

Implementation of Naïve Bayes for Classification of Learning Types

Lisnawita¹, Guntoro², Musfawati³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer^{1,2}

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer³

Jl. Yos Sudarso Km.8 Rumbai^{1,2,3}

Emai: Lisnawita@unilak.ac.id¹, Guntoro@unilak.ac.id², Musfawati@unilak.ac.id²

Abstract

Learning is a process that is carried out by each individual from not knowing to knowing, or from bad behavior to being good, so that it has a good change for the individual, Each individual has a learning type in receiving the material presented by the teacher, but not all individuals understand what type of learning they need, The purpose of the research is to determine the type of learning of the students of the Faculty of Computer Science. The method used is naive Bayes for the accuracy of its calculations. The results of this study are the classification of visual learning types as many as 50 people, for audio as many as 24 people, while kinesthetic as many as 25 people, for the Informatics Engineering Study Program as many as 61, consists of 37 visual learning types, Auditory 14 people, Kinesthetic 10 people, While the Information Systems Study Program is 37 people, where is Visual 14 people, Auditory 9 people and Kinesthetic 14 people. With this classification, it can help lecturers apply learning methods that are suitable for their students. The best Naïve Bayes accuracy rate is 88.89%

Keywords: Learning Type, Classification, Nave bayes, Accuracy

Implementasi Naïve Bayes untuk Klasifikasi Tipe Belajar Mahasiswa

Abstrak

Belajar adalah proses yang dilakukan setiap individu dari yang tidak tahu menjadi tau, ataupun dari perilaku buruk menjadi baik, sehingga berdampak perubahan yang baik bagi individu tersebut. Setiap individu memiliki tipe belajar dalam menerima materi yang disampaikan oleh pengajarnya, tapi tidak semua individu memahami tipe belajar seperti apa yang mereka butuhkan. tujuan penelitian adalah menentukan tipe belajar dari mahasiswa Fakultas ilmu Komputer. Metode yang digunakan adalah naïve bayes untuk akurasi perhitungannya. Hasil penelitian ini yaitu klasifikasi tipe belajar visual sebanyak 50 orang, Untuk Audio sebanyak 24 Orang, sedangkan kinestetik sebanyak 25 orang, untuk Prodi Teknik Informatika Sebanyak 61, terdiri dari tipe belajar visual 37 orang, Auditori 14 orang, Kinestetik 10 orang, Sedangkan Prodi Sistem Informasi Sebanyak 37 orang, Dimana Visual 14 orang, Auditori 9 orang dan Kinestetik 14 orang. Dengan adanya klasifikasi ini dapat membantu dosen menerapkan metode pembelajaran yang cocok bagi mahasiswanya. Tingkat Akurasi Naïve Bayes terbaik yaitu 88.89 %

Kata kunci: Tipe Belajar, Klasifikasi, Naïve bayes, Akurasi

1. Pendahuluan

Setiap mahasiswa memiliki tipe belajar yang berbeda, ada yang memahami belajar secara Auditori, ada yang secara Visual dan ada yang secara Kinestetik. Dengan tipe belajar yang berbeda tersebut tentunya beda penyampaian materi dari pengajar akan membuat mahasiswa tidak akan begitu dapat menerima transferan ilmu dari pengajar dengan baik. Untuk memudahkan seorang pengajar dalam menyampaikan materi pembelajarannya, maka pengajar harus memahami tipe belajar dari mahasiswa tersebut. Menentukan Akurasi *Naive Bayes Classification* dalam menentukan Tipe belajar mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer. Pembelajaran yang dilaksanakan seorang pengajar dikelas, yaitu dengan menyampaikan materi dengan metode pembelajaran yang sama bagi setiap mahasiswa, sehingga ini membuat kesulitan dari mahasiswa yang berbeda tipe belajar menerima materi yang disampaikan oleh pengajarnya, dan hasil yang didapat kurangnya pemahaman siswa dalam memahami materi yang disampaikan dan berakhir dengan malasnya mengikuti pembelajaran tersebut.

