

PREDIKSI NILAI AKADEMIK MAHASISWA MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

R. Annisa¹, A. Sasongko²

¹Universitas Bina Sarana Informatika
Indonesia

²Universitas Bina Sarana Informatika
Indonesia

e-mail: riski.mc@bsi.ac.id, sasongko45@gmail.com

Abstrak

Pendidikan adalah suatu hal yang sangat penting dalam perkembangan suatu negara. Salah satu cara untuk meningkatkan kualitas yang lebih tinggi dari skema pendidikan tinggi adalah dengan memprediksi penilaian akademik mahasiswa dan dengan demikian lembaga dapat mengambil tindakan awal untuk meningkatkan kinerja siswa. Klasifikasi mahasiswa berdasarkan potensi kinerja akademis mereka dapat menjadi strategi yang berguna untuk mengurangi kegagalan, untuk mempromosikan pencapaian hasil yang lebih baik dan untuk mengelola sumber daya yang lebih baik di lembaga pendidikan tinggi. Penelitian ini akan mengukur nilai akademis mahasiswa dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes dimana memanfaatkan perhitungan probabilitas dan statistik data sebelumnya untuk memprediksi data di masa depan berdasarkan pada data sebelumnya. Hasil penelitian menunjukkan accuracy 96,24%, precision 95,76%, dan recall 100%. Selain itu dengan algoritma Naïve Bayes menunjukkan hasil prediksi berdasarkan mahasiswa yang kuliah sambil bekerja, jadwal kerja mahasiswa, dan berdasarkan waktu kuliah.

Kata kunci: Pendidikan, Akademik, Naïve Bayes

Abstract

Education is very important in the development of a country. One way to improve the higher quality of improving tertiary education is to predict student academics and thus the institution can take initial action to improve students. Classification of students based on their academic potential can be a useful strategy to reduce problems, to support better outcomes, and to better manage resources in higher education institutions. This study will measure the academic value used by students using the Naïve Bayes algorithm, which uses calculations and statistical data to predict future data based on previous data. The results showed an accuracy of 96.24%, 95.76% precision, and 100% recall. Also, Naïve Bayes shows prediction results based on students who are working, student work schedules, and based on lecture time.

Keywords : Education, Academic, Naïve Bayes

PENDAHULUAN

Pendidikan merupakan kegiatan terencana yang berlangsung sepanjang hidup dan menjadi kebutuhan bagi manusia. Pendidikan tidak hanya berlangsung di sekolah, akan tetapi dapat juga berlangsung di dalam keluarga dan masyarakat. Oleh karena itu, pendidikan menjadi tanggung jawab bersama antara

keluarga, masyarakat, dan juga pemerintah. Pendidikan memegang peranan penting bagi kehidupan manusia. Tanpa pendidikan manusia akan sulit berkembang atau bahkan tidak berkembang. Dengan demikian, pendidikan harus benar benar diarahkan agar menghasilkan manusia yang berkembang dan berkualitas serta mampu

bersaing, di samping memiliki akhlak dan moral yang baik (Ayuwanti, 2016).

Pendidikan adalah suatu hal yang sangat penting dalam perkembangan suatu negara. Tujuan utama dari institusi pendidikan tinggi adalah untuk menghadirkan pendidikan yang berkualitas kepada para siswanya. Salah satu cara untuk meningkatkan kualitas yang lebih tinggi dari skema pendidikan tinggi adalah dengan memprediksi penilaian akademik siswa dan dengan demikian lembaga dapat mengambil tindakan awal untuk meningkatkan kinerja siswa dan kualitas pengajaran yang ada (Hamsa, Indiradevi, & Kizhakkethottam, 2016).

Pendidikan itu sebenarnya harus didapatkan oleh setiap lapisan masyarakat agar pembangunan suatu bangsa dan negara itu dapat berjalan dengan baik. Hal tersebut juga terlihat dalam UUD 1945 pasal 31 yang menyatakan bahwa setiap warga negara berhak mendapatkan pendidikan (Amandemen UUD 1945, Bab XIII tentang Pendidikan dan Kebudayaan). Pernyataan dalam pasal 31 itu sekaligus merupakan landasan dan jaminan bagi setiap warga negara Indonesia untuk memperoleh pendidikan tanpa membedakan suku, agama, dan golongan (Sirait, 2016).

