

Klasifikasi Kecanduan Bermain Game online Pada Remaja Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Website

Tika Suci Pania*, Rahmi Hidayati, Kasliono

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Rekayasa Sistem Komputer, Universitas Tanjungpura, Pontianak, Indonesia

Email: ^{1,*}tikasuci@student.untan.ac.id, ²rahmihidayati@siskom.untan.ac.id, ³kasliono@siskom.untan.ac.id

Email Penulis Korespondensi: tikasuci@student.untan.ac.id

Abstrak—Penggunaan perangkat elektronik seperti ponsel, laptop, dan lainnya sering dijumpai untuk berbagai alasan, termasuk untuk bermain *game online*. *Game online* sangat digemari karena dapat menghilangkan stress dan dapat dimainkan oleh berbagai usia, salah satunya adalah remaja berusia 10-19 tahun. Namun, *game online* dapat merugikan remaja. Jika seorang remaja bermain *game online* dalam jangka waktu yang lama, maka remaja tersebut akan mengalami ketergantungan terhadap *game online*. Penelitian ini menciptakan suatu sistem yang dapat membantu remaja mengetahui tingkat kecanduannya terhadap *game online*, sehingga remaja tersebut dapat mengatasi permasalahan kecanduannya. Sistem ini mengklasifikasikan kecanduan bermain *game online* pada remaja dengan tingkat ringan, sedang, dan berat menggunakan metode Naïve Bayes Classifier. Sistem ini bertujuan untuk membantu remaja mengontrol diri dalam bermain *game online*. Dalam menentukan tingkat kecanduan *game online*, digunakan 5 atribut yaitu usia, jenis kelamin, tempat bermain, jenis *game*, dan lama bermain. Pengujian dengan 150 data dan diuji dengan sembilan perbandingan data latih dan data uji yaitu 10:90, 20:80, 30:70, 40:60, 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10. Pengujian dilakukan dengan *confusion matrix* sehingga menghasilkan nilai akurasi, presisi, *recall* dan *error rate*. Nilai akurasi tertinggi terdapat pada perbandingan data latih dan data uji 40:60. Hasil akurasi sebesar 93%, presisi sebesar 90%, *recall* sebesar 89%, dan *error rate* sebesar 6,67%.

Kata Kunci: *Game online*; Klasifikasi; Naïve Bayes; Kecanduan; Akurasi

Abstract—The use of electronic devices such as cellphones, laptops, and others is often found for various reasons, including playing online games. Online games are very popular because they can relieve stress and can be played by various ages, one of which is teenagers aged 10-19 years. However, online games can be detrimental to teenagers. If a teenager plays online games for a long time, that teenager will become dependent on online games. This research creates a system that can help teenagers find out their level of addiction to online games, so that teenagers can overcome their addiction problems. This system classifies addiction to playing online games in teenagers with mild, moderate and severe levels using the Naïve Bayes Classifier method. This system can help teenagers control themselves when playing online games. In determining the level of online game addiction, 5 attributes are used, namely age, gender, place of play, type of game, and length of play. Testing with 150 data and tested with nine comparisons of training data and test data, namely 10:90, 20:80, 30:70, 40:60, 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, and 90:10. Testing is carried out using a confusion matrix to produce accuracy, precision, recall and error rate values. The highest accuracy value is found in comparing training data and test data of 40:60. Accuracy results were 93%, precision was 90%, recall was 89%, and error rate was 6.67%.