Pada penelitian [1] Dari hasil penelitian yang dilakukan dari tahap awal hingga pengujian, dan hasil perbandingan dapat disimpulkan bahwa model yang terbentuk dengan algoritma Naive Bayes sendiri sudah memiliki akurasi yang sangat baik yaitu sebesar 99,47 % dalam mengklasifikasikan status peminatan siswa SMA. [2] Hasil pemodelan dengan menggunakan *naive bayes classifier* menghasilkan rekomendasi yang dapat membantu dosen wali maupun mahasiswa memilih konsentrasi mata kuliah, berdasarkan data set (data sample dari angkatan sebelumnya) yang telah dijadikan acuan perhitungan. [3] Kegiatan evaluasi prestasi mahasiswa selama semester satu sampai semester lima dapat dilaksanakan menggunakan teknik data mining. Penggunaan algoritma *naive bayes* untuk mengevaluasi prestasi mahasiswa ditunjukkan dengan perbandingan data training dan data uji sebesar 70 : 30. Hasil evaluasi menghasilkan kategori kelulusan tepat dan tidak dengan menunjukkan akurasi sebesar 66,6%. Pengembangan [4] Berdasarkan hasil pengujian confusion matrix dengan teknik split validasi, penggunaan metode klasifikasi *naive bayes* terhadap dataset yang telah diambil pada objek penelitian diperoleh tingkat akurasi sebesar 73% atau termasuk dalam kategori Good. Sementara nilai Precision sebesar 92% dan Recall sebesar 86%. Berdasarkan hal tersebut dapat dinyatakan bahwa sistem klasifikasi yang dibangun dapat digunakan sebagai bahan masukan bagi pengambil keputusan. [5] Berdasarkan hasil pengujian confusion matrix dengan teknik split validasi, penggunaan metode klasifikasi *naive bayes* terhadap dataset yang telah diambil pada objek penelitian diperoleh tingkat akurasi sebesar 73% atau termasuk dalam kategori Good. Sementara nilai Precision sebesar 92% dan Recall sebesar 86%. Berdasarkan hal tersebut dapat dinyatakan bahwa sistem klasifikasi yang dibangun dapat digunakan sebagai bahan masukan bagi pengambil keputusan. [6] Berdasarkan hasil perhitungan Metode Naive Bayes menggunakan RapidMiner nilai accuracy: 96,87%, Precision: 97,04%, dan Recall: 97,02%. Dan Berdasarkan hasil perhitungan Metode Naive Bayes menggunakan M. Excel nilai accuracy: 53%, nilai Precision: 97% dan nilai Recall: 97%. Sehingga Metode Naive Bayes merupakan metode dengan tingkat akurasi yang kecil bila menggunakan data yang banyak. [7]

Berdasarkan data siswa yang diperoleh, proses data mining dengan metode klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes dan Cross Validation didapatkan informasi dari hasil penentuan kelulusan siswa pada data pelatihan pada Yayasan Cerdas Bakti Pertiwi yang dijadikan data training, Sehingga dengan demikian metode Naive Bayes dan Cross Validation ini berhasil mengklasifikasi kelulusan siswa dengan persentase keakuratan sebesar 99,4 % dan ini merupakan excellent classification [8][9][10].

Klasifikasi masyarakat Miskin dengan tingkat akurasi 73%. [11] *Naive bayes* mampu memprediksi kelayakan penerima beras miskin. [12] Klasifikasi pelanggan dengan metode *naive bayes* mendapat nilai akurasi 92%. [13] Kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan kampusnya dengan accuracy 96,24%, precision 93,14 %, dan recall 98,96%. [14]. Mampu menentukan klasifikasi kompeten karyawan [15]. Hasil klasifikasi diagnosis penyakit ISPA 60% *percentage split* dan 80% *percentage split* yaitu sebesar 86,5385 %.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya pada penelitian ini bertujuan untuk mengukur tingkat Akurasi *Naïve Bayes Clasification* dalam mengklasifikasikan tipe belajar Auditori, Visual, dan Kinestetik yang dilakukan pada mahasiswa yang ada pada Fakultas Ilmu Komputer Unilak

2. Metode Penelitian

3.1. Lokasi Penelitian

Lokasi Penelitian berada di Fakultas Ilmu Komputer-Universitas Lancang Kuning

3.2. Identifikasi Variable Penelitian

Menentukan Variabel dalam penelitian ini adalah Tipe belajar Auditori, Visual dan Kinestetik

3.3. Pengumpulan Data

1. Data primer

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah yang berkaitan dengan tipe belajar, Auditori, Visual, dan Kinestetik

2. Data Skunder

Data ini bersumber dai buku dan jurnal terkait sebagai bahan refernsi bagi peneliti dalam menyelesaikan penelitian ini

3.4. Diagram Alur

1. **Preprocessing/Cleaning**

Pada proses ini data yang sudah diambil dari responden, kemudian disimpan dalam file xls atau csv. Kemudian pada proses *Cleaning* membuang duplikasi data dan memperbaiki kesalahan pada data.

2. **Transformasi**

Pengkodean adalah proses transformasi pada data yang dipilih, proses pengkodean ini tergantung kepada jenis atau pola informasi yang dicari pada basis data

3. **Modelling Naïve Bayes**

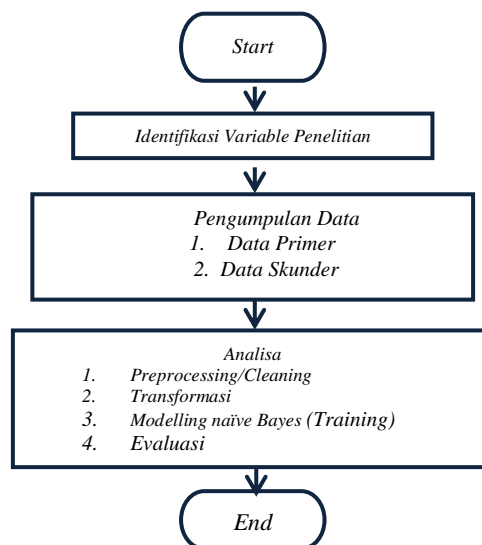
Pada tahap ini dilakukan pengklasifikasian data menggunakan naïve bayes dengan bantuan software Rapidminer.