Guney (2009) menyatakan bahwa penelitian tentang kinerja akademik mahasiswa adalah topik penting dalam dunia pendidikan. Menemukan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kinerja akademik mahasiswa adalah hal yang sangat penting bagi universitas, dosen dan dalam beberapa hal untuk mahasiswa sendiri. Faktor tersebut akan sangat berpengaruh terhadap kebijakan akademik universitas, perbaikan terhadap kurikulum, penilaian kinerja dosen dan modifikasi cara dosen dalam mengajar (Wijaya, 2012).

Selain itu, penilaian standar juga dapat digunakan untuk membantu mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan siswa dalam berbagai kemampuan intelektual, dan untuk membuat proyeksi tentang penilaian masa depan siswa. Dengan mengizinkan penyediaan pendidikan yang sesuai dengan

kebutuhan siswa dibuat berdasarkan prestasi saat ini dan kemungkinan penilaian akademik siswa (Mandelman, Barbot, & Grigorenko, 2015).

Algoritma adalah metode efektif yang diekspresikan sebagai rangkaian terbatas. Algoritma juga merupakan kumpulan perintah untuk menyelesaikan suatu masalah. Perintah-perintah ini dapat diterjemahkan secara bertahap dari awal hingga akhir. Masalah tersebut dapat berupa apa saja, dengan syarat untuk setiap permasalahan memiliki kriteria kondisi awal yang harus dipenuhi sebelum menjalankan sebuah algoritma. Algoritma juga memiliki pengulangan proses (iterasi), dan juga memiliki keputusan hingga keputusan selesai (Maulana, 2017).

Machine Learning (ML) adalah salah satu metodologi cerdas yang telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam domain klasifikasi dan prediksi. Salah satu tugas ML secara umum melibatkan memprediksi variabel target dalam data yang sebelumnya tidak terlihat, adalah klasifikasi. Tujuan klasifikasi adalah untuk memprediksi variabel target (kelas) dengan membangun model klasifikasi berdasarkan pada dataset pelatihan, dan kemudian menggunakan model itu untuk memprediksi nilai kelas data uji (Bunker & Thabtah, 2019)

Klasifikasi awal mahasiswa berdasarkan potensi kinerja akademis mereka dapat menjadi strategi yang berguna untuk mengurangi kegagalan, untuk mempromosikan pencapaian hasil yang lebih baik dan untuk mengelola sumber daya yang lebih baik di lembaga pendidikan tinggi. Hal ini dapat menghasilkan desain tindakan yang berbeda yang menargetkan kelompok siswa yang berbeda sesuai dengan potensi mereka dan juga dapat menghasilkan alokasi sumber daya lembaga yang lebih efisien (Miguéis, Freitas, Garcia, & Silva, 2018).

Pada penelitian ini akan mengukur nilai akademis mahasiswa dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan memanfaatkan perhitungan probabilitas dan statistik data sebelumnya

untuk memprediksi data di masa depan berdasarkan pada data sebelumnya.

METODE

1. Klasifikasi

Metode Klasifikasi adalah jenis analisis data yang dapat membantu orang memprediksi label kelas sampel harus diklasifikasikan. Berbagai macam teknik klasifikasi telah diusulkan dalam bidang-bidang seperti pembelajaran mesin, sistem pakar dan statistik. Sejak beberapa tahun yang lalu peneliti telah mengembangkan repositori software untuk lebih dalam megenal data, dari dua puluh metode klasifikasi, Naïve Bayes merupakan salah satu metode klasifikasi terbaik (Annisa, 2019).

