

Penggunaan Metode Naive Bayes Classifier untuk Mengevaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa di Perguruan Tinggi

Novitalia¹, Putri Dinanti Mawasgenti², Tina Apriani³, Ahmad Prayogi S⁴, Aries Saifudin⁵

Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia, 15417
e-mail: ¹novitalia171@gmail.com, ²putridinanti04@gmail.com, ³tapriani44@gmail.com,
⁴aprayogi164.com, ⁵aries.saifudin@unpam.ac.id

Submitted Date: November 17th, 2020
Revised Date: July 06th, 2021

Reviewed Date: November 23, 2020
Accepted Date: July 07th, 2021

Abstract

Inaccuracy in selecting faculties at universities is one of the constraints experienced by students which affect academic values or student performance which affects the accuracy of student graduation, in developing a performance it is necessary to know the individual talents of the students, this is the background of the application The Naive Bayes Classifier (NBC) Algorithm method in admitting new students to find out the talents and interests of students, with the NBC method it is expected that there will be an increase in the activity of students in higher education. The research that we do focuses on evaluating the success of administering a department at a university. Our research focuses on evaluating the success of administering a department at a university using the Naive Bayes Classifier (NBC) algorithm. Because the success of student academic performance is very dependent on the level of student ability to develop the knowledge they have. So that to evaluate the performance of students, a method is needed, namely the Naive Bayes Classifier (NBC) algorithm to analyze the level of student performance. The results of this study will show which are very influential on the provisions of a classification of a student's academic performance. The results can be based on the Achievement Index (IP) so that the results obtained by the method used can be used as evaluation material for the university or related students.

Keywords: University; Student; Performance; Naive Bayes Classifier (NBC)

Abstrak

Ketidaktepatan dalam pemilihan fakultas di universitas adalah salah satu kendala yang dialami oleh mahasiswa yang berpengaruh terhadap nilai-nilai akademik atau kinerja mahasiswa yang berdampak terganggunya ketepatan dalam kelulusan mahasiswa tersebut, dalam mengembangkan suatu kinerja perlu mengetahui bakat individu dari para mahasiswa, hal ini melatar belakangi penerapan metode Algoritma Naive Bayes Classifier (NBC) dalam penerimaan mahasiswa baru agar mengetahui bakat dan minat dari para mahasiswa, dengan metode NBC diharapkan adanya peningkatan ektivitas dari para mahasiswa dalam perguruan tinggi. Penelitian yang kami lakukan fokus untuk mengevaluasi keberhasilan penyelenggara suatu Jurusan pada salah satu Universitas. Penelitian yang kami lakukan fokus untuk mengevaluasi keberhasilan penyelenggara suatu Jurusan pada salah satu Universitas dengan menggunakan metode Algoritma Naive Bayes Classifier (NBC). Karena keberhasilan kinerja akademik mahasiswa sangat bergantung pada tingkat kemampuan mahasiswa dalam mengembangkan ilmu yang dimiliki. Sehingga untuk mengevaluasi kinerja dari mahasiswa diperlukan sebuah metode yakni Algoritma Naive Bayes Classifier (NBC) untuk menganalisa seberapa besar tingkat kinerja mahasiswa. Hasil dari penelitian ini akan menunjukkan mana saja yang sangat berpengaruh terhadap ketentuan suatu klasifikasi kinerja akademik seorang mahasiswa. Adapun hasilnya dapat berdasarkan Index Prestasi (IP) sehingga hasil yang diperoleh dengan metode yang digunakan dapat menjadikan bahan evaluasi terhadap pihak universitas ataupun mahasiswa terkait.

Kata Kunci: Universitas; Mahasiswa; Kinerja; Naive Bayes Classifier (NBC)

1. Pendahuluan

Dalam dunia pendidikan, terutama dalam lingkup perguruan tinggi, sering kali mahasiswa dituntut memiliki kinerja akademik yang maksimal sebagai tolak ukur dalam melakukan evaluasi. Sedangkan aspek penting dalam menentukan kinerja akademik mahasiswa berkaitan dengan ketrampilan mahasiswa untuk mengembangkan ilmu. Pada saat ini, pengembangan teknologi sangatlah pesat sehingga memudahkan mahasiswa dan pengajar dalam mengakses ilmu dan informasi.