4. **Evaluasi**

Pola informasi yang dihasilkan, perlu ditampilkan dengan informasi yang mudah dimengerti, pada tahap ini mencakup pemeriksaan apakah informasi yang ditemukan sesuai dengan hipotesis atau bertentangan dengan fakta

Tahapan penelitian ini melewati tahapan yang sistematis, tahapannya sebagai berikut ini:

2.1 Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Karakteristik Responden

3.1.1 Gambaran umum subjek penelitian

Subjek penelitian yaitu Mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer. Data yang dikumpulkan sebanyak 185 data, setelah dilakukan *Cleaning* data sehingga yang bisa digunakan sebanyak 99 data. Berdasarkan hal tersebut akan dilihat penyebaran subjek penelitian berdasarkan jenis kelamin, usia, Angkatan.

Data-data ini diperoleh melalui identitas diri dari subjek penelitian yang terdapat dalam skala penelitian. Berikut uraian dari penyebaran subjek penelitian :

3.1.2 Jenis Kelamin Subjek Penelitian

Berdasarkan Prodi, penyebaran subjek penelitian dilihat pada tabel 1:

Tabel 1 Penyebaran Subjek Penelitian berdasarkan Prodi

Prodi	Jumlah (N)	Persentase (%)
Teknik Informatika	61	61,6%
Sistem Informasi	38	38,4%
Total	99	100%

berdasarkan tabel.1 ditunjukkan bahwa subjek penelitian terbanyak adalah subjek pada Prodi Teknik Informatika dengan jumlah 61 orang (61,6%) sedangkan subjek pada Prodi Sistem Informasi lebih sedikit jumlahnya yaitu 38 orang (38,4%)

3.1.3 Usia Subjek Penelitian

Berdasarkan usia, penyebaran subjek penelitian dapat dilihat pada tabel 2:

Tabel 2. Penyebaran Subjek Penelitian berdasarkan Usia

Usia	Jumlah (N)	Persentase (%)
> 18 - ≤ 20 tahun	59	59,60 %
> 21 - ≤ 22 tahun	32	32,32 %
> 23 - ≤ 25 tahun	5	5,05 %
>25 Tahun	3	3,03 %
Total	99	100%

Berdasarkan tabel 2 ditunjukkan bahwa subjek penelitian terbanyak adalah subjek berusia dibawah 18-20 tahun yaitu 59 orang (59,60 %) Sementara itu, subjek penelitian yang paling sedikit jumlahnya adalah subjek berusia diatas 25 tahun yaitu 3 orang (3,03 %)

3.2 Modelling Naïve Bayes

3.2.1 Data Awal

Data Awal adalah data mentah yang belum di proses pembersihannya

Tabel 3. Data Awal

No	Nama Lengkap	Kelas	Usia	Visual	Audio	Kinestetik
1	Miftahul jannah	6 TI -1	20	100	100	100
2	Jasmer pasaribu	2 TI -2	20	68,75	53,84615	76,470588
3	Deni Agustiranda Luaha	4 TI -1	19	68,75	53,84615	58,823529
4	Elik kariaton	4 TI -1	20	81,25	69,23077	70,588235
5	Al Azhar Ramadan	6 TI -2	19	68,75	23,07692	47,058824
6	Zikir Irwanda Siputra	2 TI -1	21	68,75	46,15385	82,352941
7	Kesadaran nduru	4 TI -1	21	62,5	38,46154	52,941176
8	Ezi nur afifah. A	4 SI -1	21	62,5	53,84615	41,176471