2. Naïve Bayes

Naïve Bayes didasarkan pada teorema Bayes. Oleh karena itu, meninjau teorema Bayes dan kemudian menggambarkan klasifikasi. *List* dari paket *software* data mining yang mendukung pembelajaran klasifikasi Naïve Bayes tersedia. Beberapa aplikasi klasifikasi Naïve Bayes tersedia dengan referensi (Brown, 2014). Teorema Bayes berasal dari persamaan 1:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

$P(A|B)$: Probabilitas kondisional dari kejadian A yang terjadi mengingat kejadian B

$P(A)$: Probabilitas kejadian A terjadi

$P(B)$: Probabilitas kejadian B terjadi

$P(B|A)$: Probabilitas kondisional dari kejadian B yang terjadi mengingat kejadian A

Klasifikasi Naïve Bayes memperkirakan persamaan probabilitas sesuai:

$$P(y) = \frac{n_y}{n}$$

$$P(x_i|y) = \frac{n_{y \& x_i}}{n_y}$$

Keterangan:

n : total nomor dari point data pada data set training,

n_y : nomor dari point data target class y

$n_{y \& x_i}$: nomor dari point data dengan target class y

i : variabel atribut yang mengambil nilai dari x_i

Hipotesis H dan bukti E diberikan dan Teorema Bayes menyatakan bahwa hubungan antara probabilitas Hipotesis sebelum mendapatkan bukti $P(H)$ dan probabilitas hipotesis setelah mendapatkan bukti $P(H|E)$ adalah:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H)P(H)}{P(E)}$$

Tujuan utama Teorema Bayes adalah untuk menghitung probabilitas bersyarat. Aturan Bayes dapat diturunkan dari dua persamaan berikut:

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

Persamaan di bawah ini mewakili probabilitas bersyarat dari A, mengingat B:

$$P(B|A) = \frac{P(B \cap A)}{P(A)}$$

Oleh karena itu, pada penggabungan dua persamaan di atas kita mendapatkan Teorema Bayes.

Persamaan di atas adalah untuk variabel prediktor tunggal, namun, dalam aplikasi dunia nyata, ada lebih dari satu variabel prediktor dan untuk masalah klasifikasi, ada lebih dari satu kelas output. Kelas-kelas dapat direpresentasikan sebagai, C1, C2, ..., Ck dan variabel prediktor dapat direpresentasikan sebagai vektor, x1, x2, ..., xn.

Tujuan dari algoritma Naïve Bayes adalah untuk mengukur probabilitas bersyarat dari suatu peristiwa dengan vektor fitur x1, x2, ..., xn milik kelas Ci tertentu,

$$P(C_i|x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{P(x_1, x_2, \dots, x_n|C_i) \cdot P(C_i)}{P(x_1, x_2, \dots, x_n)} \text{ for } 1 < i < k$$

Namun, probabilitas bersyarat, yaitu, $P(x_j|x_j + 1, \dots, x_n, c_i)$ diringkaskan menjadi $P(x_j|c_i)$ karena setiap variabel prediktor independen di Naïve Bayes. Persamaan terakhir adalah:

$$P(C_i|x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{j=1}^{j=n} P(x_j|C_i) \cdot \frac{P(C_i)}{P(x_1, x_2, \dots, x_n)} \text{ for } 1 < i < k$$

Di sini, $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ adalah konstan untuk semua kelas, oleh karena itu kita mendapatkan:

$$P(C_i|x_1, x_2, \dots, x_n) = \alpha \left(\prod_{j=1}^{j=n} P(x_j|C_i) \right) \cdot P(C_i) \text{ for } 1 < i < k$$

1. Datasets

Pada penelitian ini menggunakan data mahasiswa Universitas Bina Sarana

Informatika wilayah 3 yaitu kampus BSI wilayah jawa tengah yaitu wilayah Yogyakarta, Purwokerto, Semarang, dan Solo. Datasets mempunyai 15 atribut yang terdiri dari data nominal dan numerik.

