

## KLASIFIKASI SISWA SLOW LEARNER UNTUK Mendukung Sekolah DALAM MENINGKATKAN PEMAHAMAN SISWA MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Abdul Harris Wicaksono<sup>\*1</sup>, Ahmad Afif Supianto<sup>2</sup>, Satrio Hadi Wijoyo<sup>3</sup>,  
Dikdik Krisnandi<sup>4</sup>, Ana Heryana<sup>5</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Brawijaya, Malang

<sup>2,4,5</sup>Badan Riset dan Inovasi Nasional, Bandung

Email: <sup>1</sup>abdul.harris16@gmail.com, <sup>2</sup>ahma083@lipi.go.id, <sup>3</sup>satriohadi@ub.ac.id, <sup>4</sup>dikd003@lipi.go.id,

<sup>5</sup>anah002@lipi.go.id

\*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 25 September 2021, diterima untuk diterbitkan: 02 Juni 2022)

### Abstrak

Tidak semua siswa sekolah bisa menangkap materi dengan kemampuan yang sama dikarenakan tingkat kecerdasan dan kemampuan belajar setiap anak berbeda-beda. Ada siswa yang kemampuan belajarnya rendah sehingga lambat dalam memahami materi yang biasa disebut sebagai *slow learner*. Siswa *slow learner* ini perlu perlakuan yg khusus supaya dapat memahami materi seperti siswa lainnya. Siswa *slow learner* yang tidak terdeteksi dapat memperlambat kegiatan belajar mengajar karena guru harus mengulang kembali menjelaskan materi untuk membuat siswa memahami materi tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan siswa *slow learner* dan *non slow learner* dan menghasilkan visualisasi *dashboard* yang dapat digunakan untuk membantu sekolah. Penelitian ini mengangkat studi kasus siswa kelas XI dan XII SMA Tunas Luhur yang berjumlah 89 siswa. Penelitian ini menggunakan algoritma *naive bayes* untuk klasifikasi dan *cross validation* 10 folds sebagai metode pengujian. Hasil pengujian didapatkan nilai akurasi 0.92857, *precision* 0.94736, *recall* 0.97297, dan *F-measure* 0.96 serta hasil pengujian visualisasi *dashboard* menggunakan kuesioner *System Usability Scale* yang menghasilkan skor 71.75 atau *acceptable*. Algoritma *naive bayes* berhasil mengklasifikasikan siswa *slow learner* dan *non slow learner* dengan baik, dan visualisasi *dashboard* bisa diterima dengan baik oleh pihak sekolah.

**Kata kunci:** *klasifikasi, data mining, naïve bayes, slow learner*

## CLASSIFICATION OF SLOW LEARNER STUDENTS TO SUPPORT SCHOOLS IN IMPROVING STUDENT UNDERSTANDING USING THE NAÏVE BAYES ALGORITHM

### Abstract

Not all school students can capture material with the same abilities because each child's level of intelligence and learning ability are different. There are students whose learning ability is low so that it is slow in understanding the material commonly referred to as *slow learner*. These *slow learner* students need special treatment in order to understand the material like other students. Undetectable *slow learner* students can slow down teaching and learning activities because teachers have to redo explain the material to make students understand the material. This study aims to classify *slow learner* and *non slow learner* students and produce *dashboard* visualizations that can be used to help schools. This study raised the case study of grade XI and XII students of Tunas Luhur High School which amounted to 89 students. The study used *naive bayes* algorithms for classification and *cross validation* of 10 folds as a testing method. The test result obtained an accuracy score of 0.92857, *precision* of 0.94736, *recall* of 0.97297, and *F-measure* of 0.96 and *dashboard* visualization test results using the *System Usability Scale* questionnaire which resulted in a score of 71.75 or *acceptable*. *Bayes' naïve* algorithm successfully classifies *slow learner* and *non-slow learner* students well, and *dashboard* visualization is well received by the school.

**Keywords:** *classification, data mining, naïve bayes, slow learner*

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang sangat pesat, dapat dimanfaatkan oleh berbagai bidang guna mendukung seluruh kegiatan dengan lebih mudah dan lebih cepat, termasuk dalam dunia pendidikan. Pendidikan merupakan tempat dimana setiap orang mendapatkan ilmu dan mengembangkan diri (Yusuf M, 2018). Pendidikan formal didapatkan dari sekolah namun juga bisa didapatkan melalui Lembaga Bimbingan Belajar (LBB). Namun, setiap anak memiliki kemampuan berbeda dalam menerima materi karena tingkat kecerdasan setiap anak berbeda. Ada siswa yang dapat menerima materi dengan cepat, ada siswa yang menerima materi dengan lambat. Oleh karena itu, untuk memaksimalkan setiap kemampuan siswa dalam menerima materi, diperlukan sebuah metode untuk memprediksi kemampuan siswa sehingga sekolah dapat menentukan metode yang tepat untuk mengajar siswa dengan kemampuan yang berbeda. Apabila tidak diberikan treatment yang berbeda, kemampuan dari siswa tersebut tidak dapat dimaksimalkan. Steven Shawn dkk (2005) menyatakan bahwa siswa *slow learner* merupakan anak yang memiliki kemampuan rendah di sekolah namun tidak mencukupi syarat atau tidak sesuai untuk masuk ke sekolah khusus. Maka sekolah dituntut untuk mampu mengakomodasi pada setiap level kemampuan siswa. Kondisi yang berbeda pada setiap siswa inilah yang menuntut tenaga pengajar dapat menciptakan rancangan pembelajaran yang sesuai untuk kebutuhan siswa *slow learner*.

