

# Klasifikasi Tingkat Kecanduan Internet Pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

## *Classification of Internet Addiction Levels in Students Using the Naïve Bayes Algorithm*

Fakhriyah Zulfah Parinduri<sup>1</sup>, Rafika Dewi<sup>2</sup>, Susiani<sup>3</sup>  
STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

### Article Info

#### Genesis Artikel:

Diterima, 23 September 2022

Direvisi, 12 Oktober 2022

Disetujui, 16 Oktober 2022

#### Kata Kunci:

Data Mining

Klasifikasi

Naïve Bayes

Kecanduan Internet

Mahasiswa

### ABSTRAK

Kehadiran internet pada mahasiswa berpengaruh besar dalam ilmu pengetahuan dan teknologi yang menjadikan internet sebagai penambah wawasan untuk mencari informasi yang dibutuhkan, selain sebagai sumber informasi, mahasiswa juga mengakses internet sebagai sarana hiburan. Sehingga menjadikan mahasiswa tahan berlama-lama di depan gadget ataupun komputer secara terus menerus. Tujuan penelitian ini untuk mengetahui apakah mahasiswa terindikasi dengan adanya kecanduan internet dan memberikan masukan kepada pihak STIKOM Tunas Bangsa agar membuat kebijakan yang memanfaatkan internet sebagai proses pembelajaran sehingga tidak terjadi kecanduan internet secara berlebihan. Karena hal tersebut sangat berpengaruh dalam proses pembelajaran untuk menambah wawasan tentang ilmu pengetahuan dan teknologi pada mahasiswa. Subjek dilakukan oleh penelitian ini yaitu pada mahasiswa yang sedang menuntut ilmunya di STIKOM Tunas Bangsa. Maka dari penelitian tersebut dilakukan dengan menggunakan klasifikasi algoritma Naïve Bayes, yang dimana datanya diperoleh dengan menggunakan kuesioner yang disebarikan kepada mahasiswa. Diharapkan penelitian ini dapat menjadi informasi bagi mahasiswa untuk mampu menjaga kontrol diri dalam memanfaatkan berbagai hiburan di jaringan internet.

### ABSTRACT

*The presence of the internet on students has a big influence on science and technology which makes the internet as an additional insight to find the information needed, apart from being a source of information, students also access the internet as a means of entertainment. So that it makes students last longer in front of gadgets or computers continuously. The purpose of this study is to determine whether students are indicated by internet addiction and provide input to STIKOM Tunas Bangsa to make policies that use the internet as a learning process so that internet addiction does not occur excessively. Because it is very influential in the learning process to add insight about science and technology to students. The subjects carried out by this study were students who were studying at STIKOM Tunas Bangsa. Therefore, the research was conducted using the Naïve Bayes algorithm classification, in which the data was obtained using a questionnaire distributed to students. The subjects carried out by this study were students who were studying at STIKOM Tunas Bangsa. Therefore, the research was conducted using the Naïve Bayes algorithm classification, in which the data was obtained using a questionnaire distributed to students. It is hoped that this research can be information for students to be able to maintain self-control in utilizing various entertainments on the internet.*

*This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.*



### Penulis Korespondensi:

Fakhriyah Zulfah Parinduri,

Program Studi Sistem Informasi

STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: fakhriyahparinduri@gmail.com

### 1. PENDAHULUAN

Kecanduan internet merupakan dorongan untuk menggunakan internet secara berlebihan. Penggunaan internet yang berlebihan mengacu pada kondisi dimana individu tidak dapat mengekang dan membatasi keinginan mereka untuk menggunakan internet, kehilangan waktu saat menggunakan internet, menunjukkan kegelisahan yang berlebihan dan agresivitas ketika kehilangan penggunaan internet, serta masalah sosial dan kehidupan keluarga [1]. Mahasiswa merupakan seorang pelajar yang sedang menempuh pendidikan tinggi di sebuah perguruan tinggi yang terdiri atas Akademi, Institut, dan yang paling umum adalah Universitas [2]. Kurangnya pemahaman dan pengetahuan mahasiswa akan kecanduan internet serta dampak negatif yang ditimbulkan akan menyebabkan terganggunya berbagai aspek kehidupan, baik sosial individu maupun akademik. Selain itu, diketahui pula bahwa mahasiswa memiliki akses internet yang cukup luas karena minat penggunaan perangkat seperti telepon selular dan komputer yang cukup tinggi [3].