Pada penelitian ini tahap pembersihan data tidak dilakukan karena umumnya data pada database Nilai Akademik Mahasiswa Universitas Bina Sarana Informatika sudah tidak ada duplikasi, kesalahan, dan *validation rules* pada *database* sudah sesuai dengan penelitian. *Datasets* berisi atribut sebagai berikut: nim, gelombang, wilayah, umur, semester, nama jurusan, kuliah sambil kerja, jadwal kerja, waktu kuliah, ip semester 1, ip semester 2, ip semester 3, ip semester 4, ip semester 5, indeks prestasi kumulatif, melaksanakan tugas akhir. Selanjutnya untuk validasi menggunakan 10-fold cross validation dengan membagi data training sebesar 70% dan data testing sebesar 30%. Hasil pengukuran menghasilkan Tabel 1 *confusion matrix* yang dapat menghasilkan perhitungan *accuracy*, tingkat *error*, *sensitivity*, *specificity*, *precision*, dan *recall*.

Tabel 1. Confusion Matrix

	Actual True	Actual False
Predicted True	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Predicted False	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Formulasi perhitungan adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

$$Sensitivity = recall = TP_{rate} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Spesificity = TN_{rate} = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$FP_{rate} = \frac{FP}{FP + TN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$F\ Measure = \frac{2RP}{R + P}$$

$$G - Mean = \sqrt{sensitivity * specificity}$$

$$Error = 1 - Accuracy$$

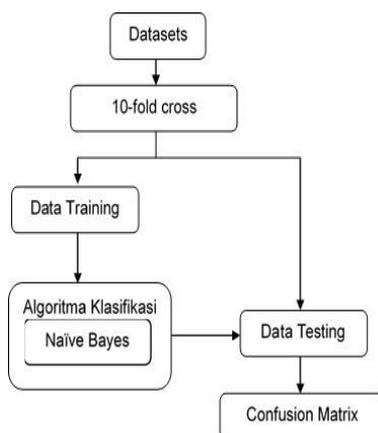
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan eksperimen dengan menggunakan komputer untuk melakukan proses perhitungan terhadap metode yang digunakan yaitu metode klasifikasi Naïve Bayes. Spesifikasi perangkat keras dan sistem operasi yang digunakan pada penelitian ini adalah menggunakan sebuah laptop DELL dengan *processor* Intel(R) Core(TM) i5-3340M CPU @ 2.70GHz, memori (RAM) 4,00 GB, dan menggunakan sistem operasi Windows 10 Pro 64-bit. Sedangkan *tools* yang digunakan pada penelitian ini adalah Rstudio.

Rancangan penelitian ini menggunakan *dataset* yang terdiri dari

619 data dan 15 atribut yang terdiri dari data numerik dan nominal. Langkah-

langkah penelitian ditunjukkan pada Gambar 1:



Gambar 1. Rancangan penelitian

Datasets (Gambar 2) berisi atribut sebagai berikut: nim, gelombang, wilayah, umur, semester, nama jurusan, kuliah sambil kerja, jadwal kerja, waktu kuliah, ip

semester 1, ip semester 2, ip semester 3, ip semester 4, ip semester 5, indeks prestasi kumulatif, melaksanakan tugas akhir.

```

[1] "nim"      "gel"      "wil"      "umur"
     "smt"      "nm_jrs"   "klh_smb1_krj"
[8] "jdw_krj"   "waktu"    "ips_1"    "ips_2"
     "ips_3"    "ips_4"    "ips_5"
[15] "IPK"      "TA"
    
```

Gambar 2. Atribut *datasets*

Dari data mahasiswa tersebut dijabarkan tipe data (Gambar 3) dari masing-masing atribut yang ada hal