Dengan melihat kemampuan siswa yang dianggap kurang mampu menangkap materi dengan baik dan juga menginginkan prestasi siswa berkembang, banyak orang tua memberikan tambahan jam belajar bagi siswa *slow learner* melalui Lembaga Bimbingan Belajar (LBB). Dengan menambah jam belajar di Lembaga Bimbingan Belajar diharapkan siswa menjadi lebih memahami materi di sekolah dengan lebih optimal. Namun, menurut Rana dan Kausar (2011), menambah jam belajar saja tidak cukup untuk meningkatkan prestasi siswa, faktor penting dari keberhasilan siswa adalah kebiasaan belajar. Aluja dan Blanch (2004) juga menyatakan bahwa dengan strategi yang tepat siswa dapat memahami apa yang sedang dipelajari dan penguasaan siswa terhadap suatu materi menjadi lebih tinggi.

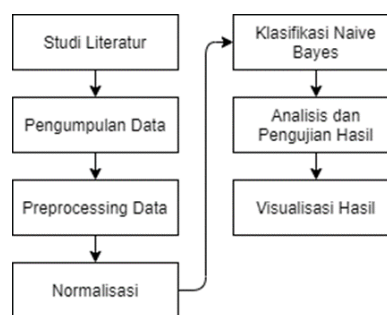
Untuk mengetahui strategi pembelajaran seperti apa yang diterapkan di sekolah, maka dilakukan wawancara dengan pihak sekolah di awal tahun ajaran baru. Penelitian ini mengangkat studi kasus di SMA Tunas Luhur. Dari hasil wawancara tersebut, pembagian kelas hanya didasarkan pada waktu pendaftaran dan bukan berdasar kemampuan siswa dalam menerima materi. Hal tersebut dapat menjadi hambatan, apabila semua siswa diperlakukan atau mendapat metode yang sama namun dengan kemampuan yang berbeda maka tidak dapat memaksimalkan kemampuan siswa. Sehingga

diperlukan strategi pembelajaran yang disesuaikan sehingga hasil belajar dan prestasi siswa *slow learner* tidak tertinggal dari siswa lainnya. Untuk menentukan strategi yang tepat, maka perlu diprediksi terlebih dahulu kemampuan siswa apakah siswa masuk klasifikasi *slow learner* dan *non slow learner*.

Untuk melakukan prediksi dan mengklasifikasikan data siswa *slow learner* dan *non slow learner* dapat menggunakan proses *data mining*. Klasifikasi *slow learner* itu berkaitan dengan tingkat pemahaman siswa terhadap mata pelajaran yang diberikan di sekolah. Penelitian sebelumnya, Fhylyli(2019) memprediksi tingkat pemahaman siswa pada mata pelajaran Bahasa Indonesia menggunakan algoritme *Naive bayes*. Kelas dibagi menjadi 3 kelas. Seleksi fitur Information Gain digunakan pada penelitian ini. Fitur yang terpilih ada 17 fitur, diantaranya adalah anggota keluarga, tinggal dengan siapa, ikut ekstrakurikuler, lama belajar di rumah, dll. Setelah dilakukan pengujian, didapatkan tingkat akurasi hingga 90% pada fitur dengan gain lebih dari 0.2. Penelitian ini tidak hanya berfokus pada 1 mata pelajaran, tetapi mengevaluasi semua mata pelajaran yang diberikan di SMA Tunas Luhur.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi siswa *slow learner* dan *non slow learner* pada siswa kelas XI dan XII SMA Tunas Luhur. Dengan melakukan klasifikasi, maka akan didapatkan model yang mampu membedakan sebuah kelas guna memprediksi masa depan. *Naive bayes* digunakan pada penelitian ini untuk melakukan klasifikasi. Algoritma *naive bayes* merupakan algoritma yang melakukan klasifikasi dengan menghitung nilai probabilitas dari data yang diambil. Cahya dkk (2019) menyatakan bahwa algoritma *naive bayes* adalah algoritma yang mudah dibangun, tidak menggunakan skema estimasi parameter iteratif yang rumit, dimana berarti dapat langsung diterapkan ke dalam dataset yang besar. Algoritma *naive bayes* juga mudah untuk ditafsirkan.