Keywords: Online Games; Classification; Naïve Bayes; Addiction; Accuracy

1. PENDAHULUAN

Game online mulai digemari oleh kalangan anak-anak, remaja sampai dewasa. Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), remaja adalah anak muda dengan rentang usia 10-19 tahun, menurut peraturan Menteri Kesehatan RI Nomor 25 tahun 2014 menyatakan, dikatakan remaja jika seorang penduduk dengan rentang umur 10-18 tahun. Menurut Badan Kependudukan Berencana (BKKBN) rentang umur remaja adalah 10-24 tahun dan belum menikah [1]. Sensus Penduduk tahun 2010 menunjukkan bahwa 43,5 juta orang, atau sekitar 18% dari seluruh populasi dunia, adalah remaja. Selain bertujuan untuk mencari para pemenang atau juara, *game online* juga bertujuan untuk mencari teman ataupun silaturahmi bagi pecinta *game online*. Hal ini bermula dari bermain secara *online* bersama dengan banyak teman atau bisa dari ajakan teman untuk bermain *game online* bersama di *game centre*. Dengan demikian dapat menyebabkan para pemain *game online* menjadi tertarik atau kecanduan untuk selalu menikmati dunia *game* dengan suasana dan tantangan yang berbeda-beda [2]. *Game online* memberi dampak positif dan negative. Dampak positif diantaranya mengasah keterampilan, mengambil keputusan, memecahkan masalah, kreatifitas, kecepatan berfikir dan memelihara interaksi sosial. Dampak negatif terjadi jika terlalu larut dalam bermain *game* adalah menyebabkan efek ketagihan, pemborosan, mengganggu kesehatan dan dampak psikologis seperti tingkah laku agresif [3]. Kecanduan bermain *Game online* disebabkan oleh intensitas atau durasi bermain *game online* yang tidak terkontrol. Durasi bermain *game online* yang mencapai 3 jam atau lebih tersebut dapat menyebabkan dampak negatif salah satunya kecanduan atau menjadi pecandu *game online* [4]. Menurut Psikiater Dewi, *game online* dapat membahayakan otak tanpa disadari. Sudah ada bukti bahwa kecanduan *game online* mempengaruhi emosi remaja. Seseorang yang kecanduan *game online* secara psikis mengalami gangguan emosional, seperti mendorong dan memukul temannya secara tiba-tiba. Akibatnya, bermain *game online* atau bermain *game* terlalu lama dapat menyebabkan masalah kesehatan mental atau pikiran, terutama emosional dan mental [5]. Apabila telah mengalami kecanduan *game online* maka dapat mempengaruhi aspek sosial remaja dalam menjalani kehidupan sehari-hari, karena banyaknya waktu yang dihabiskan di dunia maya mengakibatkan remaja kurang berinteraksi dengan orang lain dalam dunia nyata. Hal ini tentunya mempengaruhi kegiatan sosial yang biasa dilakukan oleh kebanyakan orang lain. Kecanduan *game online* pun memiliki tahap yang bervariasi. Kurangnya perhatian dari keluarga membuat anak lebih gampang terjun dan menikmati bermain *game*. Hal ini sangat tidak baik bagi masa depan seorang pelajar dan dapat mengganggu proses belajarnya. Kondisi seperti inilah yang dikhawatirkan akan membawa satu

implikasi psikologis bagi perkembangan mental pelajar maupun nonpelajar [6]. Jaringan Saraf Tiruan, K-Means Clustering, C-45, Naïve Bayes Classifier, K-Nearest Neighbour, dan lainnya adalah beberapa metode yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi [7].