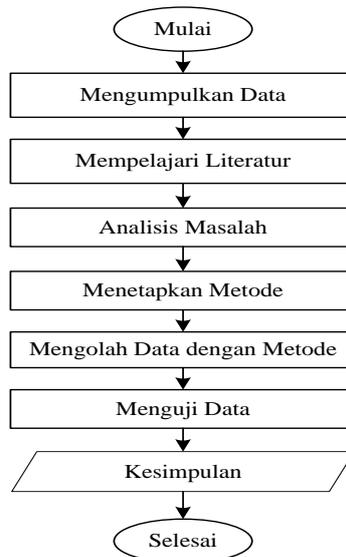
Banyak cabang ilmu komputer yang mampu memecahkan masalah yang kompleks. Hal ini terbukti dari banyaknya penelitian-penelitian yang sudah dilakukan di bidang komputer untuk menyelesaikan masalah komputasi, seperti sistem pendukung keputusan [4]–[9], bidang jaringan syaraf tiruan [10]–[19], hingga di bidang data mining [20]–[26]. Data mining merupakan proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar. Data mining disebut juga dengan knowledge discovery in database (KDD) ataupun pattern recognition [27]. Naïve Bayes merupakan sebuah pengklasifikasian *probabilistic* sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari data set yang diberikan. Naïve Bayes yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan di masa sebelumnya. Keuntungan penggunaan Naïve Bayes adalah metode ini hanya membutuhkan jumlah data penelitian (*Training Data*) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian [28].

Kehadiran internet pada mahasiswa sangat bermanfaat dalam IPTEK (Ilmu Pengetahuan dan Teknologi) yang menjadikan internet sebagai penambah wawasan dalam mencari informasi yang dibutuhkan pada mahasiswa tersebut untuk menjadikan proses penambahan ilmu pengetahuannya. Selain mempunyai manfaat, internet juga berdampak negatif apabila digunakan secara berlebihan seperti, kecanduan bermain game online, media sosial, video online sehingga pengguna internet melalaikan waktunya. Hal ini secara tidak langsung meningkatkan frekuensi akses internet pada mahasiswa yang memungkinkan terjadinya kecanduan internet kepada mahasiswa itu sendiri. Maka dari itu untuk mengetahui permasalahan yang terjadi pada mahasiswa tentang klasifikasi tingkat kecanduan internet, penulis menerapkan sebuah algoritma *Naïve Bayes* yang merupakan salah satu algoritma yang terdapat pada teknik klasifikasi [29]. Berdasarkan uraian tersebut, maka dilakukan penelitian untuk klasifikasi tingkat kecanduan internet pada Mahasiswa menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*.

### 2. METODE PENELITIAN

#### 2.1. Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian ini pertama kali penulis melakukan pengamatan dan menganalisa permasalahan yang setelah itu data akan diolah melalui proses perhitungan Algoritma *Naïve Bayes*. Selanjutnya hasil dari perhitungan akan diaplikasikan ke *Rapid miner* untuk melihat keakuratan hasil yang diperoleh *Flowchart*. Berikut merupakan model penelitian disajikan dalam rancangan *Flowchart* pada gambar 1.



Gambar 1. Rancangan Penelitian

Keterangan dari gambar diatas adalah sebagai berikut :