## 2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Metode Penelitian

Gambar 1 menunjukkan urutan langkah-langkah yang akan dilakukan. Yaitu dimulai dari studi literatur, pengumpulan data, preprocessing data, normalisasi data, klasifikasi, analisis dan pengujian

hasil, visualisasi hasil serta penarikan kesimpulan dan saran.

## 2.1. Studi Literatur

Langkah pertama pada penelitian untuk mencari sumber informasi dari penelitian terdahulu, jurnal, buku, dan website resmi untuk dijadikan dasar teori atau referensi. Tujuan dilakukannya pencarian dasar teori ialah memperkuat penelitian yang akan dilakukan. Pada penelitian ini menggali informasi mengenai klasifikasi, algoritma *naïve bayes*, *data mining*, serta pengujian algoritma dan juga rancangan sistem.

## 2.2. Pengumpulan Data

Data yang diambil terdiri dari 190 data siswa yang didapatkan dari Kepala Sekolah dan Bimbingan Konseling SMA Tunas Luhur. Data yang didapatkan adalah data siswa kelas XI dan kelas XII SMA Tunas Luhur Tahun ajaran 2019/2020. Variable yang digunakan dalam pengambilan data pada penelitian ini diambil dari karakteristik slow learner yaitu, kemampuan intelektual dan faktor eksternal. Adapun variabel penentu yang digunakan dalam melakukan klasifikasi data siswa yaitu sebagai berikut:

1. Nama  
Merupakan variabel nama siswa.
2. Kelas  
Merupakan variabel kelas siswa yang dikelompokkan menjadi tiga kelompok yaitu siswa kelas 11 dan kelas 12.
3. Jenis kelamin  
Dibagi menjadi 2 kelompok yaitu laki – laki dan perempuan
4. Kepemilikan komputer  
Dibagi menjadi 2 kelompok yaitu, memiliki dan tidak memiliki.
5. Kepemilikan akses internet  
Dibagi menjadi 2 kelompok yaitu, memiliki dan tidak memiliki.
6. Status tempat tinggal  
Dibagi menjadi 2 kelompok yaitu, bersama orang tua dan tidak bersama orang tua.
7. Mengikuti ekstrakurikuler
8. Dibagi menjadi 2 kelompok yaitu, mengikuti dan tidak mengikuti ekstrakurikuler,  
Merupakan variabel pengasuh siswa yang dikelompokkan menjadi dua kelompok yaitu orang tua dan lainnya. Dimana opsi lainnya dapat diisi sesuai keadaan pengasuh siswa.
9. Nilai siswa  
Merupakan nilai siswa yang diambil dari nilai mata pelajaran siswa dibagi menjadi mapel 1 sampai mapel 14 dengan range 0 - 100.
10. Indeks Prestasi Siswa  
Nilai akumulatif siswa selama satu semester.

Data nilai yang diambil merupakan data asli yang tidak diubah menjadi kelompok atau dikategorikan menjadi kelompok tertentu

## 2.3. Preprocessing Data

Preprocessing pada penelitian ini merupakan proses data cleaning. Fungsi dari *data cleaning* untuk menghapus data – data yang tidak diperlukan dalam penelitian. Sehingga penelitian ini menggunakan data yang sesuai dengan kebutuhan. Selanjutnya dilakukan seleksi data. Dimana pada tahap ini, atribut-atribut yang tidak digunakan dalam klasifikasi akan dihilangkan. Atribut yang tidak memiliki hubungan dengan klasifikasi siswa slow learner dan non slow learner.

Pada tahap *preprocessing data* dibagi menjadi 80% sebagai data training dan 20% sebagai data testing. Sehingga pada data training terdapat 71 data dan data testing terdapat 38 data.

## 2.4. Normalisasi

Tujuan normalisasi adalah membuat rentang nilai setiap atribut sama pada dataset. Sehingga atribut yang digunakan dalam penelitian dapat memaksimalkan fungsinya. Penelitian ini menggunakan normalisasi min-max. Karena jika dibandingkan dengan *z-score* atau *decimal scaling*, normalisasi min-max memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dalam mengklasifikasi data (Darnisa et.,al 2019). Perhitungan normalisasi min-max menggunakan rumus seperti pada Persamaan 1 (Jain & Bhandare, 2014).

$$d' = \frac{d - \min(p)}{\max(p) - \min(p)} \quad (1)$$

Keterangan:

- p = seluruh atribut
- max(p) = nilai maksimum dari seluruh atribut
- d' = nilai data ternormalisasi
- d = nilai data awal
- min(p) = nilai minimum dari seluruh atribut