tersebut diperlukan agar nantinya data dapat diukur dengan menggunakan rumus dari algoritma yang sudah ada.

```

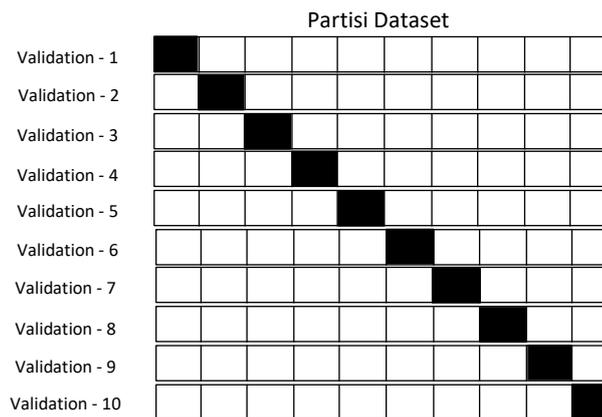
'data.frame': 619 obs. of 16 variables:
 $ nim      : num 13160264 13161035 13160272 13160294 13160322 ...
 $ gel      : num 2 5 2 2 2 2 2 3 3 3 ...
 $ wil      : int 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 ...
 $ umur     : num 20 22 21 23 22 27 20 20 23 20 ...
 $ smt      : num 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 ...
 $ nm_jrs   : Factor w/ 4 levels "Perhotelan","Sistem Informasi",...
 $ klh_smb1_krj : int 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 ...
 $ jdw_krj  : int 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 ...
 $ waktu    : int 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ ips_1    : num 3.8 2.55 0.95 3.1 3.5 2.9 3 3.45 3.1 3.3 ...
 $ ips_2    : num 3.7 2.3 0.95 2.95 3.8 0.75 2.7 3.6 2.8 3.6 ...
 $ ips_3    : num 4 1.89 0 2.68 3.32 ...
 $ ips_4    : num 3.52 1.9 0 2.29 3.62 ...
 $ ips_5    : num 2.864 2.091 0.364 2.5 3.364 ...
 $ IPK      : num 3.577 2.148 0.453 2.704 3.52 ...
 $ TA       : Factor w/ 2 levels "no","yes": 2 1 1 1 2 1 1 2 1 2 ...
    
```

Gambar 3. Tipe data masing-masing atribut

Setelah data disiapkan kemudian data di-*cleaning* terlebih dahulu dengan mengecek kekosongan data dalam atribut, karena dataset yang disediakan tidak ada

yang kosong atau *missing* maka proses langsung pada tahap validasi data dengan teknik *10-fold cross validation* seperti disajikan pada Gambar 4 yang membagi

dataset menjadi training sebesar 70% dan testing sebesar 30%.



Gambar 4. Stratified 10-fold Cross Validation

Penggunaan *software* Rapid Miner dengan cara mengimpor informasi dari sumber *database* untuk diperiksa dan dianalisa. Selanjutnya, data yang dibagi

menjadi data training tersebut berjumlah 433 data komponen nya bisa dilihat dari Gambar 5 berikut ini:

Label	TA	Binominal	Label no (81)	Label yes (352)	Value yes (352), no (81)
nim	Integer	0	Min 11160040	Max 51160069	Average 14285072.688
gel	Polynomial	0	Label 2 (37)	Label 6 (114)	Value 6 (114), 5 (95), ... [4 more]
wil	Polynomial	0	Label 3 (433)	Label 3 (433)	Value 3 (433)
umur	Integer	0	Min 18	Max 42	Average 21.755
smt	Polynomial	0	Label 6 (433)	Label 6 (433)	Value 6 (433)
nm_jrs	Polynomial	0	Label Sistem I [...] ansi (19)	Label Sistem Informasi (312)	Value Sistem Informasi (312), Teknologi Komputer (80), ... [2 more]
kih_smbt_krj	Polynomial	0	Label 2 (1)	Label 0 (338)	Value 0 (338), 1 (94), ... [1 more]
jdw_krj	Polynomial	0	Label 1 (33)	Label 0 (400)	Value 0 (400), 1 (33)
waktu	Polynomial	0	Label 2 (68)	Label 1 (365)	Value 1 (365), 2 (68)
ips_1	Numeric	0	Min 0.950	Max 4	Average 3.255
ips_2	Numeric	0	Min 0	Max 4	Average 3.224
ips_3	Numeric	0	Min 0	Max 4	Average 3.196
ips_4	Numeric	0	Min 0	Max 4	Average 3.067
ips_5	Numeric	0	Min 0	Max 4	Average 3.183
IPK	Real	0	Min 0.291	Max 4	Average 3.185

Gambar 5. Statistik data training

Dari data training diterapkanlah algoritma Naïve Bayes kemudian dibandingkan dengan data testing

sehingga didapatkan prediksi probabilitasnya yang bisa dilihat di Tabel 2 *confusion matrix*.