1. Membaca Data *Training*  
Pada tahap ini data yang telah di input kemudian dibaca data training yang digunakan.
2. Menghitung Jumlah Probabilitas  
Setelah data training dibaca, selanjutnya masuk kedalam tahap menghitung jumlah dan probabilitas dari data yang digunakan.
3. Menampilkan Data Probabilitas
4. Proses Penyelesaian  
Dalam proses penyelesaian dapat dilihat langkah – langkahnya untuk melakukan penyelesaian dalam mengklasifikasi tingkat kecanduan internet pada mahasiswa menggunakan algoritma *Naive Bayes*, sebagai berikut :
  - a. Menentukan data yang akan digunakan dalam proses pengklasifikasian tingkat kecanduan internet pada mahasiswa. Dimana data didapatkan dengan memberikan kuesioner kepada mahasiswa STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar.
  - b. Menghitung jumlah kecanduan dan tidak kecanduan dari data yang didapatkan. Selanjutnya menentukan jumlah kecanduan dan tidak kecanduan yang akan dibagikan dengan banyaknya data.
  - c. Menghitung jumlah kecanduan dan tidak kecanduan untuk setiap kriteria berdasarkan masing - masing data yang diperoleh. Selanjutnya menentukan probabilitas kecanduan dan tidak kecanduan untuk setiap kriteria yang digunakan.
  - d. Menghitung perkalian salah satu variabel yang digunakan dalam mengklasifikasi tingkat kecanduan internet pada mahasiswa untuk mendapatkan nilai kecanduan dan tidak kecanduan.
  - e. Membandingkan nilai kecanduan dan tidak kecanduan dengan melihat nilai terbesar dari nilai kecanduan dan tidak kecanduan yang didapatkan.
  - f. Memberikan kesimpulan dari data yang diklasifikasi.

## 2.2. Klasifikasi

Klasifikasi *Naive Bayes* ialah klasifikasi berdasarkan *Teorema Bayes* dan digunakan untuk menghitung probabilitas tiap kelas dengan asumsi bahwa antar satu kelas dengan kelas lain tidak saling tergantung atau independen. Dalam Proses pengklasifikasian terdapat proses yang harus dilakukan, yaitu proses training dan proses testing.

## 3. HASIL DAN ANALISIS

### 3.1. Pengolahan Data

Pada tahap melakukan pengolahan data menggunakan algoritma *Naive Bayes* yang perlu dilakukan yaitu menentukan data training dan data testing yang akan dihasilkan. Dalam penelitian ini data yang berjumlah 100 responden. Kemudian data dibagi dua yaitu 90 data training dan 10 data testing. Data tersebut akan digunakan untuk melakukan proses perhitungan data probabilitas baik itu training dan testing serta proses menghitung probabilitas akhir. Setelah mendapatkan probabilitas akhir proses terakhir untuk menentukan tingkat kecanduan internet yaitu membandingkan antara kecanduan dan tidak kecanduan. Variabel yang akan digunakan dalam klasifikasi tingkat kecanduan internet pada mahasiswa yaitu :

1. Durasi  
Merupakan variabel yang akan dilakukan perhitungan sesuai dengan pentingnya durasi pada mahasiswa saat sedang mengakses internet. Dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Kriteria Durasi

Kriteria	Kategori	Keterangan
Durasi	SS	Sangat Sering
	S	Sering
	N	Netral
	TS	Tidak Sering

2. Konflik

Merupakan variabel yang akan dilakukan perhitungannya sesuai dengan konflik yang terjadi pada mahasiswa ketika mengakses internet. Dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Kriteria Konflik

Kriteria	Kategori	Keterangan
Konflik	SS	Sangat Sering
	S	Sering
	N	Netral
	TS	Tidak Sering

3. Frekuensi

Merupakan variabel yang akan dilakukan perhitungannya sesuai dengan frekuensi mahasiswa saat mengakses internet, variabel ini akan di kelompokkan menjadi. Dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Kriteria Frekuensi

Kriteria	Kategori	Keterangan
Frekuensi	SS	Sangat Sering
	S	Sering
	N	Netral
	TS	Tidak Sering

4. Perubahan Tingkah Laku

Merupakan variabel yang akan dilakukan perhitungan sesuai dengan pentingnya perubahan tingkah laku pada mahasiswa saat mengakses internet baik dalam pembelajaran ataupun hiburan, variabel ini akan di kelompokkan menjadi 4 kategori yaitu : sangat sering, sering, netral, tidak sering. Dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Kriteria Perubahan Tingkah Laku

Kriteria	Kategori	Keterangan
Perubahan Tingkah Laku	SS	Sangat Sering
	S	Sering
	N	Netral
	TS	Tidak Sering

Berikut adalah data *training* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5. Data *Training*