## 2.5. Klasifikasi Naïve Bayes

Trisedya & Jais (2009) dalam Fhlayli (2019) menyatakan Teorema Bayes menjadi dasar metode algoritma *machine learning* yang salah satunya adalah algoritma Naïve Bayes. Teorema bayes melakukan klasifikasi dengan menghitung nilai probabilitas dari data yang diambil. Klasifikasi dengan algoritma naïve bayes memberikan cara yang praktis karena data yang diambil dapat dikombinasikan. Sehingga, algoritma naïve bayes dapat memberikan perspektif yang berguna untuk memahami dan mengevaluasi banyak algoritma pembelajaran. Algoritma naïve bayes digunakan karena algoritma ini mudah dibangun, tidak memerlukan skema estimasi parameter iteratif yang rumit, dimana berarti dapat langsung diterapkan ke

dalam data set yang besar. Selain itu, algoritma naïve bayes mudah untuk ditafsirkan (Satyanarayana, et al., 2014). *Naive bayes* juga termasuk dalam 10 besar algoritme yang sering diterapkan dalam data mining. (Wu et al., 2008). Dikarenakan naïve bayes memiliki 3 komponen utama, yaitu simplicity (sederhana), elegance (keanggunan), dan robustness (kekokohan). Berikut adalah persamaan naïve bayes menurut Bustami, 2014:

$$(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (2)$$

Dimana:

- X = Data yang kelasnya belum diketahui
- H = Hipotesis data merupakan suatu class spesifik
- P(H|X) = Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (posteriori probabilitas)
- P(H) = Probabilitas hipotesis H (prior probabilitas)
- P(X|H) = Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H
- P(X) = Probabilitas

Klasifikasi dilakukan menggunakan *tools* yaitu Rstudio. RStudio merupakan *open tools* untuk bahasa R dan Python yang berguna untuk *data science*, *scientific research* dan *technical communication*. RStudio merupakan sebuah Integrated Development Environment (IDE) yang mencakup *console*, *syntax-highlighting editor* yang mendukung eksekusi kode secara langsung serta sebuah *tools* untuk *plotting*, *history*, *debugging* serta manajemen *workspace*. Rstudio merupakan salah satu frontend dengan menggunakan bahasa R yang populer dan nyaman digunakan. Rstudio juga dapat melakukan penulisan laporan dengan menggunakan Rmarkdown atau Rnotebook dan membuat project seperti shyni, dll. Rstudio tidak perlu mengetik *sintaks* pada *commander* untuk mengatur *working directory* dan meng *import* file berisi data dan hanya perlu memilihnya di menu.

## 2.6. Confusion Matrix

Untuk mendapatkan nilai *accuracy*, nilai *recall*, nilai *precision*, dan nilai *f-measure* menurut Destuardi dan Surya (2009) terdapat pada persamaan berikut.

$$Accuracy = \frac{TN+TP}{TN+TP+FP+FN} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

$$f\text{-measure} = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (6)$$

Nilai *accuracy* adalah jumlah siswa yang dengan benar diklasifikasikan pada data uji dibagi dengan jumlah total kasus. *Recall* merupakan seberapa tinggi keberhasilan dalam mengidentifikasi suatu kelas. *Precision* adalah seberapa tinggi

ketepatan hasil klasifikasi. *F-measure* merupakan nilai yang merepresentasikan keseluruhan data serta nilai *recall* dan *precision* yg digabungkan menjadi satu. *Confusion matrix* yang telah di tentukan digunakan untuk menentukan nilai – nilai yang sudah didapatkan dari *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f-measure*. *Confusion matrix* merupakan klasifikasi aktual dan prediksi pada klasifikasi yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix

Prediction Class	Actual Class	
	Non Slow Learner	Slow Learner
Non Slow Learner	TP	FP
Slow Learner	FN	TN

## 2.7. Dashboard

Menurut Vora(2009), dashboard pada umumnya memiliki tiga fungsi penting bagi pengguna yaitu:

1. Membantu melacak dan memantau metrik penting
2. Memberikan analisis untuk menentukan trend dan kondisi pengecualian
3. Melaporkan informasi untuk memfasilitasi studi dan diagnosis serta mengidentifikasi tindakan korektif apabila diperlukan.

Dashboard digunakan pengguna untuk lebih memahami data, hubungan trend, dan mendiagnosis masalah serta melaporkan data menjadi lebih ringkas dengan pendekatan berupa diagram. Diagram yang biasanya digunakan merupakan diagram lingkaran (pie chart), diagram batang, diagram garis, table maupun daftar. Dengan visualisasi data yang sesuai untuk jenis data dan tujuan penggunaannya guna memastikan bahwa data dapat dipahami dengan benar oleh pengguna. Google Data Studio dapat digunakan untuk mengubah data menjadi *dashboard* dan laporan yang lebih informatif, mudah untuk dibaca, mudah untuk dibagikan serta dapat disesuaikan dengan kebutuhan pengguna. Google Data Studio dapat digunakan untuk:

1. Melaporkan data menggunakan *charts*, seperti *line chart*, *bar*, dan juga *pie chart*, peta geografis, grafik area, table data, table pivot dan lain-lain.
2. Membuat laporan menjadi lebih interaktif dengan filter pengguna serta pengaturan tanggal sehingga sangat fleksibel.
3. Dapat menyertakan *link* dan gambar.
4. Membuat visualisasi data menjadi lebih menarik dengan tema warna sesuai keinginan pengguna.