Dari beberapa penelitian sebelumnya, menunjukkan bahwa untuk mencapai kesuksesan akademik atau untuk meningkatkan prestasi mahasiswa sangat diperlukan mindset untuk berkembang dan percaya bahwa kecerdasan dapat tumbuh melalui kerja keras, pengalaman dan dorongan semangat dari orang lain. Salah satunya perlunya Analisa untuk mengevaluasi bagaimana kinerja akademik mahasiswa agar mahasiswa selalu termotivasi agar selalu meningkatnya prestasi atau kinerja akademiknya.

Sebagai penentu keberhasilan mahasiswa dalam program studi bisa dilihat berdasarkan ketepatan dalam menyelesaikan masa studinya. Pada penelitian sebelumnya, evaluasi dilakukan menggunakan training set dan testing set pada data mahasiswa semester 6. Oleh karena itu, diperlukan sebuah metode yang efisien dengan keakuratan yang tinggi. Dalam penelitian ini, untuk mengevaluasi kinerja akademik Mahasiswa akan menggunakan metode Naive Bayes Classifier.

Beberapa metode yang pernah diterapkan masih memiliki tingkat keakuratan yang rendah (Suprianto, 2020). Sehingga di penelitian ini kami mengusulkan untuk menggunakan metode Naive Bayes Classifier untuk mengevaluasi proses kinerja akademik pada mahasiswa di Perguruan Tinggi. Pada penelitian sebelumnya yang menggunakan metode algoritma c4.5 memperoleh hasil yakni dengan nilai koefisien relasi pelatihan sebesar 0,94353 sedangkan untuk nilai MSE memperoleh nilai yakni 0,016175 dan sedangkan nilai koefisien relasi pengujian adalah 0,56071 dan nilai MSE adalah 0,12188. Sehingga dalam penelitian, ini kami menggunakan metode algoritma Naive Bayes Classifier. Selain bisa dipakai untuk data kuantitatif, algoritma Naive Bayes ini juga bisa mengolah data kualitatif, yang tidak memerlukan jumlah data yang banyak (Astuti, Sudiby, Kurniawan, & Rahayu, 2018). Sehingga kami bisa menggunakan beberapa data sample yang akan kita gunakan untuk melakukan penelitian ini.

Algoritma Naive Bayes Classifier adalah algoritma klasifikasi yang berdasarkan pedoman berdasarkan teorema Bayes. Ciri khas dari algoritma Naive Bayes ini adalah pengasumsian yang kuat terhadap independensi terhadap masing masing kejadian (Ridwan, Suyono, & Sarosa, 2013). Algoritma Naive Bayes ini bekerja dengan baik jika dibandingkan dengan algoritma classifier yang lain.

2. Metodologi

Metode yang digunakan dalam penelitian, yaitu menerapkan data mining dan pengolahan melalui proses klasifikasi dengan Algoritma Naive Bayes Classifier (Mustafa & Simpen, 2019).

2.1 Data Mining

Data mining suatu proses penambangan data dengan menggunakan teknologi pengenalan pola (pattern recognition), machine learning serta teknik matematika, statistic dan database (Rohman, 2015). Tujuan pemrosesan data mining yakni untuk menentukan hubungan antar pola yang mendapatkan indikasi yang bermanfaat. Maka dalam penelitian ini, kami menerapkan metode klasifikasi karena metode ini bisa mengelompokkan data berdasarkan keterkaitan data yang sudah ada serta bisa mengatasi masalah pada data yang besar.

Tahap dalam pengolahan data mining, yaitu:

1. Penghapusan data
Penghapusan / pembersihan pada data yang mengganggu atau data yang tidak penting serta memperbaharui data yang hilang.
2. Penggabungan data
Penggabungan data dari beberapa sumber yang sudah ada, digunakan dalam pemrosesan data mining, disimpan disuatu berkas, dan terpisah dari operasional dalam basis data.
3. Pemilihan data
Pencarian selanjutnya dengan memilih data, data yang sudah relevan akan dipilih dan dikumpulkan kembali
4. Transformasi data
Tahap transformasi adalah tahap setelah data sudah dipilih. Sehingga proses coding ini merupakan proses yang sangat bergantung pada jenis dan pola informasi yang dicari dalam basis data
5. Evaluasi pola
Dari pola-pola yang dikumpulkan, akan dipilih pola yang menarik. Pola tersebut yang akan diambil.

- Penyajian pola
 Setelah diambil pola yang menarik, pola yang diambil tersebut kemudian akan divisualisasikan ke pengguna.