Responden	Durasi	Konflik	Frekuensi	Perubahan Tingkah Laku	Hasil
R1	S	SS	SS	SS	Kecanduan
R2	S	N	S	TS	Kecanduan
R3	S	S	N	TS	Kecanduan
R4	S	N	S	S	Kecanduan
R5	N	S	SS	S	Kecanduan
R6	S	S	S	S	Kecanduan
R7	N	TS	TS	TS	Tidak Kecanduan
R8	TS	TS	TS	N	Tidak Kecanduan
R9	SS	SS	S	N	Kecanduan
R10	S	N	S	S	Kecanduan
...	...	...	...	...	...
R90	SS	TS	TS	TS	Tidak Kecanduan

Setelah data training telah ditentukan, langkah selanjutnya penulis menghitung jumlah kecanduan dan tidak kecanduan berdasarkan tabel 4.5. Dari 90 data training yang digunakan, diketahui kelas kecanduan sebanyak 53 data, dan kelas tidak kecanduan sebanyak 37 data. Perhitungan *probabilitas* prior kemungkinan kecanduan dalam mengklasifikasi tingkat kecanduan internet pada mahasiswa dapat dilihat pada persamaan (6), yaitu

$$P(\text{Kecanduan}) = \frac{53}{90} = 0,589$$

Sedangkan perhitungan *probabilitas* tidak kecanduan yaitu:

$$P(\text{Tidak Kecanduan}) = \frac{37}{90} = 0,411$$

Setelah *probabilitas* dari masing-masing prior telah diketahui, selanjutnya penulis menghitung masing-masing *probabilitas* dari setiap kriteria yang digunakan. Kriteria yang digunakan penulis yaitu durasi, konflik, frekuensi, dan perubahan tingkah laku. Dalam menentukan *probabilitas* setiap kriteria, penulis menghitung bagian-bagian yang terdapat pada setiap kriteria, pada penelitian ini bagian-bagian yang terdapat dalam setiap kriteria menggunakan skala *linker* 4 yaitu SS, S, N, dan TS. Sehingga dalam menentukan probabilitas setiap kriteria dilakukan dengan menghitung jumlah kecanduan dan tidak kecanduan pada skala *linker* yang digunakan. Sehingga perhitungan probabilitas masing-masing kriteria dapat dilihat pada beberapa tabel-tabel berikut. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria durasi dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Probabilitas Kriteria Durasi

Durasi	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Kecanduan	Tidak Kecanduan	Kecanduan	Tidak Kecanduan
SS	19	4	0,3585	0,1081
S	27	5	0,5094	0,1351
N	7	15	0,1321	0,4054
TS	0	13	0	0,3514
Jumlah	53	37	1	1

Probabilitas pada kriteria durasi yaitu pada kategori kecanduan dengan skala SS memiliki probabilitas 0,3585, S memiliki probabilitas 0,5094, N memiliki probabilitas 0,1321, dan TS memiliki probabilitas 0, sehingga jumlah probabilitas kecanduan yaitu 1. Sedangkan pada kategori tidak kecanduan dengan skala SS memiliki probabilitas 0,1081, S memiliki probabilitas 0,1351, N memiliki probabilitas 0,4054, dan TS memiliki probabilitas 0,3514. Sehingga jumlah probabilitas tidak kecanduan yaitu 1. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria konflik dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7. Probabilitas Kriteria Probabilitas Konflik

Konflik	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Kecanduan	Tidak Kecanduan	Kecanduan	Tidak Kecanduan
SS	9	0	0,1698	0
S	29	0	0,5472	0
N	13	2	0,2453	0,0541
TS	2	35	0,0377	0,9459
Jumlah	53	37	1	1

Probabilitas pada kriteria konflik yaitu pada kategori kecanduan dengan skala SS memiliki probabilitas 0,1698, S memiliki probabilitas 0,5472, N memiliki probabilitas 0,2453, dan TS memiliki probabilitas 0,0377, sehingga jumlah probabilitas kecanduan yaitu 1. Sedangkan pada kategori tidak kecanduan dengan skala SS memiliki probabilitas 0, S memiliki probabilitas 0, N memiliki probabilitas 0,0541, dan TS memiliki probabilitas 0,9459. Sehingga jumlah probabilitas tidak kecanduan yaitu 1. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria frekuensi dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8. Probabilitas Kriteria frekuensi