## 2.8. System Usability Scale

Menurut System Usability Scale atau biasa disebut SUS merupakan sebuah *tools* yang kerap dipakai untuk mengukur tingkat usability dari sebuah sistem. John Brooke mengembangkan *tools* ini pada tahun 1986. *Tools* ini merupakan sebuah kuesioner yang berisi 10 pernyataan dengan nilai kesetujuan

pengguna pada setiap pernyataan untuk sebuah sistem. Pada kuesioner ini berisi lima pernyataan yang berkonotasi positif dan lima pernyataan yang berkonotasi negatif. Skala yang digunakan dalam kuesioner ini merupakan skala likert dengan keterangan sebagai berikut:

- 1 = Sangat tidak setuju
- 2 = Tidak setuju
- 3 = Netral
- 4 = Setuju
- 5 = Sangat tidak setuju

Perhitungan pada kuesioner SUS untuk pernyataan positif yaitu mengurangi 1 untuk tiap bobot pertanyaan, sedangkan untuk pernyataan negative dihitung dengan cara melakukan pengurangan 5 dikurang bobot pertanyaan. Total keseluruhan atau hasil akhir skor SS didapat dengan menjumlahkan skor pada setiap pernyataan dan mengkalikan hasil tersebut dengan 2,5 (Tullis & Albert, 2013).

### 3. HASIL PEMBAHASAN

Bagian ini akan dibahas mengenai pengumpulan data, implementasi klasifikasi, analisis hasil, dan visualisasi dashboard.

#### 3.1. Preprocessing Data

Tahapan yang dilakukan dalam tahap preprocessing adalah data cleaning. Data cleaning digunakan karena masih ada data yang mengganggu dan tidak relevan. Pada data tersebut terdapat data yang tidak sesuai dengan kuesioner yang diberikan kepada siswa atau siswa mengisi data tersebut dengan asal - asalan. Karena itu data yang tidak sesuai tersebut dihapus. Sebanyak 1 data dihapus karena input kelas yang dimasukan tidak sesuai dengan kriteria penelitian yang mana obyek dari penelitian ini. Maka dari itu data tersebut dihilangkan. Selain itu, banyak kelas yang tidak sesuai dimana ada responden yang mengisi data kelas dengan angka kelas 7 dan kelas 1 serta tidak menyantumkan nama. Setelah data dengan kelas yang tidak sesuai, maka tahap pembersihan data telah selesai. Data setelah dilakukan pembersihan dan variable nama diubah menjadi ID untuk menggantikan nama siswa

#### 3.2. Normalisasi Data

Perhitungan normalisasi data dilakukan dengan menggunakan rumus min-max dengan persamaan 1. Contoh data hasil sebelum dan sesudah normalisasi untuk fitur IPS-1, MAPEL 1 sampai dengan MAPEL 5 dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.

Sesuai dengan persamaan 1 yang digunakan pada normalisasi min-max, proses normalisasi dilakukan sebagai contoh pada kolom MAPEL 1 baris pertama adalah dimana  $d = 88$ ,  $\min(p) = 82$ , dan  $\max(p) = 92$  maka hasilnya adalah sebagai berikut.

$$d' = \frac{d - \min(p)}{\max(p) - \min(p)}$$

$$d' = \frac{88 - 82}{92 - 82}$$

$$d' = 0,60$$

IPS-1	MAPEL 1	MAPEL 2	MAPEL 3	MAPEL 4	MAPEL 5
86.74	88	89	84	86	93
89.2	87	91	86	90	92
87.2	86	90	84	88	85
85.52	83	84	88	85	81
86.26	85	87	85	83	89
88.28	87	88	87	90	87
87.13	86	89	84	87	91
87.68	89	90	89	84	81

Gambar 2. Data sebelum normalisasi

Dengan perhitungan dan persamaan yang sama, dilakukan normalisasi untuk seluruh data yang akan digunakan dalam klasifikasi. Sehingga dihasilkan data yang telah dinormalisasi dan dapat dilihat pada Gambar 3.