9	Fandu Mustaqiim	6 TI -1	22	87,5	69,23077	70,588235
10	Al-qodri Alifandi	6 TI -1	20	37,5	53,84615	58,823529
11	Asriadi	6 TI -2	23	62,5	46,15385	58,823529
12	Dicky Surl	2 TI -1	18	50	30,76923	58,823529
13	Gusyella Mustika	2 TI -3	18	62,5	30,76923	58,823529
14	Siti sarah	2 TI -3	18	68,75	53,84615	52,941176
15	Al-hafiz	6 TI -1	21	87,5	100	100
16	Ratna delpita sari	4 SI -2	20	75	53,84615	64,705882
17	Ela wati	4 SI -2	19	100	84,61538	88,235294
18	Rikardo Purba	2 TI -2	22	62,5	46,15385	35,294118
19	Johanna Margareth	6 TI -2	19	56,25	92,30769	82,352941
20	Hernita Lumban Batu	4 SI -2	20	75	61,53846	70,588235
21	Monika Clara Manalu	4 SI -2	20	75	53,84615	64,705882
22	Nurul Ikhsan	4 SI -2	20	75	38,46154	82,352941
23	Krisliana Saurmida Br.Siagian	6 TI -2	21	81,25	76,92308	76,470588
24	RiIn Feraldi Sihombing	6 TI -3	21	43,75	46,15385	11,764706
25	Wan RiInda Eka Putra	6 TI -2	20	68,75	53,84615	70,588235
26	M Suriadi Hermawan	6 TI -2	21	75	76,92308	64,705882
27	Aida Khairuna	6 TI -3	21	68,75	30,76923	58,823529
28	Rika Riolina	4 SI -2	20	93,75	92,30769	82,352941
29	Isri Inti	4 SI -1	19	93,75	53,84615	58,823529
30	Novisa Rahmadani	6 TI -2	21	87,5	53,84615	70,588235
31	bella putri andesta nofvio	4 SI -1	20	62,5	53,84615	47,058824
32	Poibe Hasibuan	4 SI -2	19	68,75	38,46154	41,176471
33	bella putri andesta nofvio	4 SI -1	20	62,5	53,84615	47,058824
34	Epy lestarina	4 SI -1	20	75	84,61538	35,294118
35	Adit1 Wiraguna	6 TI -1	21	81,25	61,53846	58,823529
36	Zunita Ruthina	6 TI -2	20	68,75	46,15385	58,823529
37	Emmi juli arta	4 SI -1	20	87,5	92,30769	82,352941
38	igres angelica sipangkar	6 TI -2	21	81,25	46,15385	47,058824
39	AfriInti	6 TI -2	21	75	53,84615	47,058824
40	Rosalinda Octaviani	6 TI -2	21	62,5	76,92308	58,823529
41	HendraInaBayu	4 SI -2	19	56,25	76,92308	94,117647
...
185	Eko Pordiman Simanungkalit	2 TI -2	20	87,5	92,30769	94,117647

3.2.2 Pembersihan Data

Proses Pembersihan / Cleaning adalah membersihkan data yang variabelnya ytidak memenuhi atau ada data yang miss, dalam kasus ini ada 86 data yang dihilangkan karena double data, dan pengisian data yang tidak lengkap

Tabel 4 Pembersihan Data

No	Nama Lengkap	Kelas	Usia	Visual	Audio	Kinestetik
1	Jasmer pasaribu	2 TI -2	20	68,75	53,84615	76,470588
2	Zikir Irwanda Siputra	2 TI -1	21	68,75	46,15385	82,352941

3	Fandu Mustaqiim	6 TI -1	22	87,5	69,23077	70,588235
4	Ratna delpita sari	4 SI -2	20	75	53,84615	64,705882
5	Ela wati	4 SI -2	19	100	84,61538	88,235294
6	Johanna Margareth	6 TI -2	19	56,25	92,30769	82,352941
7	Hernita Lumban Batu	4 SI -2	20	75	61,53846	70,588235
8	Monika Clara Manalu	4 SI -2	20	75	53,84615	64,705882
9	Nurul Ikhsan	4 SI -2	20	75	38,46154	82,352941
10	Krisliana Saurmaida Br.Siagian	6 TI -2	21	81,25	76,92308	76,470588
11	RiIn Feraldi Sihombing	6 TI -3	21	43,75	46,15385	11,764706
12	Wan RiLinda Eka Putra	6 TI -2	20	68,75	53,84615	70,588235
13	M Suriadi Hermawan	6 TI -2	21	75	76,92308	64,705882
14	Rika Riolina	4 SI -2	20	93,75	92,30769	82,352941
15	Isri Inti	4 SI -1	19	93,75	53,84615	58,823529
16	Novisa Rahmadani	6 TI -2	21	87,5	53,84615	70,588235
17	Epy lestarina	4 SI -1	20	75	84,61538	35,294118
18	Aditl Wiraguna	6 TI -1	21	81,25	61,53846	58,823529
19	Emmi juli arta	4 SI -1	20	87,5	92,30769	82,352941
20	igres angelica sipangkar	6 TI -2	21	81,25	46,15385	47,058824
21	Afri Inti	6 TI -2	21	75	53,84615	47,058824
22	Rosalinda Octaviani	6 TI -2	21	62,5	76,92308	58,823529
23	HendraIna Bayu	4 SI -2	19	56,25	76,92308	94,117647
...
99	Eko Pordiman Simanungkalit	2 TI -2	20	87,5	92,30769	94,117647

3.2.3 Transformasi Data

Transformasi data adalah proses yang dilakukan dalam perubahan data sesuai dengan kebutuhan dalam mengolah data