Frekuensi	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Kecanduan	Tidak Kecanduan	Kecanduan	Tidak Kecanduan
SS	10	0	0,1887	0
S	34	0	0,6415	0
N	5	5	0,0943	0,1351
TS	4	32	0,0755	0,8649
Jumlah	53	37	1	1

Probabilitas pada kriteria frekuensi yaitu pada kategori kecanduan dengan skala SS memiliki probabilitas 0,1887, S memiliki probabilitas 0,6415, N memiliki probabilitas 0,0943, dan TS memiliki probabilitas 0,0755, sehingga jumlah probabilitas kecanduan yaitu 1. Sedangkan pada kategori tidak kecanduan dengan skala SS memiliki probabilitas 0, S memiliki probabilitas 0, N memiliki probabilitas N 0,1351, dan TS memiliki probabilitas 0,8649. Sehingga jumlah probabilitas tidak kecanduan yaitu 1. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria perubahan tingkah laku dapat dilihat pada tabel 9.

Tabel 9. Probabilitas Kriteria perubahan tingkah laku

Perubahan Tingkah Laku	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Kecanduan	Tidak Kecanduan	Kecanduan	Tidak Kecanduan
SS	8	0	0,1509	0
S	21	1	0,3962	0
N	14	4	0,2642	0,1081
TS	10	32	0,1887	0,8649
Jumlah	53	37	1	1

Probabilitas pada kriteria perubahan tingkah laku yaitu pada kategori kecanduan dengan skala SS memiliki probabilitas 0,1509, S memiliki probabilitas 0,3962, N memiliki probabilitas 0,2642, dan TS memiliki probabilitas 0,1887, sehingga jumlah probabilitas kecanduan yaitu 1. Sedangkan pada kategori tidak kecanduan dengan skala SS memiliki probabilitas 0, S memiliki probabilitas 0, N memiliki probabilitas 0,1081, dan TS memiliki probabilitas 0,8649. Sehingga jumlah probabilitas tidak kecanduan yaitu 1. Setelah masing-masing probabilitas kriteria telah diketahui, langkah selanjutnya adalah menghitung data testing untuk menentukan nilai klasifikasi. Berikut adalah data *testing* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel 10.

Tabel 10. Data Testing

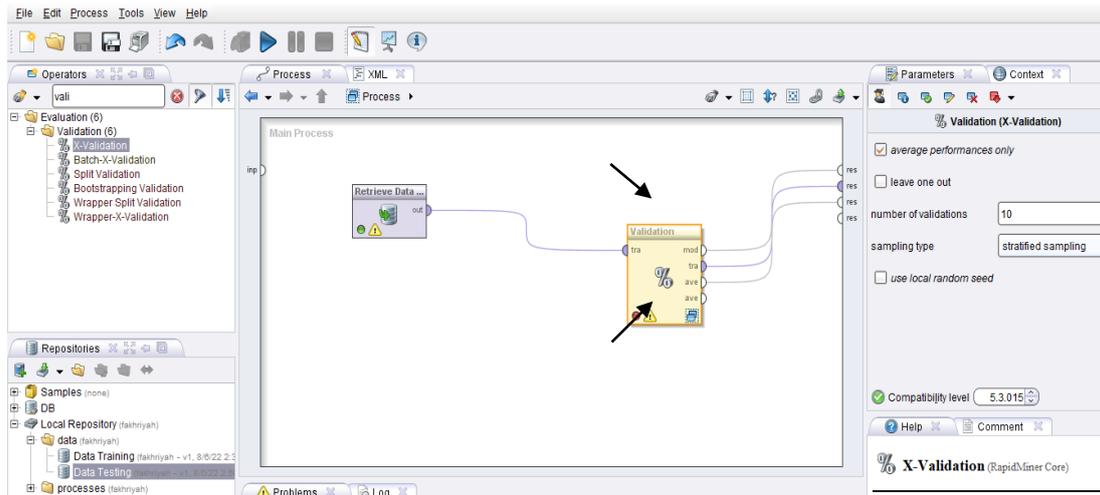
Responden	Durasi	Konflik	Frekuensi	Perubahan Tingkah Laku	Hasil
R91	N	S	N	TS	???
R92	N	N	N	N	???
R93	S	N	N	TS	???
R94	S	N	N	TS	???
R95	S	N	TS	N	???
R96	N	S	TS	N	???
R97	S	TS	N	N	???