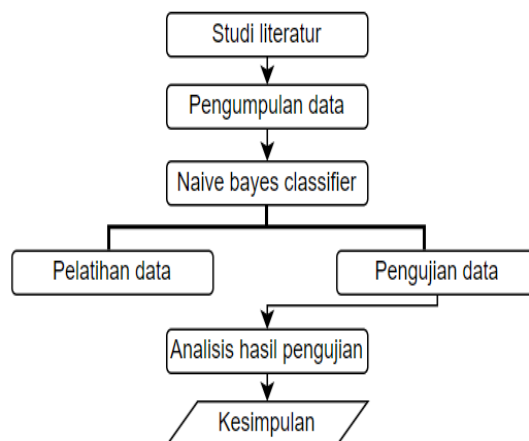
Sebelumnya, telah dilakukan beberapa penelitian menggunakan metode Naïve Bayes Classifier dan penelitian tentang klasifikasi. Pada penelitian tentang efek negatif *game online* terhadap remaja dengan Naïve Bayes [6] dan menggunakan data sebanyak 100 yang dikumpulkan dari survei yang dibagikan kepada peserta. Hasilnya, 78 responden diklasifikasikan dengan kelas normal dan 22 responden diklasifikasikan dalam kelas kecanduan, hasil riset remaja milenial pengguna *game online* dinyatakan Normal dengan akurasi keseluruhan 89.00%, kelas *recall* kecanduan 77.27%, kelas *recall* normal 92.31%, kelas *precision* kecanduan 73.91%, kelas *precision* normal 93.51%. Terdapat juga penelitian yang menggunakan teori arthur T. Hovart untuk klasifikasi kecanduan *gadget* pada anak sekolah dasar dengan menggunakan klasifikasi Naive Bayes. Penelitian ini menggunakan kuesioner dari Sekolah Dasar di Malang [8]. Kemudian yang selanjutnya dilakukan dari kedua kuesioner tersebut di olah menjadi data latih uji yang selanjutnya diklasifikasikan dengan Naïve Bayes Classifier dan didapatkan nilai akurasi 86,67%. Selanjutnya, penelitian mengenai pengklasifikasian kecanduan terhadap *game online* [9]. K-Means clustering digunakan dalam menyelidiki bagaimana prestasi siswa di Ibn Khaldun Bogor berkorelasi dengan kecanduan *game online*. Nilai korelasi yang dihasilkan sebesar -0,885 yang berarti bahwa adanya korelasi antara tingkat kecanduan *game online* terhadap prestasi akademik mahasiswa di Universitas Ibn Khaldun Bogor. Penelitian selanjutnya tentang penerapan Naïve Bayes dalam mengklasifikasi dataset UCI Machine Learning yaitu Early Stage Diabetes Risk tahun 2020, hasil yang didapat adalah 500 dari 520 data merupakan data bersih dan akurasi yang didapat sebesar 90,20% [10]. Penelitian terkait selanjutnya adalah implementasi Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan penerima program keluarga harapan. Data yang digunakan merupakan data penerima program keluarga harapan tahun 2020 sebanyak 82 sampel. Akurasi yang didapat dari penelitian ini adalah sebesar 88% [11].

Merujuk dari permasalahan dan penelitian terkait, penelitian ini membuat sebuah sistem yang bisa digunakan dalam mengklasifikasikan kecanduan bermain *game online* pada remaja menggunakan Naïve Bayes Classifier. Sistem ini membagi tingkatan kecanduan *game online* menjadi ringan, sedang, dan berat. Dengan adanya sistem ini pengguna dapat mengetahui tingkat kecanduan pada dirinya dan sistem memberikan informasi berkaitan saran untuk pengguna mengatasi tingkat kecanduannya.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Untuk mengklasifikasikan tingkat kecanduan remaja terhadap *game online*, penelitian ini menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*. Data yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dari hasil pembagian kuisioner pada remaja Sekolah Menengah Pertama 12 Sungai Ambawang. Tahapan dalam penerapan metode Naive Bayes Classifier dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Terdapat beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini, diantaranya adalah studi literatur dengan mencari informasi di jurnal, buku, wawancara dan sumber lainnya, selanjutnya melakukan pengumpulan data dengan menyebarkan kuisioner pada siswa kelas 7 dan 8 di SMP Negeri 12 Sungai Ambawang. Setelah itu dilakukan klasifikasi menggunakan metode Naïve Bayes Classifier yang dibagi menjadi 2 tahap, yaitu pelatihan data dan pengujian data, selanjutnya, hasil pengujiannya akan dianalisis sehingga mendapatkan kesimpulan.

2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari hasil kuesioner yang dibagikan ke 150 siswa kelas 7 dan 8 di SMP Negeri 12 Sungai Ambawang. 150 data tersebut kemudian dibagi menjadi 2, yaitu 60 data latih dan 90 data uji.

Atribut dalam kuesioner yang digunakan dalam penelitian adalah usia, jenis kelamin, tempat bermain *game online*, jenis *game online*, dan lama bermain *game online* dalam satu hari. Adapun usia untuk penelitian ini dibagi menjadi 3, yaitu 10-13 tahun, 14-16 tahun, dan 17-19 tahun. Jenis kelamin ada 2 yaitu laki-laki dan perempuan. Tempat bermain *game online* terbagi menjadi 6, yaitu rumah, tempat nongkrong, sekolah dan rumah, sekolah dan tempat nongkrong, rumah dan tempat nongkrong, sekolah, rumah dan tempat nongkrong. Jenis *game online* dalam penelitian ini ada 12 yaitu *shooter*, *MOBA*, *dance*, *casual*, *fighting*, *sport*, *pertualangan*, *racing*, simulasi, RPG, strategi, dan *battle royal*. Lama bermain *game* dibagi menjadi 3 waktu yaitu kurang dari 3 jam, 3-6 jam, dan lebih dari 6 jam. Dalam membuat kuisisioner, penulis melakukan wawancara dengan salah seorang Psikolog.