Tabel 5. Transformasi Data

No	Nama Lengkap	Kelas	Usia	Pernyataan V	Pernyataan A	Pernyataan K	Klasifikasi
1	Jasmer pasaribu	2 TI -2	20	53-74	53-74	> 75	K
2	Elik kariaton	4 TI -1	20	> 75	53-74	53-74	V
3	Zikir Irwanda Siputra	2 TI -1	21	53-74	30-52	> 75	K
4	Fandu Mustaqiim	6 TI -1	22	> 75	53-74	53-74	V
5	Ratna delpita sari	4 SI -2	20	> 75	53-74	53-74	V
6	Ela wati	4 SI -2	19	> 75	53-74	53-74	V
7	Johanna Margareth	6 TI -2	19	53-74	> 75	53-74	A
8	Hernita Lumban Batu	4 SI -2	20	> 75	53-74	53-74	V
9	Monika Clara Manalu	4 SI -2	20	> 75	53-74	53-74	V
10	Nurul Ikhsan	4 SI -2	20	53-74	30-52	> 75	K
11	Krisliana Saurmaida Br.Siagian	6 TI -2	21	> 75	53-74	53-74	V

12	M Suriadi Hermawan	6 TI -2	21	53-74	> 75	53-74	A
13	Rika Riolina	4 SI -2	20	> 75	53-74	53-74	V
14	Isri Inti	4 SI -1	19	> 75	53-74	53-74	V
15	Novisa Rahmadani	6 TI -2	21	> 75	53-74	53-74	V
16	Epy lestarina	4 SI -1	20	53-74	> 75	30-52	A
17	Adit1 Wiraguna	6 TI -1	21	> 75	53-74	53-74	V
18	Emmi juli arta	4 SI -1	20	53-74	> 75	53-74	A
19	igres angelica sipangkar	6 TI -2	21	> 75	30-52	30-52	V
20	Afri1nti	6 TI -2	21	> 75	53-74	30-52	V
21	Rosalinda Octaviani	6 TI -2	21	53-74	> 75	53-74	A
22	Hendra1naBayu	4 SI -2	19	53-74	53-74	> 75	K
...
99	Eko Pordiman Simanungkalit	2 TI -2	20	> 75	53-74	> 75	V

Tabel 7. Data Training

No	Nama Mahasiswa	Kelas	Pernyataan V	Pernyataan A	Pernyataan K
1	Jasmer pasaribu	2 TI -2	53-74	53-74	> 75
2	Zikir Irwanda Siputra	2 TI -1	53-74	30-52	> 75
3	Fandu Mustaqiim	6 TI -1	> 75	53-74	53-74
4	Ratna delpita sari	4 SI -2	> 75	53-74	53-74
5	Ela wati	4 SI -2	> 75	53-74	53-74
6	Johanna Margareth	6 TI -2	53-74	> 75	53-74
7	Hernita Lumban Batu	4 SI -2	> 75	53-74	53-74
8	Monika Clara Manalu	4 SI -2	> 75	53-74	53-74
9	Nurul Ikhsan	4 SI -2	53-74	30-52	> 75
10	Krisliana Saurmaida Br.Siagian	6 TI -2	> 75	53-74	53-74
11	M Suriadi Hermawan	6 TI -2	53-74	> 75	53-74
12	Rika Riolina	4 SI -2	> 75	53-74	53-74
13	Isri Inti	4 SI -1	> 75	53-74	53-74
14	Novisa Rahmadani	6 TI -2	> 75	53-74	53-74
15	Epy lestarina	4 SI -1	53-74	> 75	30-52
16	Adit1 Wiraguna	6 TI -1	> 75	53-74	53-74
17	Emmi juli arta	4 SI -1	53-74	> 75	53-74
18	igres angelica sipangkar	6 TI -2	> 75	30-52	30-52
19	Afri1nti	6 TI -2	> 75	53-74	30-52
20	Rosalinda Octaviani	6 TI -2	53-74	> 75	53-74
21	Efenius simorangkir	4 TI -2	> 75	53-74	53-74
22	Riesky Ramadhan	4 SI -2	53-74	53-74	> 75
23	Salsa Putri Elvini	6 TI -2	> 75	30-52	30-52
24	Rafael Rezki Sembiring	6 TI -3	> 75	30-52	30-52
25	Septi1n Erlangga	2 SI -1	53-74	53-74	> 75
26	Yunita ade putri sijabat	4 SI -1	> 75	53-74	53-74
27	Sh1kila Apriilianshah	4 SI -1	53-74	> 75	53-74
28	Rizki Ananda Saputra	4 SI -2	> 75	30-52	30-52
29	Irawan Oktavianus Zega	2 TI -1	> 75	53-74	30-52
30	Dicky Permana Kosali	6 TI -1	> 75	30-52	53-74
31	Muhammad Agung suhendra	4 SI -1	> 75	53-74	53-74