IPS-1	MAPEL 1	MAPEL 2	MAPEL 3	MAPEL 4	MAPEL 5
0.44	0.60	0.58	0.38	0.45	0.87
0.85	0.50	0.75	0.63	0.82	0.80
0.52	0.40	0.67	0.38	0.64	0.33
0.24	0.10	0.17	0.88	0.36	0.07
0.36	0.30	0.42	0.50	0.18	0.60
0.70	0.50	0.50	0.75	0.82	0.47
0.51	0.40	0.58	0.38	0.55	0.73
0.60	0.70	0.67	1.00	0.27	0.07

Gambar 3. Data setelah normalisasi

#### 3.3. Hasil Klasifikasi

Perhitungan Algoritma yang telah diimplementasikan perlu divalidasi dan dievaluasi untuk mengetahui seberapa besar tingkat ketepatan sistem dalam memprediksi siswa slow learner dan non slow learner. Evaluasi algoritma dilakukan menggunakan confusion matrix pada tool rstudio. Confusion matrix dilakukan dengan menggunakan cross validation dengan jumlah folds 10.

Data yang sudah memiliki kelas dimasukkan untuk menguji confusion matrixnya, sehingga dapat dilihat apakah sesuai dengan kelas sebenarnya atau tidak. Algoritma yang digunakan pada confusion matrix yaitu algoritma naive bayes. Hasil perhitungan confusion matrix dengan menggunakan cross validation 10 folds seperti pada Tabel 2.

Berdasarkan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa hasil *confusion matrix* terdapat 36 data dengan kelas *non slow learner* diklasifikasikan benar, 2 data dengan kelas *non slow learner* diklasifikasikan sebagai *slow learner*, 1 data dengan kelas *slow learner* diklasifikasikan sebagai kelas *non slow learner*, dan 3 data dengan kelas *slow learner* diklasifikasikan benar sebagai *slow learner*.

Apabila dilihat dari pengujian *confussion matrix* tersebut, dimana terdapat 3 data, yaitu 2 data *non-slow learner* yang diklasifikasikan sebagai *slow learner* (*false negative*) dan 1 data *slow learner* yang



diklasifikasikan sebagai *non slow learner* (*false positive*). Dimana hal tersebut disebabkan oleh variabel yang dinilai oleh sistem dapat menjadi faktor pendukung untuk data tersebut masuk ke dalam klasifikasi yang berbeda dengan yang telah diprediksi sebelumnya dengan model yang sama.

Tabel 2. Hasil perhitungan *confusion matrix*

Klasifikasi yang benar	Klasifikasi	
	<i>Non-Slow Learner</i>	<i>Slow Learner</i>
<i>Non-Slow Learner</i>	36	2
<i>Slow Learner</i>	1	3

Berdasarkan hasil *true positive*, *false positive*, *true negative*, dan *false negative* dapat digunakan untuk mencari akurasi, *precision*, *recall*, dan *F-measure* yang terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *accuracy*, *recall*, *precision* dan *f-measure*

<i>Accuracy</i>	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	<i>F-Measure</i>
0.92857	0.94736	0.97297	0.96

Berdasarkan hasil *true positive*, *false positive*, *true negative*, dan *false negative* dapat digunakan untuk mencari akurasi, *precision*, *recall*, dan *F-measure* dengan menggunakan persamaan 3. Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, diperoleh hasil akurasi, *precision*, *recall*, dan *F-measure* sebesar 0.92857, 0.94736, 0.97297, 0.96. Dari perhitungan yang telah dilakukan, dapat diketahui bahwa algoritma *naive bayes* dapat mengklasifikasikan siswa *slow learner* dan *non slow learner* dengan sangat baik. *naive bayes* juga dapat mengenali suatu kelas dengan baik dan memiliki tingkat ketepatan hasil klasifikasi yang tinggi. Hal tersebut dapat dibuktikan dengan nilai *accuracy*, *recall*, *precision* dan *f-measure* masing - masing sebesar 92%, 94%, 97%, dan 96% yang membuktikan bahwa prediksi untuk siswa *slow learner* dan *non slow learner* masuk pada klasifikasi yang tepat.

### 3.4. Visualisasi Dashboard

Visualisasi dashboard dilakukan dengan menggunakan data yang telah diproses sebelumnya. Pada gambar 4 merupakan desain *dashboard* halaman beranda yang berisi rekap klasifikasi siswa. Kemudian pada gambar 5 merupakan detail siswa kelas XI dan kelas XII yang masuk pada kelas *slow learner* atau *non slow learner*.