2.3 Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes Classifier adalah teknik klasifikasi dengan probabilitas yang sederhana [12]. Kelebihan dari Naive Bayes adalah dapat mengestimasi parameter yang dibutuhkan dalam proses klasifikasi hanya menggunakan jumlah data latih yang kecil [13]. Persamaan 1 menunjukkan bentuk umum persamaan teorema Bayes, dimana X merupakan kelas klasifikasi dalam penelitian, H adalah atribut yang digunakan, sementara itu $P(H|X)$ adalah probabilitas atribut berdasarkan kelas klasifikasi, $P(H)$ adalah probabilitas atribut, dan $P(X)$ adalah probabilitas kelas [14].

$$P(H|X) = \frac{P(H|X) P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Rumus perhitungan Naïve Bayes terdiri dari perhitungan probabilitas kelas, probabilitas atribut, dan penentuan kelas tiap sampel. Perhitungan Naïve Bayes mendapatkan probabilitas setiap kelas ($P(X)$) adalah dengan membagi jumlah kemunculan kelas X dalam data pelatihan dengan total data pelatihan seperti pada Persamaan 2 [15].

$$P(X) = N(X)/\text{total data pelatihan} \quad (2)$$

Selanjutnya, perhitungan probabilitas atribut. Perhitungan ini menggunakan *laplace smoothing* agar tidak ada probabilitas 0 seperti pada Persamaan 3, $|V|$ adalah jumlah kelas yang digunakan [16].

$$P(H|X) = \frac{p(H|X) p(H)+1}{P(X)+|V|} \quad (3)$$

Selanjutnya, menghitung hasil akhir untuk mendapatkan nilai probabilitas setiap kelas dengan atribut yang sama dengan mengalikan probabilitas kelas dengan probabilitas atribut setiap kelas menggunakan Persamaan 4 [17].

$$P(X|H \dots Hn) = P(X)P(H1 \dots Hn|X) \quad (4)$$

Game online merupakan wadah hiburan yang dapat menyenangkan pemain dan menghabiskan waktu disela kegiatan [18]. *Game online* sangat berkembang pesat pada akhir-akhir ini. Semakin lama permainannya semakin menyenangkan, mulai dari tampilan, gaya bermain, grafis permainan, resolusi gambar dan lain sebagainya. Nyatanya perkembangan game online tidak hanya memberikan dampak positif, dampak negatif yang ditimbulkan akibat bermain game online yaitu salah satunya seperti kecanduan. Remaja yang kecanduan bermain game online dipengaruhi oleh beberapa faktor. Adapun faktor yang mempengaruhi kecanduan game online pada remaja adalah faktor sarana, individu, keluarga, sosial, dan jenis game online [19]. Orang yang kecanduan bermain game online akan menggunakan waktu secara berlebihan untuk bermain game, sehingga mereka mengabaikan tugas penting lainnya, seperti mengerjakan pekerjaan rumah, telat ke sekolah, membolos sekolah, dan pada akhirnya gagal belajar [20]. Remaja tersebut cenderung tidak mau melakukan kegiatan lain dan gelisah ketika mereka tidak dapat bermain *game online*. Kecanduan *game online* berdampak pada psikologi, kesehatan, akademik, keuangan, dan sosial dari remaja [21]. Pengujian pada sistem ini menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel yang menyatakan klasifikasi jumlah data uji yang salah dan jumlah data uji yang benar [22]. *Confusion matrix* digunakan untuk menguji metode yang digunakan, yaitu Naïve Bayes Classifier. Tabel *confusion matrix* 3x3 ditunjukkan pada Tabel 1 [23].