<https://doi.org/10.31849/digitalzone.v13i1.9825>

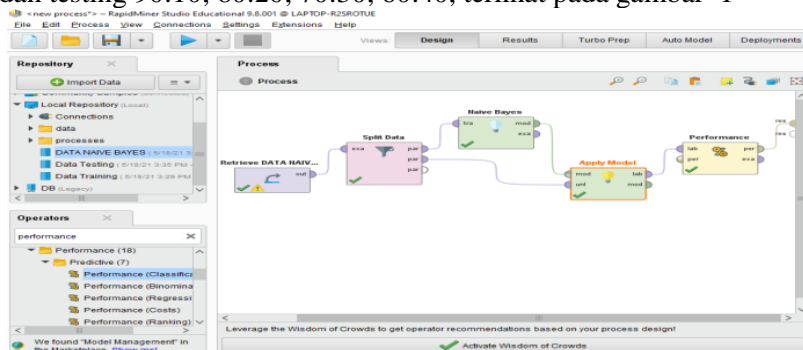
32	Raihan Ramadhan	4 SI -2	> 75	30-52	53-74
33	Tri Yoga Maulana	2 TI -1	> 75	53-74	53-74
34	Diky erdiansah	6 TI -1	> 75	53-74	53-74
35	Ma1 Ramadhani	6 TI -1	53-74	53-74	> 75
36	Setiani	4 SI -1	> 75	53-74	53-74
37	yuhardi	6 Si -2	> 75	30-52	30-52
38	Ardian sahaputra	4 SI -2	53-74	53-74	> 75
39	Hotmaria pasaribu	4 SI -1	53-74	> 75	53-74
40	Samsul	4 TI -3	> 75	53-74	30-52
41	Eka Arif Listlnto	4 SI -1	53-74	53-74	> 75
42	Nurul Afipah lrdi	2 TI -3	53-74	53-74	> 75
43	Marince cristina Panjaitan	2 TI -2	53-74	> 75	53-74
44	Ravi Irfanslh Abdullah	2 TI -3	> 75	53-74	53-74
45	Fadli julizar	2 TI -3	53-74	53-74	> 75
46	Rani mullni	2 SI -1	30-52	53-74	> 75
47	Rahmat hida1t	2 TI -2	> 75	53-74	53-74
48	Aldi Susanto	2 TI -2	53-74	> 75	53-74
49	Ibnu Ichsan	2 TI -3	30-52	> 75	53-74
50	Andre	2 TI -2	> 75	53-74	53-74
51	Fiktor Ramadan Alpi	2 SI -1	> 75	30-52	53-74
52	Robby slm'ell	2 SI -1	53-74	53-74	> 75
53	Fikri dwi satria	2 TI -2	53-74	53-74	> 75
54	Ikhsan julianda	2 TI -3	> 75	53-74	53-74
55	Indah Sundari	2 TI -3	> 75	53-74	53-74
56	Bunga Silviana Putri	2 SI -1	53-74	53-74	> 75
57	Ricki Afdol	2 SI -1	53-74	> 75	53-74
58	Adi Saputra	4 TI -1	53-74	53-74	> 75
59	Reza sapittri	2 TI -3	> 75	53-74	30-52
60	Yofvi ramadanni.b	2 TI -1	> 75	53-74	53-74
61	Indah Juni1nti	2 TI -3	> 75	30-52	53-74
62	Archanggela yoland br.N	2 TI -3	53-74	> 75	30-52
63	siti aminah amaliah	2 TI -3	> 75	30-52	53-74
...
86	Josua Hermanto Pasaribu	2 TI -1	> 75	53-74	30-52
87	Dwi Muladi	6 TI -3	> 75	53-74	53-74
88	Desi oktafianus lawolo	2 TI -2	> 75	53-74	53-74
89	Hendra1naBayu	4 SI -2	> 75	53-74	53-74
90	Eko Pordiman Simanungkalit	2 TI -2	> 75	53-74	> 75

Tabel 8. Data Testing

No	Nama Mahasiswa	V	A	K
1	Elik kariaton	> 75	53-74	53-74
2	Hendra1naBayu	53-74	53-74	> 75
3	Mar1ndo Pradha	> 75	30-52	53-74
4	Hanzelina pasaribu	53-74	53-74	> 75
5	Eko Pordiman Simanungkalit	53-74	> 75	53-74
6	Dwi suci ramadhani	53-74	> 75	53-74
7	Ihsan slhbudi	> 75	53-74	53-74
8	Misgino	> 75	53-74	53-74
9	July Aldren Marpaung	> 75	30-52	30-52

3.2.4 Pengujian Menggunakan Rapid Miner

Berikut adalah Proses dari Pengujian Rapid Miner dengan mengambil Data Testing secara random, dengan type sampling *automatic*. Dimana pengujian dilakukan dengan menggunakan data training dan testing 90:10; 80:20; 70:30; 60:40, terlihat pada gambar 1