Tabel 2. Hasil *Confusion Matrix*

	Actual Yes	Actual No
Predicted Yes	156	0
Predicted No	7	21

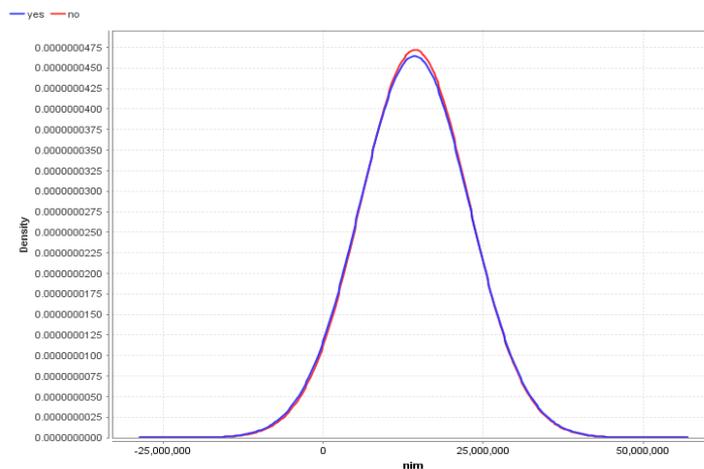
$$Accuracy = \frac{156 + 21}{156 + 0 + 7 + 21} = 96,24\%$$

$$Recall = \frac{156}{156 + 0} = 100\%$$

$$Precision = \frac{156}{156 + 7} = 95,76\%$$

Pengukuran evaluasi pada data mining dengan studi kasus nilai akademik mahasiswa yaitu dengan mengukur akurasi dan perhitungan akurasi berdasarkan confusion matrix. Dilihat dari Tabel 2. Hasil confusion matrix, di mana nilai TP (*true positive*) adalah jumlah data

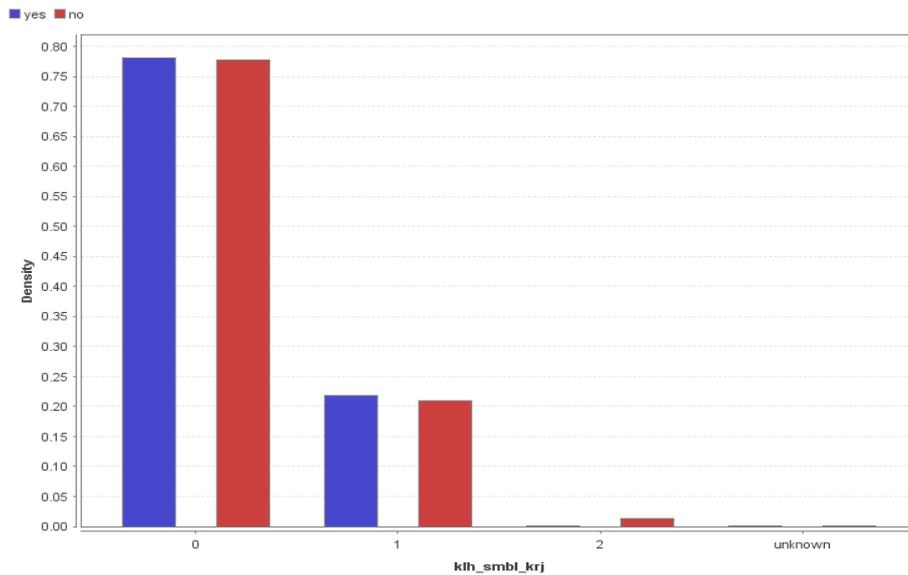
yang diprediksi benar dan kenyataannya juga benar, nilai TB (*true negative*) adalah jumlah data yang diprediksi salah dan kenyataannya salah. FP (*false positive*) adalah jumlah data yang diprediksi benar tapi kenyataannya salah, sedangkan FN (*false negative*) adalah jumlah data yang diprediksi salah tapi kenyataannya benar. Tabel 2 menunjukkan model Naïve Bayes, pada hasil perhitungannya bisa dilihat bahwa model distribusi nilai *class* "yes" sebesar 0,813 sedangkan *class* "no" sebesar 0,187.