Responden	Durasi	Konflik	Frekuensi	Perubahan Tingkah Laku	Hasil
R98	S	N	N	TS	????
R99	SS	N	TS	N	????
R100	N	N	N	N	????

Berdasarkan data *training* pada tabel 10 pada data responden 91 sampai 100 dilakukan klasifikasi kedalam kelas kecanduan. Setelah data tersebut diakumulasi, maka langkah selanjutnya mencari kriteria dan nilai probabilitas.

**3.2. Hasil Percobaan *Rapid Miner***

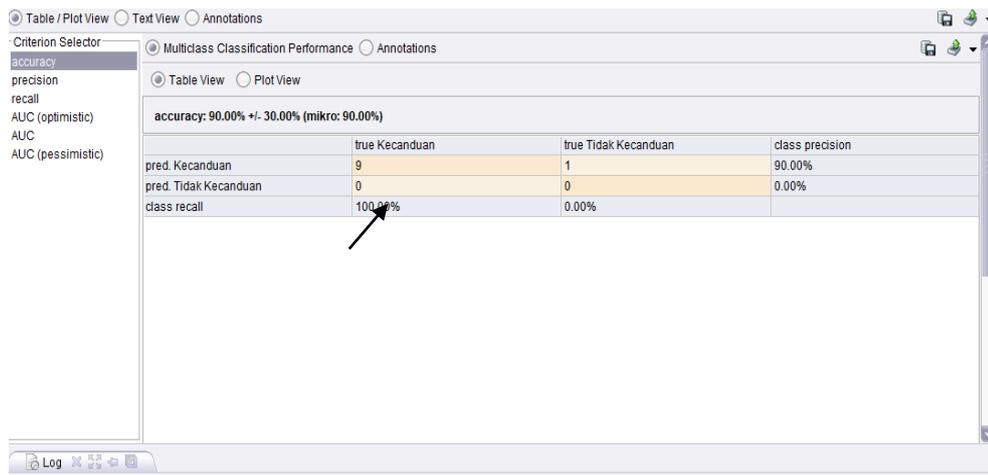
Menjalankan proses pembentukan model aturan, terlebih dahulu importing data dari data yang sudah ditransformasi terlebih dahulu dalam *Microsoft Excel* dan diakses menggunakan *software Rapid Miner*. Atribut yang digunakan sebagai label adalah hasil kuesioner klasifikasi tingkat kecanduan internet pada mahasiswa yaitu data kuesioner.



Gambar 2. Operator Data *Testing* dan *X Validation* pada *Main Process*

Pada saat *retrieve data testing* dan *x-validation*, hubung kan keduanya dengan menarik garis dari tabel *retrieve data testing* ke operator *x-validation* dan menghubungkan lagi ke garis hasil di sisi kanan pada gambar 2.

Dalam membuat model aturan untuk mengklasifikasi apakah mahasiswa kecanduan atau tidak kecanduan, diperlukan juga operator *Performance*. Operator *performance* digunakan untuk evaluasi data kuesioner. Cara yang digunakan dengan memberikan daftar nilai kriteria dari data kuesioner secara otomatis ditentukan agar sesuai dengan jenis kriteria.



Gambar 3. Nilai *Accuracy Performance*

Keterangan :

1. Pada gambar diatas Nilai *Accuracy Performance* sebesar 90.00 %. Dengan demikian algoritma *Naive Bayes* dapat diterapkan pada tingkat kecanduan internet pada mahasiswa.
2. Data pengujian sebanyak 10 data testing yang telah diolah dalam *Rapid Miner 5.3*. Dengan mendapatkan hasil pengujian akurasi sebesar 90.00 % yaitu 9 mahasiswa yang terindikasi kecanduan internet dan 1 mahasiswa yang tidak terindikasi kecanduan internet.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa Penerapan algoritma *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasi tingkat kecanduan internet pada mahasiswa STIKOM Tunas Bangsa berhasil diterapkan dan dapat diimplementasikan. Hasil dari kelas kecanduan memiliki nilai klasifikasi / *probabilitas* adalah 0,589. Sedangkan kelas tidak kecanduan memiliki nilai klasifikasi / *probabilitas* adalah 0,411. Sehingga hasil dari data pengujian klasifikasi dengan tingkat akurasi sebanyak 90%, dapat dikatakan *excellent*.