Tabel 1. *Confusion matrix* 3x3

	Prediksi Ringan	Prediksi Sedang	Prediksi Berat
Benar Ringan	XX	XY	XZ
Benar Sedang	YX	YY	YZ
Benar Berat	ZX	ZY	ZZ

Pada tabel diatas XX adalah hasil sistem dan prediksi ringan, XY adalah hasil sistem ringan, hasil prediksi sedang, XZ adalah hasil sistem ringan, hasil prediksi berat. YX adalah hasil aplikasi sedang dan prediksi ringan, YY adalah hasil sistem dan aplikasi sedang, YZ adalah hasil sistem sedang dan prediksi berat. ZX adalah hasil sistem besar dan prediksi ringan, ZY adalah hasil sistem berat dan prediksi sedang, ZZ adalah hasil sistem dan prediksi berat. Berdasarkan tabel *confusion matrix* diatas, maka dapat dihitung akurasi, presisi, dan *recall* seperti pada Persamaan 5, Persamaan 6, Persamaan 7.

$$\text{Akurasi} = \frac{XX+YY+ZZ}{XX+XY+XZ+YX+YY+YZ+ZX+ZY+ZZ} \times 100\% \quad (5)$$

$$Presisi = \frac{(\frac{XX}{XX+YY+ZZ} + \frac{YY}{XY+YY+ZZ} + \frac{ZZ}{XZ+YZ+ZZ})}{3} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{(\frac{XX}{XX+XY+XZ} + \frac{YY}{YX+YY+YZ} + \frac{ZZ}{ZX+ZY+ZZ})}{3} \quad (7)$$

Laju *error* digunakan untuk menghitung kesalahan identifikasi [24]. Laju *error* dapat dihitung seperti Persamaan 8 [25].

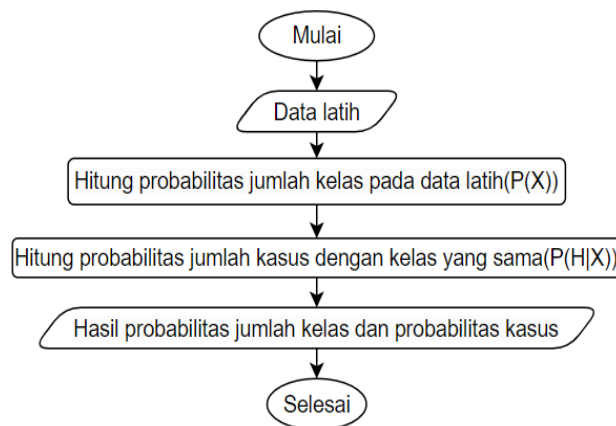
$$Laju\ Error = \frac{Jumlah\ data\ diidentifikasi\ salah}{Jumlah\ seluruh\ data} \times 100\% \quad (8)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan remaja terhadap *game online* menggunakan Naïve Bayes Classifier, dilakukan 2 tahap yaitu pelatihan data dan pengujian data. Pelatihan data bertujuan untuk mengetahui probabilitas dari setiap kelas dan probabilitas setiap atribut. Hasil dari pelatihan data berupa nilai probabilitas setiap kelas dan probabilitas setiap atribut digunakan pada pengujian data. Pengujian data bertujuan untuk mengetahui kelas dari kasus yang akan diuji.

3.1 Pelatihan Data

Data sebanyak 150 dibagi menjadi 60 data latih dan 90 data uji. Di antara data tersebut, 60 data digunakan untuk melatih model menggunakan metode Naive Bayes Classifier, sementara 90 data lainnya digunakan sebagai data uji, data ini akan diuji hasilnya apakah sesuai dengan hasil dari wawancara dengan psikolog. Rangkaian langkah-langkah dalam pelatihan data dapat dilihat dalam *flowchart* yang tergambar pada Gambar 2.



Gambar 2. *Flowchart* pelatihan data dengan metode Naïve Bayes Classifier

Pada pelatihan data terdapat beberapa tahap. Tahap yang pertama adalah menghitung probabilitas setiap kelas dengan membagikan setiap kelas dengan seluruh data. Tahap yang kedua adalah menghitung probabilitas atribut dengan cara membagikan atribut pada setiap kelas dengan jumlah kelas tersebut pada keseluruhan data. Dalam menghitung probabilitas atribut, digunakan *laplace smoothing* untuk menghindari hasil sama dengan nol. Setelah memperoleh hasil untuk probabilitas kelas dan probabilitas atribut, data kemudian diuji. Sebagai contoh, diambil 6 data dari data penelitian yang telah disediakan, 5 data sebagai data latih, dan 1 data sebagai data uji. Berikut adalah data latih yang diambil.