Gambar 6. Sample Distribution Naïve Bayes

Hasil klasifikasi yang didapat kemudian dihitung nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Berdasarkan

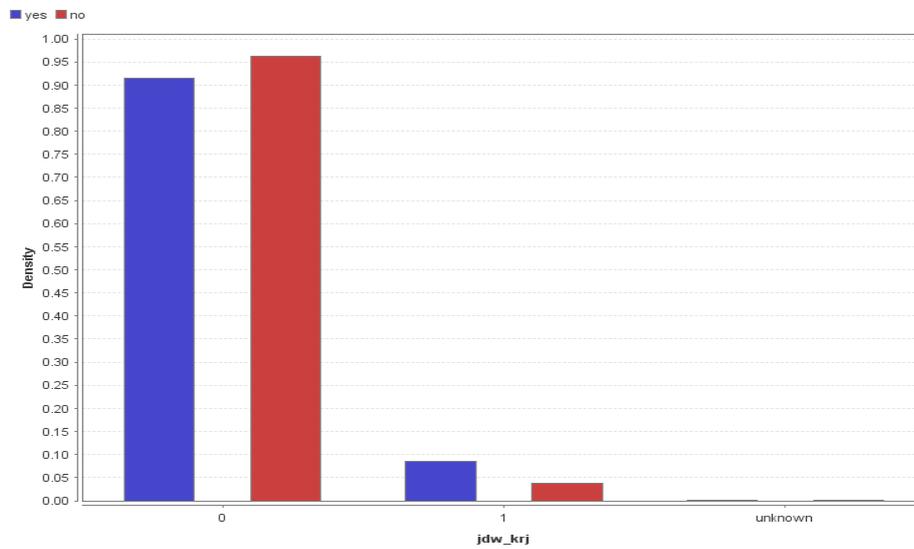
perhitungan pada table confusion matrix maka *accuracy* 96,24%, *precision* 95,76%, dan *recall* 100%.



Gambar 7. Berdasarkan Mahasiswa Kuliah sambil Kerja

Gambar 7 menunjukkan mahasiswa yang terdaftar TA dilihat dari status mahasiswa sambil bekerja bahwa yang

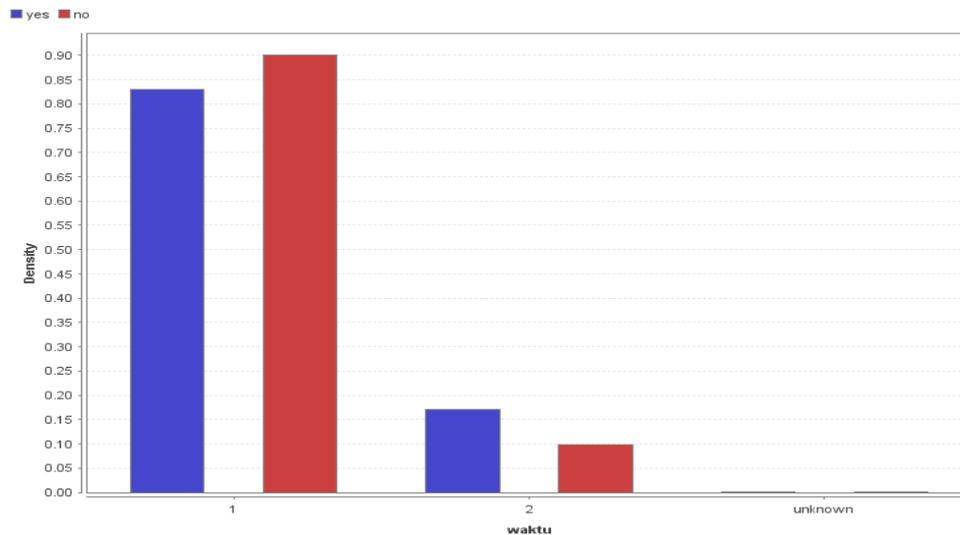
tidak bekerja maupun yang bekerja jumlah yang terdaftar TA sama besar.