Sesuai dengan perancangan halaman beranda yang berisi rekap dari keseluruhan klasifikasi siswa *slow learner* dan *non slow learner* yang direpresentasikan dalam diagram batang yang menunjukkan jumlah siswa yang masuk ke dalam klasifikasi baik *slow learner* dan *non slow learner* serta informasi klasifikasi siswa *slow learner* dan *non slow learner* berdasarkan kelas yang juga berupa diagram batang. Serta terdapat informasi jumlah siswa yang telah dilakukan pengelompokan berupa

total *record*. Rancangan halaman beranda dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Halaman beranda

Gambar 5. Halaman hasil prediksi

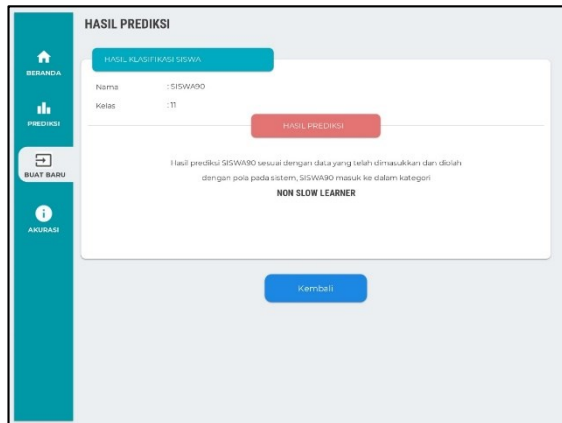
Gambar 5 adalah halaman prediksi pada rancangan antarmuka sistem berisi detail informasi siswa beserta dengan hasil pengelompokan yang telah dilakukan. Dimana informasi pada halaman ini berupa 2 tabel yaitu tabel yang pertama untuk detail informasi klasifikasi siswa kelas 11 dan tabel kedua untuk detail informasi klasifikasi siswa kelas 12. Selain itu terdapat informasi umum siswa dan informasi *data training*.

Selanjutnya adalah hasil visualisasi halaman buat baru merupakan halaman yang digunakan untuk memasukkan input siswa yang akan diprediksi berdasarkan data yang dimasukkan. Halaman buat baru dibuat berupa form masukan. Setelah data siswa dimasukkan pada halaman buat baru, selanjutnya sistem akan menampilkan hasil prediksi. Perancangan halaman hasil prediksi dapat dilihat pada Gambar 6. Halaman tersebut berisi informasi umum siswa dan juga hasil dari prediksi yang telah dilakukan.

### 3.5. Hasil Pengujian SUS

Data yang dikumpulkan dengan kuesioner *System Usability Scale* diperoleh dari 10 responden yang merupakan staf pengajar dari Sekolah

Menengah Atas Tunas Luhur. Tujuan dilakukannya evaluasi menggunakan kuesioner SUS ini adalah untuk mengetahui tingkat kegunaan dan penerimaan rancangan sistem oleh pengguna. Melalui kuesioner SUS didapatkan nilai dengan skala likert 1 - 5 pada rancangan dashboard Sistem Informasi Klasifikasi Siswa.



Gambar 6. Halaman Hasil Prediksi

Hasil evaluasi oleh 10 orang responden menggunakan kuesioner *System Usability Scale* disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Skor SUS

Kode Responden	Skor
R1	90
R2	70
R3	65
Kode Responden	Kode
R4	70
R5	72,5
<b>Total</b>	<b>71.75</b>

Berdasarkan hasil perhitungan skor kuesioner *System Usability Scale* pada Tabel 6.2, didapatkan total skor sebesar 717.5. Dimana berarti rata-rata dari skor SUS yang didapatkan dari 10 responden adalah 71.75. Dari rata-rata yang telah didapatkan dari evaluasi antarmuka sistem dapat disimpulkan bahwa tingkat *usability* dari Sistem Informasi Klasifikasi Siswa SMA Tunas Luhur adalah *Acceptable* karena skor SUS adalah lebih dari 70. Sesuai dengan penilaian pengguna yang telah didapatkan melalui penilaian SUS, dapat disimpulkan bahwa *usability* dari sistem menjadi lebih baik. Dalam Brooke (2013), Sauro dan Lewis (2009) menyatakan bahwa skor SUS mendefinisikan 2 skala penilaian yaitu kemudahan untuk dipelajari (*learnability*) dan kemudahan sistem secara keseluruhan (*usability*). Sehingga, sesuai skor SUS yang telah didapatkan melalui kuesioner, menunjukkan bahwa tingkat kemudahan sistem dalam digunakan oleh pengguna adalah baik.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, disimpulkan bahwa *bar chart* digunakan untuk

menampilkan perbandingan siswa *slow learner* dan siswa *non slow learner* pada visualisasi dashboard. Selain itu, performa akurasi algoritma *naive bayes* yang digunakan untuk melakukan prediksi siswa *slow learner* dan *non slow learner* menggunakan *confusion matrix* menggunakan model *test cross validation 10 folds* yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 92.86%, *precision* sebesar 94.73%, *recall* sebesar 97.29%, dan F-Measure sebesar 96%. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa algoritma *naive bayes* berhasil mengklasifikasikan siswa *slow learner* dan *non slow learner*. Serta hasil pengujian visualisasi dashboard menggunakan kuesioner *System Usability Scale* yang menghasilkan skor 71.75 yang berarti dashboard tersebut dapat diterima dengan baik oleh pihak sekolah.