2.2 Algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC)

Algoritma naive bayes classifier adalah suatu proses pengklasifikasian dimana algoritma ini mengasumsikan atribut objek secara independen (Nasution, Djahara, & Zamsuri, 2015). Dalam penelitian ini, Naive Bayes Classifier berperan sangat penting. karena metode di dalam algoritma ini memiliki keakuratan yang sangat baik dalam pengklasifikasian (Mulyati, Yulianti, & Saifudin, 2017). Algoritma ini juga hanya membutuhkan jumlah data training yang lebih sedikit.

Kelebihan lain yang didapat menggunakan algoritma ini adalah misalnya kita menggunakan

dalam bahasa pemrograman codenya relatif sangat sederhana dan mampu digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dan masalah biner atau multiclass. tetapi walaupun mempunyai kelebihan algoritma ini mempunyai kekurangan dalam membuat suatu keputusan, diperlukannya sebuah riset awal atau dengan riset masa sebelumnya. Keberhasilan yang dihasilkan sangat bergantung pada riset awal tersebut. Banyak celah yang bisa mengurangi efektifitas yang dirancang hanya untuk mendeteksi sebuah kata-kata saja, tidak bisa menghasilkan berupa gambar.

3. Hasil dan Pembahasan

Dalam tahap penerapan model ini akan menerapkan model yang akan menghasilkan model terbaik dari model sebelumnya. Dalam penelitian ini, kami mengumpulkan beberapa sample dari 380 mahasiswa berdasarkan IPK.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
NAMA	JENIS KELAMIN	STATUS MAHASISWA	UMUR	STATUS NIKAH	IPS 1	IPS 2	IPS 3	IPS 4	IPS 5	IPS 6	IPS 7	IPS 8	IPK	STATUS KESULUSAN
1 ANIK WIDAYANTI	PEREMPUAN	BEKRIA	28	BELUM MENIKAH	2,76	2,8	3,2	3,17	2,98	3	3,03	0	3,07	TERLAMBAT
2 DWI HESTIYA PRHASTANTI	PEREMPUAN	MAHASISWA	32	BELUM MENIKAH	3	3,3	3,14	3,14	2,84	3,12	3,23	0	3,17	TERLAMBAT
3 MURVA ARIEF BAGIJKI	PEREMPUAN	BEKRIA	26	BELUM MENIKAH	3,5	3,3	3,7	3,25	3,53	3,72	3,73	0	3,54	TERLAMBAT
4 NANI SUSANTI	PEREMPUAN	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	3,17	3,43	3,03	3,36	3,58	3,03	3,46	0	3,41	TERLAMBAT
5 RIFKA ISTIQARINA	PEREMPUAN	BEKRIA	26	BELUM MENIKAH	2,6	2,85	3,3	2,85	2,98	3	3,08	0	3,03	TERLAMBAT
6 SUHARYONO	LAKI-LAKI	BEKRIA	27	BELUM MENIKAH	2,95	2,82	3,05	3,3	2,78	3,16	3,23	0	3,07	TERLAMBAT
7 FARIDHATUN NAZLI	PEREMPUAN	MAHASISWA	26	BELUM MENIKAH	2,76	3,14	2,6	2,95	3,23	3,33	3,3	3,3	3,06	TEPAT
8 FFI SUNALISA	PEREMPUAN	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	2,62	2,85	2,32	2,5	2,5	2,86	3,05	2,5	2,93	TEPAT
9 HENDRIK MULYANTO	PEREMPUAN	BEKRIA	25	MENIKAH	3,6	3,54	3,52	3,35	3,52	3,68	3,15	0	3,4	TERLAMBAT
10 IVAN AGUNG RIBOWO	PEREMPUAN	BEKRIA	28	BELUM MENIKAH	2,73	2,55	1,77	2,11	1,93	2,12	1,78	0,3	2,2	TERLAMBAT
11 IVAN SANTOSA	PEREMPUAN	BEKRIA	27	BELUM MENIKAH	3,14	3,46	3,4	3,43	3,27	3,15	3,83	4	3,44	TERLAMBAT