Gambar 8. Berdasarkan jadwal kerja mahasiswa

Berdasarkan Gambar 8 menunjukkan bahwa yang tidak bekerja dan tidak terdaftar TA lebih banyak daripada yang tidak bekerja terdaftar TA.

Kemudian yang jadwal bekerja pagi terdaftar TA lebih banyak dari pada yang tidak terdaftar TA.



Gambar 9. Berdasarkan waktu kuliah

Gambar 9 menunjukkan bahwa yang kuliah pagi banyak yang tidak terdaftar TA sedangkan yang kuliah sore banyak yang terdaftar TA.

SIMPULAN

Penelitian ini menggunakan data mahasiswa Universitas Bina Sarana Informatika wilayah 3 yaitu kampus BSI wilayah jawa tengah. Dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk memprediksi mengukur nilai akademis mahasiswa dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes dimana memanfaatkan perhitungan probabilitas dan statistik data sebelumnya untuk memprediksi data di masa depan berdasarkan pada data sebelumnya. Berdasarkan tabel *confusion matrix* hasil penelitian menunjukkan *accuracy* 96,24%, *precision* 95,76%, dan *recall* 100%. Selain itu dengan algoritma Naïve Bayes menunjukkan hasil prediksi berdasarkan mahasiswa yang kuliah sambil bekerja, jadwal kerja mahasiswa, dan berdasarkan waktu kuliah.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih kepada Universitas Bina Sarana Informatika yang telah menyediakan waktu untuk penelitian dan data sebagai sample penelitian dan terima kasih juga kepada Universitas Pendidikan Ganesha yang telah memberi kesempatan sehingga artikel ilmiah ini dapat diterbitkan pada Jurnal Sains & Teknologi.

DAFTAR PUSTAKA

- Annisa, R. (2019). Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Prediksi Penderita Penyakit Jantung. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama*. 3(1). 22–28.
- Ayuwanti, Irma. 2016. Meningkatkan Aktivitas Dan Hasil Belajar Matematika Menggunakan Model Pembelajaran Kooperatif Tipe Group Investigation Di Smk Tuma'ninah Yasin Metro. *Jurnal Sap*. 1(2). 105-114.
- Brown, M. S. 2014. *Data Mining For Dummies*. Wiley Publishing Inc. United States.
- Bunker, R. P., & Thabtah, F. (2019). A Machine Learning Framework For Sport Result Prediction. *Applied Computing And Informatics*, 15(1), 27–33.
- Hamsa, H., Indiradevi, S., & Kizhakkethottam, J. J. (2016). Student Academic Performance Predicting Model Using Decision Tree And Fuzzy Genetic Algorithm. *Procedia Technology*, 25, 326–332.
- Guney, Yilmaz. 2009. "Exogenous and Endogenous Factors Influencing Students' Performance in Undergraduate Accounting Modules", *Accounting Education: an International Journal*. 18(1). 51–73.
- Maulana, Gun Gun. 2017. Pembelajaran Dasar Algoritma Dan Pemrograman

- Menggunakan El-Goritma Berbasis Web . *Jurnal Teknik Mesin (JTM)*. 6(2). 69-73.
- Mandelman, S. D., Barbot, B., & Grigorenko, E. L. 2015. Predicting Academic Performance And Trajectories From A Measure Of Successful Intelligence. *Learning And Individual Differences*. 51. 387–393
- Miguéis, V. L., Freitas, A., Garcia, P. J. V, & Silva, A. 2018. Early Segmentation Of Students According To Their Academic Performance: A Predictive Modeling Approach. *Decision Support Systems*. 115.36-51
- Sirait, Erlando Doni. 2016. Pengaruh Minat Belajar Terhadap Prestasi Belajar Matematika . *Jurnal Formatif* 6(1): 35-43.
- Wijaya, Anggita Langgeng. 2012. Pengaruh Tingkat Partisipasi Kelas Terhadap Kinerja Akademik Mahasiswa . *Jurnal Ekonomi & Pendidikan*. 9(1). 124-132.