Menentukan Tingkat Akurasi

Untuk Tingkat Akurasi dengan Perbandingan data Training dan data testing 90:10, Maka didapat Nilai Akurasi 88,89 %

Table View

accuracy: 88.89%

	true KINESTETIK	true VISUAL	true AUDIO	true KINESTETIK	class precision
pred. KINESTETIK	2	0	0	0	100.00%
pred. VISUAL	0	4	0	0	100.00%
pred. AUDIO	0	1	2	0	66.67%
pred. KINESTETIK	0	0	0	0	0.00%
class recall	100.00%	80.00%	100.00%	0.00%	0.00%

Gambar 2 Menggunakan data 90:10

Untuk Tingkat Akurasi dengan Perbandingan data Training dan testing 80:20, Maka didapat Nilai Akurasi 88,00 %

Table View

accuracy: 86.66%

	true KINESTETIK	true VISUAL	true AUDIO	true KINESTETIK	class precision
pred. KINESTETIK	4	1	0	1	66.67%
pred. VISUAL	0	7	0	0	100.00%
pred. AUDIO	0	2	5	0	71.43%
pred. KINESTETIK	0	0	0	0	0.00%
class recall	100.00%	70.00%	100.00%	0.00%	0.00%

Gambar 3 Menggunakan data 80:20

Untuk Tingkat Akurasi dengan Perbandingan data Training dan data testing 70:30, Maka didapat Nilai Akurasi 82,70 %

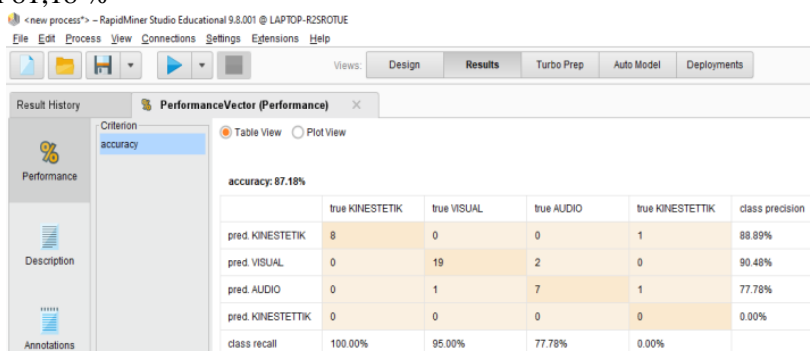
Table View

accuracy: 82.76%

	true KINESTETIK	true VISUAL	true AUDIO	true KINESTETIK	class precision
pred. KINESTETIK	6	1	0	1	75.00%
pred. VISUAL	0	12	1	0	92.31%
pred. AUDIO	0	2	6	0	75.00%
pred. KINESTETIK	0	0	0	0	0.00%
class recall	100.00%	80.00%	85.71%	0.00%	0.00%

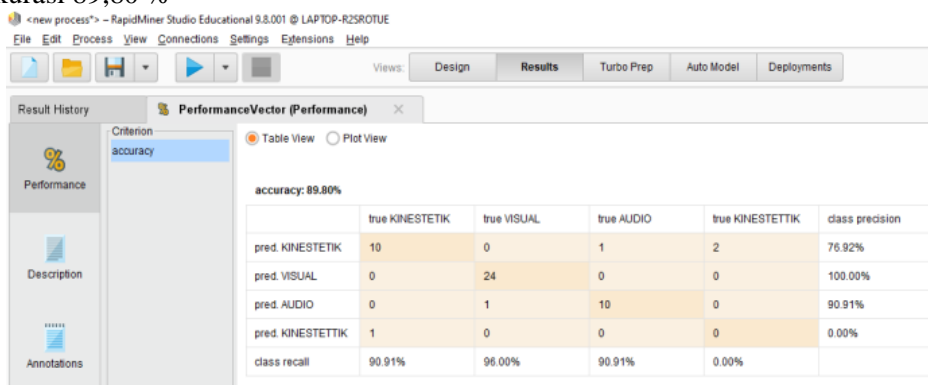
Gambar 4 Menggunakan data 70:30

Untuk Tingkat Akurasi dengan Perbandingan data Training dan data testing 60:40, Maka didapat Nilai Akurasi 81,18 %



Gambar 5 Menggunakan data 60:40

Untuk Tingkat Akurasi dengan Perbandingan data Training dan data testing 50:50, Maka didapat Nilai Akurasi 89,80 %



Gambar 6. Menggunakan data 50:50

3.2.5 Hasil Pengujian Menggunakan rapid Miner

Dalam Pengujian Menggunakan Pembagian data yaitu data Training dan data testing, Sehingga di dapat performa metode yang telah di uji, dengan tingkat akurasi sebagai berikut :

Tabel.6 Tingkat Akurasi

Data Training	Data Testing	Akurasi
90 %	10%	88,89 %
80 %	20 %	88,00 %
70 %	30 %	82,70 %
60 %	40 %	81,18 %