12 IRAN EKO WAHUDI	PEREMPUAN	BEKRIA	32	BELUM MENIKAH	2,67	2,3	1,57	1,84	1,58	1,68	1,13	0,94	2,4	TERLAMBAT
13 IRAN RAMBIL	PEREMPUAN	BEKRIA	26	BELUM MENIKAH	2,57	2,82	3,2	2,45	3,1	2,42	3	1,42	2,45	TERLAMBAT
14 MARYULLAH	PEREMPUAN	BEKRIA	33	BELUM MENIKAH	2,71	3	2,65	2,27	2,13	3,34	2,5	0	2,57	TERLAMBAT
15 DIANKALY FITRI	PEREMPUAN	MAHASISWA	26	BELUM MENIKAH	3,24	3,38	3,44	3,3	3,56	3,45	3,35	3,35	3,45	TERLAMBAT
16 DONNY PRASOWO	LAKI-LAKI	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	2,86	2,86	2,45	1,86	3,15	3,14	2,98	2	3,04	TERLAMBAT
17 EDI JATMID	PEREMPUAN	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	2,73	3,27	2,34	3,36	3,23	3,28	3,15	2	3,15	TERLAMBAT
18 ADI SUKEDI	LAKI-LAKI	BEKRIA	39	BELUM MENIKAH	2,67	2,2	1,65	3	3,17	3,08	3,33	0	2,95	TERLAMBAT
19 AHMAD BIZDI	LAKI-LAKI	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	2,87	2,88	1,92	1,63	2,36	2,23	0,78	0,92	2,13	TERLAMBAT
20 ANDI HARDO ANTO	LAKI-LAKI	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	3,1	3,71	2,96	3,4	3,4	3,61	3,73	3	3,38	TEPAT
21 ANDI SUNARWAN	LAKI-LAKI	BEKRIA	28	BELUM MENIKAH	3	3,33	2,88	2,8	3,36	3,07	3,43	4	3,25	TERLAMBAT
22 ANNY AZIZAH	LAKI-LAKI	BEKRIA	26	BELUM MENIKAH	3,12	3,23	2,96	3	3,31	3	3,08	3	3,15	TERLAMBAT
23 ARIEF PRAMAWATIYUDI	LAKI-LAKI	MAHASISWA	26	BELUM MENIKAH	2,6	3,32	2,82	2,93	3,2	2,82	3,27	4	3,13	TERLAMBAT
24 DENNY SELA PUTRORIBOWO	BEKRIA	LAKI-LAKI	29	BELUM MENIKAH	2,95	3,43	3,48	3,24	2,95	3	2,75	0	3,2	TERLAMBAT
25 MARTINA FLAVENA	LAKI-LAKI	BEKRIA	25	MENIKAH	3,02	2,92	2,47	2,02	2	3,42	3,24	2	3,02	TERLAMBAT
26 MASLINA LAMLI	LAKI-LAKI	BEKRIA	30	BELUM MENIKAH	2,64	3	2,5	2,77	3,25	3,5	3,27	2	3,08	TERLAMBAT
27 MURDIANTORO	LAKI-LAKI	MAHASISWA	32	BELUM MENIKAH	2,42	2,45	2,14	1,95	1,82	2,06	1,61	0	2,32	TERLAMBAT
28 NALI RISHMAH	PEREMPUAN	BEKRIA	27	BELUM MENIKAH	0,33	2,6	3,16	2,35	3,09	2,96	3,24	3,65	3,23	TERLAMBAT
29 NARUL SAFRANI	LAKI-LAKI	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	3,33	3,63	3,49	3,89	3,6	3,13	3,35	3,35	3,32	TEPAT
30 NOOR KAMALUDDIN MALIK	LAKI-LAKI	BEKRIA	26	BELUM MENIKAH	2,52	2,7	2,84	2,77	3,20	3,15	2,61	3	3	TERLAMBAT
31 ROHANA MIRAWATI	LAKI-LAKI	MAHASISWA	25	BELUM MENIKAH	3,05	3,38	3,23	2,93	2,82	3,32	3,39	2,5	3,23	TERLAMBAT
32 SANDYUSHA NUGRAHA	LAKI-LAKI	BEKRIA	30	BELUM MENIKAH	2,81	3,06	2,63	3,36	2,96	3,24	3,04	3,3	3,1	TERLAMBAT
33 S SRI LANNAWATI	LAKI-LAKI	MAHASISWA	32	BELUM MENIKAH	2,52	2,75	2,25	2,5	2,64	2,87	3,2	2	2,86	TEPAT
34 SRI MULIK ISWATI	LAKI-LAKI	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	3,12	3,3	2,73	2,8	3,07	3,31	2,77	2,77	3,07	TEPAT
35 S. TANJUNGTATI SUPRANA	LAKI-LAKI	MAHASISWA	27	BELUM MENIKAH	2,46	3,05	2,44	2,46	2,61	2,68	2,61	2,73	3,06	TERLAMBAT