Saran perbaikan yang dapat dilakukan pada penelitian selanjutnya yaitu menggunakan faktor internal yang digunakan sebagai variabel untuk melakukan klasifikasi seperti penyakit, lama tidak hadir disekolah, cacat fisik yang tidak terdeteksi serta faktor emosional seperti ketidaksesuaian dengan pengajar atau metode pengajaran, sikap negatif orang tua, kurangnya kepercayaan diri atau memiliki tingkat kecemasan yang tinggi. Selain itu dapat menggunakan metode yang dapat menggali permasalahan *usability* dengan lebih dalam secara kualitatif dengan menggunakan metode *usability testing* serta visualisasi dashboard yang lebih difokuskan pada siswa *slow learner* sehingga pengajar dapat difokuskan pada siswa tersebut dan dilakukan validasi *design* terlebih dahulu.

#### DAFTAR PUSTAKA

- ALUJA, ANTON dan ANGEL BLANCH. Socialized Personality, Scholastic Aptitudes, Study Habits, and Academic Achievement: Exploring the Link. *European Journal of Psychological Assessment*, 2004. [Online] Available at : [http://web.udl.es/usuaris/e7806312/grup/aal\\_uja-archi/arti\\_aluja/pu\\_47.pdf](http://web.udl.es/usuaris/e7806312/grup/aal_uja-archi/arti_aluja/pu_47.pdf) [Diakses 12 Oktober 2020]. Gen, M. & Cheng, R. 2000. *Genetic Algorithms and Engineering Optimization*. John Wiley & Sons, Inc., New York.
- ADEBAYO, A. O. C. M. S., 2019. Classification Techniques on the Analysis of Student's Performance. *Global Scientific*, 7(4), pp. 79-95.
- BROOKE, J., 2013. SUS: A Retrospective. *Journal of Usability Studies*, VIII(2), pp. 22-40.
- BUSTAMI, 2014. Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi. *Jurnal Informatika*. 8(1), pp. 884-898.
- CAHYA, R. A, ADIMANGGALA, D and SUPianto, A. A. 2019. Deep Feature Weighting Based on Genetic Algorithm and

- Naïve Bayes for Twitter Sentiment Analysis. *International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*, pp. 326-331, doi: 10.1109/SIET48054.2019.8986107
- DARNISA, A. et al., 2019. Perbandingan Normalisasi Data Untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-Nn. *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, 4(1), pp. 78.82.
- DESTUARDI & SURYA, S. 2009. Klasifikasi Emosi Untuk Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Metode *Naive bayes*. Teknik Elektron, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- FHYLAYLI, S. U., 2019. Prediksi Tingkat Pemahaman Siswa Dalam Materi Pelajaran Bahasa Indonesia Menggunakan *Naive bayes* Dengan Seleksi Fitur Information Gain. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(3), pp. 2154-2159.
- JAIN, Y., BHANDERE, S., 2014. Min Max Normalization Based Data Perturbation Method for Privacy Protection. *International Journal of Computer & Communication Technology (IJCCT)*. 3(4), pp. 45-50.
- KAUR, P., SINGH, M. & JOSAN, G. S., 2015. Classification and prediction based data mining algorithms to predict slow learners in education sector. *Procedia Computer Science*, Volume 57, pp. 500-508.
- MENDEZABAL, MARIE JEAN N. Study Habits and Attitudes: The Road to Academic Success. *International Journal of Applied Research and Studies*, 2013. [Online] Available at : <http://ijars.in/iJARS%20309.pdf> [Diakses 12 Oktober 2020].
- RANA & KAUSAR, 2011. Comparison of Study Habits and Academic Performance of Pakistani British and White British Students. *Pakistan Journal of Social and Clinical Psychology*, Volume 9, pp. 21-26.
- SCHUH, G. et al., 2019. Data Mining Definitions and Applications for the Management of Production Complexity. *Procedia CIRP*, Volume 81, pp. 874-879.
- SHAW, S. R., 2005. Slow learners and mental health issues (up date) [Online] Available at: <http://www.theguidancechannelzine.com> [Diakses 20 Januari 2020].
- TULLIS, T. & ALBERT, B., 2013. System Usability Scale. [Online] Available at: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/system-usability-scale> [Diakses 30 Januari 2020].
- URSO, A. et al., 2019. Data Mining: Classification and Prediction. *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, Volume 1, pp. 384-402.
- VASUDEVAN, A., 2017. Slow learners – Causes, problems and educational programmes. *International Journal for Applied Research*, 3(12), pp. 308-313.
- VORA, P., 2009. *Web Application Design Patterns*. Burlington: Morgan Kaufmann.
- WU, X., KUMAR, V. et al., 2008. Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information Systems*, 14(1), pp. 1-37.
- YUSUF, M., 2018. *Pengantar Ilmu Pendidikan*. Cetakan 1 . Palopo : Lembaga Penerbit Kampus IAIN Palopo.