Tabel 1. Data Latih

Nama	Usia	J.K	Tmp Bermain	Jenis Game	Lama Bermain	Hasil
Ca	10-13	P	Rumah,Nongkrong	Racing	<3 Jam	Ringan
Ra	14-16	L	Rumah	Fighting	>6 Jam	Berat
Na	10-13	L	Rumah,Nongkrong	Strategi	3-6 Jam	Ringan
Tr	10-13	L	Rumah	MOBA	3-6 Jam	Sedang
Gi	17-19	L	Rumah,Nongkrong	MOBA	<3 Jam	Ringan

Dapat dilihat pada tabel di atas, kasus untuk kelas ringan berjumlah 3, kelas sedang ada 1, dan kelas berat ada 1 kasus. Selanjutnya, terdapat 1 data yang akan diuji hasilnya menggunakan metode Naïve Bayes Classifier. Melalui penggunaan metode ini, kita dapat mengklasifikasikan data dengan lebih efisien dan akurat, memungkinkan kita untuk membuat prediksi yang lebih andal terkait dengan kasus-kasus yang sedang diamati.

Tabel 3. Data Uji

Nama	Usia	J. K	Tempat Bermain	Jenis Game	Lama Bermain	Hasil
De	14-16	L	Sekolah, Rumah	MOBA	<3 Jam	Ringan

Data yang akan diujikan mempunyai atribut usia 14-16 tahun, jenis kelamin laki-laki, tempat bermain *game online* di sekolah dan rumah, jenis *game* yang dimainkan adalah MOBA, lama bermain adalah kurang dari 3 jam dalam satu hari, dengan prediksi hasil ringan. Perhitungan data latih klasifikasi tingkat kecanduan *game online* menggunakan *Naïve Bayes Classifier* pada 5 data adalah sebagai berikut.

a. Perhitungan data latih

1. Menghitung probabilitas jumlah kelas dari 5 data latih dengan persamaan (2)

$$P(Y|Ringan) = 3/5 = 0,6 \quad P(Y|Sedang) = 1/5 = 0,2 \quad P(Y|Berat) = 1/5 = 0,2$$

2. Menghitung probabilitas jumlah atribut yang sama pada kelas yang sama (menggunakan *laplace smoothing*) dengan persamaan (3). Data dapat dilihat pada Tabel 2.

$$P(Usia = 10 - 13 Tahun|Y = Ringan) = 2 + 1/3 + 3 = 3/6 = 0,5$$

Dilakukan dengan perhitungan yang sama sehingga menghasilkan probabilitas seperti pada Tabel 4, 5, 6, 7, dan 8.

Tabel 4. Probabilitas Kriteria Usia

Usia	Tingkat Kecanduan			Probabilitas		
	Ringan	Sedang	Berat	Ringan	Sedang	Berat
10-13 Thn	2	1	0	0,5	0,5	0,25
14-16 Thn	0	0	1	0,167	0,25	0,5
17-19 Thn	1	0	0	0,33	0,25	0,25

Pada tabel di atas, probabilitas ringan dan sedang paling banyak terjadi pada remaja usia 10-13 tahun. Sedangkan kemungkinan probabilitas berat paling tinggi terjadi pada remaja berusia 14-16 tahun.

Tabel 5. Probabilitas Kriteria Jenis Kelamin

J. Kelamin	Tingkat Kecanduan			Probabilitas		
	Ringan	Sedang	Berat	Ringan	Sedang	Berat
L	2	1	1	0,5	0,5	0,5
P	1	0	0	0,33	0,25	0,25

Pada tabel probabilitas dengan kriteria jenis kelamin diketahui probabilitas ringan, sedang, dan berat terdapat pada laki-laki.

Tabel 6. Probabilitas Kriteria Tempat Bermain

Tempat Bermain	Tingkat Kecanduan			Probabilitas		
	Ringan	Sedang	Berat	Ringan	Sedang	Berat
Rumah	0	1	1	0,167	0,5	0,5
Tempat Nongkrong	0	0	0	0,167	0,25	0,25
Sekolah, Rumah	0	0	0	0,167	0,25	0,25
Sekolah, Nongkrong	0	0	0	0,167	0,25	0,25
Rumah, Nongkrong	3	0	0	0,667	0,25	0,25
Sekolah, Rumah, Nongkrong	0	0	0	0,167	0,25	0,25

Pada tabel probabilitas dengan kriteria tempat bermain diketahui probabilitas ringan tertinggi terdapat pada remaja yang bermain *game* di rumah dan di tempat nongkrong. Sedangkan probabilitas sedang dan berat paling tinggi terdapat pada remaja yang bermain *game* di rumah.