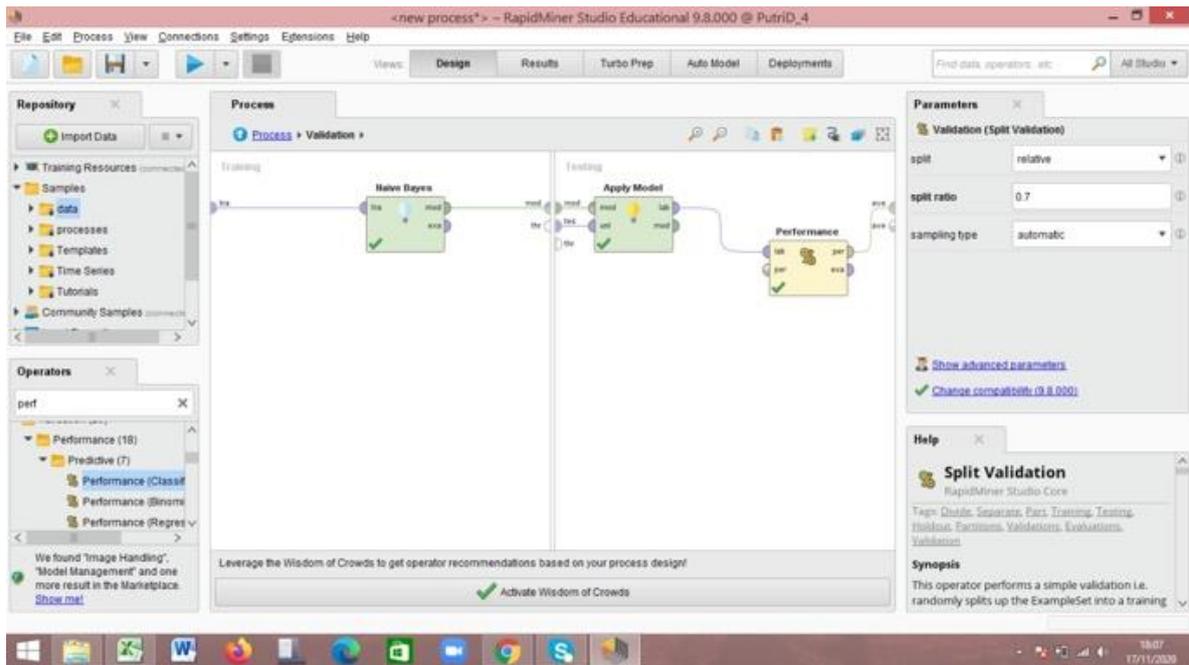
Gambar 1 Data mahasiswa

Berikut tahapan metode algoritma Naive Bayes Classifier dengan menggunakan software rapid miner.

3.1 Penghapusan data

Penghapusan data ini merupakan suatu proses untuk menghilangkan data yang mengganggu (Rismayanti, 2016) (Yasmianti,

Wahyudi, & Susilo, 2017). Proses awal ini sangat berpengaruh pada performa teknik data mining (Rifqo & Wijaya, 2017). Data yang tidak relevan ini misalnya data yang hilang, data yang salah ketik dan data yang tidak valid (Mandias, 2015). Di sini, kami mengambil sample dari dataset kelulusan mahasiswa dari 380 mahasiswa.



Gambar 2 Susunan model

3.2 Penggabungan data

Tahap berikutnya adalah tahap untuk menggabungkan data dari beberapa sumber yang

ada. Berikut penggabungan data dari beberapa sumber untuk pemrosesan data mining.