#### REFERENSI

- [1] N. Fakhri and A. Ridfah, "Shyness Dan Kecanduan Internet Pada Mahasiswa," *Jurnal Psikologi Talenta Mahasiswa*, vol. 1, no. 1, pp. 68–78, 2021.
- [2] O. R. Wilhelmus, "Kampus Merdeka Untuk Melahirkan Manusia Unggul Dalam Semangat Gotong Royong," *JPAK: Jurnal Pendidikan Agama Katolik*, vol. 20, no. 2, pp. 48–63, 2020.
- [3] C. Juditha, "Pemanfaatan Teknologi Informasi Komunikasi Terhadap Perubahan Sosial Masyarakat Desa," *Jurnal Penelitian Komunikasi dan Opini Publik*, vol. 24, no. 1, pp. 16–30, 2020.
- [4] V. V. Sianipar, A. Wanto, and M. Safii, "Decision Support System for Determination of Village Fund Allocation Using AHP Method," *The IJICS (International Journal of Informatics and Computer Science) ISSN*, vol. 4, no. 1, pp. 20–28, 2020.
- [5] R. Simarmata, R. W. Sembiring, R. Dewi, A. Wanto, and E. Desiana, "Penentuan Masyarakat Penerima Bantuan Perbaikan Rumah di Kecamatan Siantar Barat Menggunakan Metode ELECTRE," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 1, no. 2, pp. 68–75, 2020.
- [6] R. Watrionthos, W. A. Ritonga, A. Rengganis, A. Wanto, and M. Isa Indrawan, "Implementation of PROMETHEE-GAIA Method for Lecturer Performance Evaluation," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, p. 012067, 2021.
- [7] S. R. Ningsih, D. Hartama, A. Wanto, I. Parlina, and Solikhun, "Penerapan Sistem Pendukung Keputusan Pada Pemilihan Objek Wisata di Simalungun," in *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS)*, 2019, pp. 731–735.
- [8] N. Nasution, G. W. Bhawika, A. Wanto, N. L. W. S. R. Ginantra, and T. Afriliansyah, "Smart City Recommendations Using the TOPSIS Method," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 846, no. 1, pp. 1–6, 2020.
- [9] R. A. Hutasoit, S. Solikhun, and A. Wanto, "Analisa Pemilihan Barista dengan Menggunakan Metode TOPSIS (Studi Kasus: Mo Coffee)," *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 256–262, 2018.
- [10] I. M. Muhamad, S. A. Wardana, A. Wanto, and A. P. Windarto, "Algoritma Machine Learning untuk penentuan Model Prediksi Produksi Telur Ayam Petelur di Sumatera," *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering*, vol. 1, no. 4, pp. 126–134, 2022.
- [11] M. Mahendra, R. C. Telaumbanua, A. Wanto, and A. P. Windarto, "Akurasi Prediksi Ekspor Tanaman Obat , Aromatik dan Rempah-Rempah Menggunakan Machine Learning," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 6, pp. 207–215, 2022.
- [12] R. Puspadini, A. Wanto, and N. Arminarahmah, "Penerapan ML dengan Teknik Bayesian Regulation untuk Peramalan," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 3, no. 3, pp. 147–155, 2022.
- [13] N. L. W. S. R. Ginantra, A. D. GS, S. Andini, and A. Wanto, "Pemanfaatan Algoritma Fletcher-Reeves untuk Penentuan Model Prediksi Harga Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 3, no. 4, pp. 679–685, 2022.
- [14] N. Arminarahmah, S. D. Rizki, O. A. Putra, U. Islam, K. Muhammad, and A. Al, "Performance Analysis and Model Determination for Forecasting Aluminum Imports Using the Powell-Beale Algorithm," *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 5, no. 5, pp. 624–632, 2022.
- [15] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, "Performance One-step secant Training Method for Forecasting Cases," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, pp. 1–8, 2021.
- [16] A. Perdana, S. Defit, and A. Wanto, "Optimalisasi Parameter dengan Cross Validation dan Neural Back-propagation Pada Model Prediksi Pertumbuhan Industri Mikro dan Kecil," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 01, no. 11, pp. 34–42, 2021.
- [17] N. L. W. S. R. Ginantra, M. A. Hanafiah, A. Wanto, R. Winanjaya, and H. Okprana, "Utilization of the Batch Training Method for Predicting Natural Disasters and Their Impacts," *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1071, no. 1, p. 012022, 2021.
- [18] A. Wanto, S. Defit, and A. P. Windarto, "Algoritma Fungsi Pelatihan pada Machine Learning berbasis ANN untuk Peramalan Fenomena Bencana," *RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 254–264, 2021.
- [19] V. V. Utari, A. Wanto, I. Gunawan, and Z. M. Nasution, "Prediksi Hasil Produksi Kelapa Sawit PTPN IV Bahjambi Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 2, no. 3, pp.

