 2019.
- [2] Diah, “Klasifikasi Penerimaan Calon Mahasiswa Baru Menggunakan Data Mining Naive Bayes,” p. 1, 2015.
- [3] F. A. Harimurti and E. Riksakomara, “Klasifikasi Penerimaan Beasiswa Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier (Studi Kasus Universitas Trunojoyo Madura),” 2017.
- [4] I. K. Karinasari, “Deteksi Dini Penyakit Iugr (Intra Uterine Growth Retriktion) Dengan Metode Svm (Support Vector Machine),” *Klik - Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 2, p. 176, 2020, doi: 10.20527/klik.v7i2.321.
- [5] I. G. I. Suardika, “Prediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Naive Bayes: Studi Kasus Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Pendidikan Nasional,” *J. Ilmu Komput. Indones.*, vol. 4, no. 2, pp. 37-44, 2019, doi: 10.23887/jik.v4i2.2775.
- [6] F. Lionetto *et al.*, “No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析Title,” *Compos. Part A Appl. Sci. Manuf.*, vol. 68, no. 1, pp. 1-12, 2020, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ndteint.2014.07.001><https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2017.12.003><http://dx.doi.org/10.1016/j.matdes.2017.02.024>.