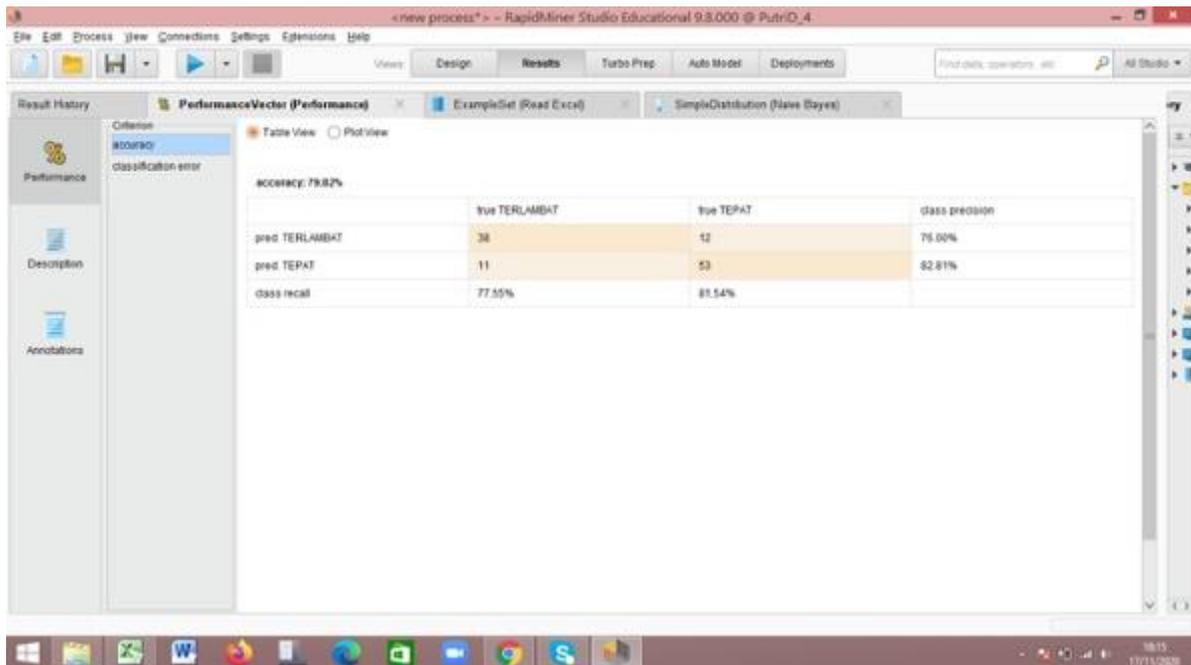
Row No.	STATUS KEL.	NAMA	JENIS KEL.	STATUS MA.	UMUR	STATUS NIK.	IPS 1	IPS 2	IPS 3	IPS 4	IPS 5
1	TERLAMBAT	ANIK WIDAYA.	PEREMPUAN	BEKERJA	28	BELUM MENI...	2.760	2.800	3.200	3.170	2.980
2	TERLAMBAT	DWI HESTYNI.	PEREMPUAN	MAHASISWA	32	BELUM MENI...	3	3.300	3.140	3.140	2.840
3	TERLAMBAT	MURYA ARIE.	PEREMPUAN	BEKERJA	29	BELUM MENI...	3.500	3.300	3.700	3.290	3.530
4	TERLAMBAT	HANIK SUSA.	PEREMPUAN	MAHASISWA	27	BELUM MENI...	3.170	3.410	3.610	3.360	3.480
5	TERLAMBAT	RIFKA ISTIOF.	PEREMPUAN	BEKERJA	29	BELUM MENI...	2.900	2.890	3.300	2.850	2.980
6	TERLAMBAT	SUHARYONO	LAKI-LAKI	BEKERJA	27	BELUM MENI...	2.950	2.820	3.090	3.100	2.780
7	TEPAT	FARIKHATUN.	PEREMPUAN	MAHASISWA	26	BELUM MENI...	2.760	3.140	2.600	2.950	3.230
8	TEPAT	FIFI SURALISA	PEREMPUAN	MAHASISWA	27	BELUM MENI...	2.620	2.890	2.320	2.500	2.500
9	TERLAMBAT	HENDRIK M.	PEREMPUAN	BEKERJA	25	MENKAH	3.600	3.540	3.520	3.390	3.520
10	TERLAMBAT	IMAM AGUNG.	PEREMPUAN	BEKERJA	28	BELUM MENI...	2.710	2.550	1.770	2.110	1.930
11	TERLAMBAT	IMAM SANTO.	PEREMPUAN	BEKERJA	27	BELUM MENI...	3.140	3.460	3.400	3.430	3.270
12	TERLAMBAT	IRFAN EKO ...	PEREMPUAN	BEKERJA	32	BELUM MENI...	2.670	2.300	1.570	1.440	1.580
13	TERLAMBAT	IWAN HAMBALI	PEREMPUAN	BEKERJA	26	BELUM MENI...	2.570	2.820	2.200	2.450	2.100
14	TERLAMBAT	M SYAFULLAH	PEREMPUAN	BEKERJA	31	BELUM MENI...	2.710	3	2.650	2.270	2.130

Gambar 3 Hasil pembacaan data

3.3 Pemilihan data

Langkah selanjutnya adalah pemilihan data yang sudah relevan dan akan dijadikan satu kembali. Dalam uji data ini didapatkan nilai akurasi