- 271–279, 2021.
- [20] N. Arminarahmah, A. D. GS, G. W. Bhawika, M. P. Dewi, and A. Wanto, “Mapping the Spread of Covid-19 in Asia Using Data Mining X-Means Algorithms,” *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1071, no. 1, p. 012018, 2021.
- [21] J. Hutagalung, N. L. W. S. R. Ginantra, G. W. Bhawika, W. G. S. Parwita, A. Wanto, and P. D. Panjaitan, “COVID-19 Cases and Deaths in Southeast Asia Clustering using K-Means Algorithm,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1783, no. 1, p. 012027, 2021.
- [22] N. A. Febriyati, A. D. GS, and A. Wanto, “GRDP Growth Rate Clustering in Surabaya City uses the K- Means Algorithm,” *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 276–283, 2020.
- [23] M. A. Hanafiah and A. Wanto, “Implementation of Data Mining Algorithms for Grouping Poverty Lines by District/City in North Sumatra,” *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 315–322, 2020.
- [24] T. H. Sinaga, A. Wanto, I. Gunawan, S. Sumarno, and Z. M. Nasution, “Implementation of Data Mining Using C4.5 Algorithm on Customer Satisfaction in Tirta Lihou PDAM,” *Journal of Computer Networks, Architecture, and High-Performance Computing*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, 2021.
- [25] A. Wanto *et al.*, *Data Mining : Algoritma dan Implementasi*. Yayasan Kita Menulis, 2020.
- [26] W. T. C. Gultom, A. Wanto, I. Gunawan, M. R. Lubis, and I. O. Kirana, “Application of The Levenberg Marquardt Method In Predict The Amount of Criminality in Pematangsiantar City,” *Journal of Computer Networks, Architecture, and High-Performance Computing*, vol. 3, no. 1, pp. 21–29, 2021.
- [27] S. Wulandari, W. Saputra, S. Tunas Bangsa Pematangsiantar, and A. A. Tunas Bangsa Pematangsiantar JI Jenderal Sudirman Blok No, “Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS) Penerapan Metode Naive Bayes dalam Menentukan Pengaruh Penasihat Akademik pada Kelulusan Mahasiswa Tingkat Akhir,” no. September, pp. 661–669, 2019.
- [28] E. Manalu, F. A. Sianturi, and M. R. Manalu, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Jumlah Produksi Barang Berdasarkan Data Persediaan dan Jumlah Pemesanan Pada CV. Papadan Mama Pastries,” *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 1, no. 2, pp. 16–21, 2017.
- [29] F. S. A. Z. Farhannah and S. Solikhun, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Dalam Menentukan Konsentrasi Siswa Terhadap Proses Belajar Mengajar Di Smp Taman Asuhan,” *Jurnal RESISTOR (Rekayasa Sistem Komputer)*, vol. 4, no. 2, pp. 142–155, 2021.