Tabel 7. Probabilitas Kriteria Jenis Game

Jenis Game	Tingkat Kecanduan			Probabilitas		
	Ringan	Sedang	Berat	Ringan	Sedang	Berat
Shooter	0	0	0	0,167	0,25	0,25
MOBA	1	1	0	0,33	0,5	0,25
Dance	0	0	0	0,167	0,25	0,25
Casual	0	0	0	0,167	0,25	0,25
Fighting	0	0	1	0,667	0,25	0,5
Sport	0	0	0	0,167	0,25	0,25
Petualangan	0	0	0	0,167	0,25	0,25
Racing	1	0	0	0,33	0,25	0,25
Simulasi	0	0	0	0,167	0,25	0,25
RPG	0	0	0	0,167	0,25	0,25
Strategi	1	0	0	33	0,25	0,25
Battle Royal	0	0	0	0,167	0,25	0,25

Pada tabel probabilitas dengan kriteria jenis permainan diketahui bahwa probabilitas ringan tertinggi terdapat pada remaja yang bermain *game Fighting*, sedangkan probabilitas sedang tertinggi terdapat pada remaja yang bermain *game MOBA*, dan probabilitas berat tertinggi terdapat pada remaja yang bermain *game Fighting*.

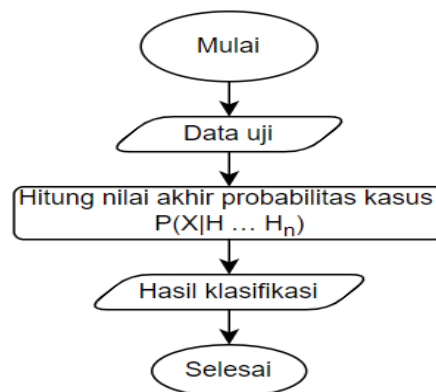
Tabel 8. Probabilitas Kriteria Lama Bermain

Lama Bermain	Tingkat Kecanduan			Probabilitas		
	Ringan	Sedang	Berat	Ringan	Sedang	Berat
<3 Jam	2	0	0	0,5	0,25	0,25
3-6 Jam	1	1	0	0,33	0,5	0,25
>6 Jam	0	0	1	0,167	0,25	0,5

Pada tabel probabilitas dengan kriteria waktu bermain, probabilitas ringan tertinggi terdapat pada remaja yang bermain *game* kurang dari 3 jam dalam satu hari. Sedangkan probabilitas sedang tertinggi terdapat pada remaja yang bermain *game* selama 3-6 jam dalam satu hari, dan probabilitas berat tertinggi terdapat pada remaja yang bermain *game* lebih dari 6 jam dalam satu hari.

3.2 Pengujian Data

Setelah melakukan pelatihan data, 90 data akan diuji dengan metode *Naïve Bayes Classifier* untuk menguji hasilnya apakah sama dengan hasil wawancara psikolog. *Flowchart* pengujian data dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart pengujian data dengan metode Naïve Bayes Classifier

Pengujian data dilakukan dengan menghitung nilai akhir probabilitas kelas dan atribut dengan persamaan (4). Selanjutnya membandingkan hasil yang didapat dari pengalian probabilitas kelas dan atribut pada setiap kelas, hasil yang paling tinggi akan menjadi kelas untuk data yang diuji.

a. Data yang diujikan dapat dilihat pada Tabel 3. Mengalikan semua hasil probabilitas dari kelas Ringan, Sedang, dan Berat setiap atribut dengan persamaan (4)