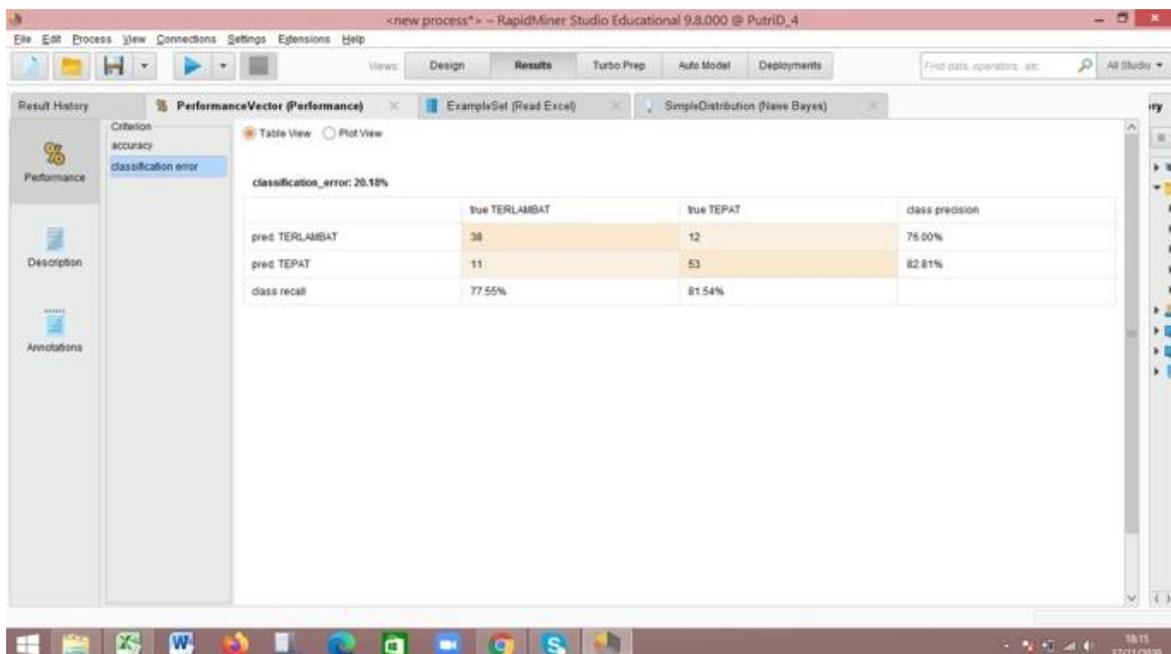
sebesar 79,82%. Untuk status kelulusan terlambat sebesar 76,00% dan status kelulusan tepat sebesar 82,81%.



	true TERLAMBAT	true TEPAT	class precision
pred TERLAMBAT	38	12	75.00%
pred TEPAT	11	53	82.81%
class recall	77.55%	81.54%	

Gambar 4 Akurasi model

Sedangkan untuk uji klasifikasi nilai errornya sebesar 20,18%. Untuk status kelulusan terlambat sebesar 76,00% dan status kelulusan tepat sebesar 82,81%.



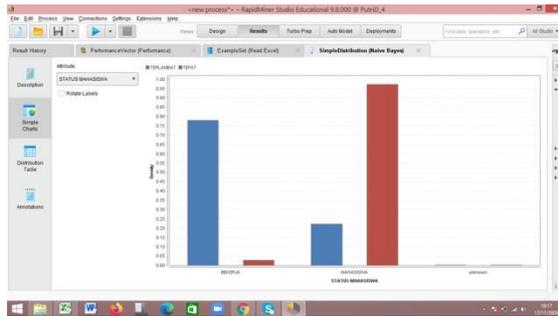
	true TERLAMBAT	true TEPAT	class precision
pred TERLAMBAT	38	12	75.00%
pred TEPAT	11	53	82.81%
class recall	77.55%	81.54%	

Gambar 5 Nilai kesalahan klasifikasi

3.4 Transformasi data

Proses transformasi pada data kelulusan mahasiswa yang sudah dipilih yang akan digunakan untuk proses data mining ini akan mengubah nilai dari atribut yang diubah menjadi bentuk diskrit menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier. Untuk mahasiswa yang berstatus bekerja, status kelulusan terlambatnya sebesar 0,75

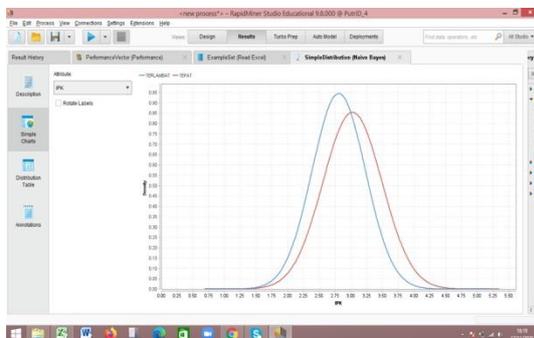
lalu untuk status kelulusan tepatnya sebesar 0,00. Sedangkan mahasiswa dengan status mahasiswa, status kelulusan terlambatnya sebesar 0,20 dan status kelulusan tepatnya sebesar 0,95.