Berdasarkan tabel Maka dapat disimpulkan Tingkat akurasi yang tertinggi 88,89 % dengan Data Training 90 % dan data Testing sebanyak 10 %, Terdapat selisih 0,89 % dibandingkan pengujian dengan data training 80 % dan data testing 20%. untuk akurasinya lebih tinggi dibanding Penelitian [4] untuk evaluasi prestasi mahasiswa dalam satu semester, Dimana data training dan uji 70:30 dan algoritma naive bayes menunjukkan keakuratan 66,6 %,

4. Kesimpulan

Klasifikasi Tipe Belajar pada kedua Prodi yaitu Visual sebanyak 50 orang, Untuk Audio Sebanyak 24 Orang, sedangkan Kinestetik Sebanyak 25 orang, dimana Klasifikasi Tipe Belajar Prodi Teknik Informatika Sebanyak 61 orang, dengan tipe belajar Visual 37 orang, Auditori 14 orang, Kinestetik 10 orang, Sedangkan Prodi Sistem Informasi Sebanyak 37 orang, Dimana

Visual 14 orang, Auditori 9 orang dan Kinestetik 14 orang, Sedangkan Tingkat Akurasi Naïve Bayes 88.89 % Jika yang menggunakan data 90:10, Selisih 0,89 % dengan data 80:20. dengan adanya klasifikasi tipe belajar ini akan memberikan informasi kepada pengajar agar bisa menyesuaikan metode pembelajaran dengan tipe belajar mahasiswa dikelasnya.

Daftar Pustaka

- [1] H. Naparin, "Klasifikasi peminatan siswa sma menggunakan metode naive bayes," vol. 2, no. 1, pp. 25–32, 2016.
- [2] B. H. Fadillah, Annisa Paramitha, "Penerapan naïve bayes classifier untuk pemilihan konsentrasi mata kuliah," 2016.
- [3] K. Samponu, Yohakim Benedictus, "Optimasi algoritma naive bayes menggunakan metode cross validation untuk meningkatkan akurasi prediksi tingkat kelulusan tepat waktu," vol. 1, no. 2, pp. 56–63, 2017.
- [4] R. K. N. Farida, Intan Nur, "Penggunaan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengevaluasi Prestasi Akademik Mahasiswa Universitas Nusantara PGRI Kediri," vol. 3, no. November, pp. 122–127, 2017.
- [5] H. Annur, "Klasifikasi masyarakat miskin menggunakan metode naive bayes," vol. 10, pp. 160–165, 2018.
- [6] N. Agustina, A. Cahyanto, J. Herwanto, R. Ratnasari, and S. Dewi, "Klasifikasi konten post pada media sosial instagram perguruan tinggi xyz menggunakan algoritma naive bayes," vol. 6, no. 1, pp. 11–16, 2019.
- [7] I. Romli, E. Pusnawati, and U. P. Bangsa, "Penentuan tingkat penjualan mobil di indonesia dengan menggunakan algoritma naive bayes," vol. x, no. x, 2019.
- [8] P. P. S. Elkin Rilvani, Ahmad Budi Trisnawan, "Pelita Teknologi: Jurnal Ilmiah Informatika , Arsitektur dan Lingkungan VALIDATION," vol. 14, no. September, pp. 145–153, 2019.
- [9] J. I. S. Wiranto Horsen Silitonga, "Analisis Sentimen Pemilihan Presiden Indonesia Tahun 2019 di Twitter berdasarkan Geolocation Menggunakan Metode Naive Bayesian Classification." pp. 1–13, 2019.
- [10] M. Sadikin, R. Rosnelly, and T. S. Gunawan, "Perbandingan Tingkat Akurasi Klasifikasi Penerimaan Dosen Tetap Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier dan C4 . 5," vol. 4, pp. 1100–1109, 2020.
- [11] Annur, H.. Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naive Bayes. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 10(2), 160-165. (2018)
- [12] Fadlan, C., Ningsih, S., & Windarto, A. P.. Penerapan Metode Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Kelayakan Keluarga Penerima Beras Rastra. *JUTIM (Jurnal Teknik Informatika Musirawas)*, 3(1), 1-8. (2018)
- [13] M. Siddik, H. Hendri, R. Putri, Y. Desnelita, and G. Gustientiedina, "Klasifikasi Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Perguruan Tinggi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes", *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 162-166, Nov. 2020
- [14] Romli, I., & Putra, B. M. Evaluasi Penilaian Kinerja Dalam Klasifikasi Data Mining Dengan Metode Naive Bayes. *JURNAL TEKNIK INDUSTRI*, 1(01), 36-45. (2021).
- [15] Wulandari, F., Jusia, P. A., & Jasmir, J.. Klasifikasi Data Mining Untuk Mendiagnosa Penyakit ISPA Menggunakan Metode Naïve Bayes Pada Puskesmas Jambi Selatan. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Sistem Informasi*, 2(3), 214-227. (2020)