Gambar 6 Grafik kinerja model

3.5 Evaluasi pola

Dari beberapa pola yang sudah dikumpulkan, maka tahap selanjutnya adalah mengevaluasi pola untuk menyajikan pola yang paling menarik. Berikut beberapa pola yang sudah diambil.



Gambar 7 Grafik pola model

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah kami dilakukan, berikut kesimpulannya:

1. Penerapan suatu metode Naive Bayes Classifier untuk maksimal tolak ukur dalam melakukan suatu evaluasi, dunia pendidikan, terutama dalam lingkup perguruan tinggi.
2. Metode Naive Bayes Classifier dapat diimplementasikan sebagai penentu keberhasilan mahasiswa dalam program studi untuk ketepatan dalam menyelesaikan masa studinya.

5. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang kami lakukan, kami mengharapkan penelitian selanjutnya mengembangkan hal-hal berikut ini:

1. Keakuratan metode algoritma naive bayes classifier ini sesuai atau berdasarkan dengan jumlah. Sehingga disarankan untuk adanya pengembangan pada sistem.
2. Untuk mengetahui cara evaluasi peningkatan dalam dunia pendidikan terutama dalam

perguruan tinggi, diperlukan adanya penelitian lanjutan dalam jangka waktu tertentu.

Referensi

- Astuti, Y. P., Sudibyo, U., Kurniawan, A. W., & Rahayu, Y. (2018). Algoritma Naive Bayes dengan fitur seleksi untuk mengetahui hubungan variabel nilai dan latar belakang pendidikan. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, 9(1), 597-602. doi:10.24176/simet.v9i1.2016
- Mandias, G. F. (2015). Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Di Universitas Klabat Dengan Metode Klasifikasi. *Proceedings Konferensi Nasional Sistem dan Informatika (KNS&I)* (pp. 351-354). Denpasar: STMIK STIKOM Bali.
- Mulyati, S., Yulianti, Y., & Saifudin, A. (2017). Penerapan Resampling dan Adaboost untuk Penanganan Masalah Ketidakseimbangan Kelas Berbasis Naive Bayes pada Prediksi Churn Pelanggan. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 2(4), 190-199. doi:10.32493/informatika.v2i4.1440
- Mustafa, M. S., & Simpen, I. W. (2019). Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier (Studi Kasus STMIK Diponegara). *JUSITI (Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi)*, 193-202.
- Nasution, N., Djahara, K., & Zamsuri, A. (2015). Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes (Studi Kasus: Fasilkom Unilak). *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 6(2), 1-11. doi:10.31849/digitalzone.v6i2.91
- Ridwan, M., Suyono, H., & Sarosa, M. (2013). Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. *Jurnal EECCIS*, 7(1), 59-64.
- Rifqo, M. H., & Wijaya, A. (2017). Implementasi Algoritma Naive Bayes dalam Penentuan Pemberian Kredit. *Jurnal Pseudocode*, 4(2), 120-128. doi:10.33369/pseudocode.4.2.120-128
- Rismayanti. (2016). *Implementasi algoritma C4.5 untuk menentukan penerima beasiswa di STT Harapan Medan*.
- Rohman, A. (2015). Model Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk prediksi kelulusan mahasiswa. *Neo Teknika: Jurnal Ilmiah Teknologi*, 1(1), 1-9. doi:10.37760/neoteknika.v1i1.350
- Suprianto, S. (2020). Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Menentukan Lokasi Strategis Dalam Membuka Usaha Menengah Ke Bawah di Kota Medan (Studi Kasus: Disperindag Kota Medan). *Jurnal Sistem Komputer dan*

- Informatika (JSON)*, 1(2), 125-130.
doi:10.30865/json.v1i2.1939
- Yasmianti, Y., Wahyudi, W., & Susilo, A. (2017).
Pengembangan Aplikasi Data Mining dengan
Algoritma c4.5 dan apriori di fakultas
Teknologi Informatika Universitas Respati
Indonesia. *Jurnal Teknologi*, 9(1), 31-41.
doi:10.24853/jurtek.9.1.31-41