- $$P(Usia = 14 - 16 Tahun | Y = Ringan) * P(Jenis Kelamin = L | Y = Ringan) * P(Tempat Bermain = Sekolah, Rumah | Y = Ringan) * P(Jenis Game = MOBA | Y = Ringan) * P(Lama Bermain = < 3 Jam | Y = Ringan) * P(Y | Ringan)$$

$$= 0,167 * 0,5 * 0,167 * 0,33 * 0,5 * 0,6 = 0,0013805055$$
- $$P(Usia = 14 - 16 Tahun | Y = Sedang) * P(Jenis Kelamin = L | Y = Sedang) * P(Tempat Bermain = Sekolah, Rumah | Y = Sedang) * P(Jenis Game = MOBA | Y = Sedang) * P(Lama Bermain = < 3 Jam | Y = Sedang) * P(Y | Sedang)$$

$$= 0,25 * 0,5 * 0,25 * 0,5 * 0,25 * 0,2 = 0,00078125$$
- $$P(Usia = 14 - 16 Tahun | Y = Berat) * P(Jenis Kelamin = L | Y = Berat) * P(Tempat Bermain = Sekolah, Rumah | Y = Berat) * P(Jenis Game = MOBA | Y = Berat) * P(Lama Bermain = < 3 Jam | Y = Berat) * P(Y | Berat)$$

$$= 0,5 * 0,5 * 0,25 * 0,25 * 0,25 * 0,2 = 0,00078125$$

b. Bandingkan hasil kelas Ringan, Sedang, dan Berat

Probabilitas tertinggi berada pada kelas (P | Ringan) sehingga dapat disimpulkan bahwa klasifikasi tingkat kecanduan *game online* pengguna tersebut masuk ke dalam kelas “Ringan”. Dari hasil yang didapat, diketahui bahwa perhitungan dengan Naïve Bayes Classifier sama hasilnya dengan hasil yang didapat dengan wawancara.

3.3 Implementasi

Aplikasi yang dibuat dapat menentukan tingkat kecanduan seorang remaja terhadap *game online*. Pengguna aplikasi memasukkan *input* berupa nama, usia, jenis kelamin, tempat bermain, jenis *game*, dan lama bermain. *Output* dari sistem ini berupa tingkat kecanduan, diantaranya adalah ringan, sedang, dan berat. Implementasi sistem dapat dilihat pada Gambar 3.

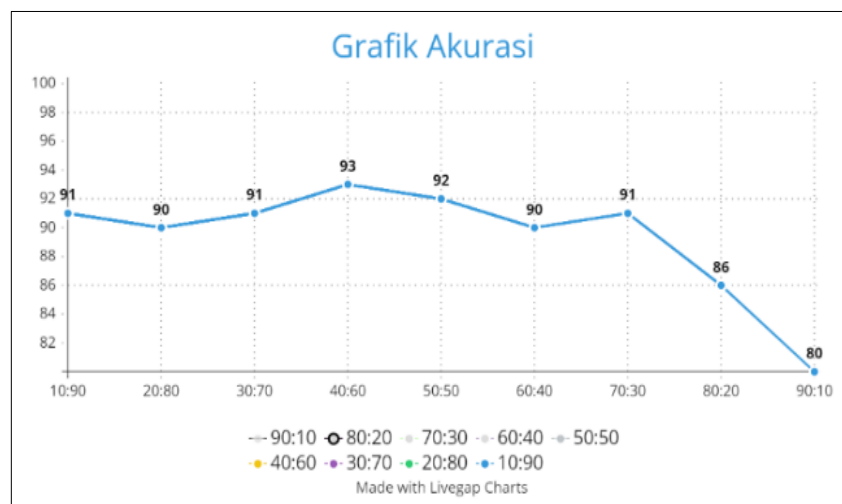


Gambar 4. Halaman tampilan hasil klasifikasi

Gambar diatas merupakan halaman hasil klasifikasi, dalam halaman tersebut terdapat hasil klasifikasi dari data yang dimasukkan oleh pengguna aplikasi. Selain mendapatkan informasi mengenai hasil klasifikasi kecanduan *game online*, pengguna juga mendapatkan informasi tentang pengertian dari tingkat klasifikasi yang didapat dan juga saran untuk membantu pengguna tersebut dalam menyelesaikan masalah kecanduannya.

3.4 Pengujian dengan *Confusion matrix*

Data yang berjumlah 150 diuji data latih dan data ujinya dengan *confusion matrix* untuk mendapatkan hasil akurasi, presisi, *recall*, dan laju *error*. Perbandingan yang digunakan dalam menguji metode berjumlah 9 perbandingan, yaitu 10%:90%, 20%:80%, 30%:70%, 40%:60%, 50%:50%, 60%:40%, 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%.



Gambar 5. Grafik akurasi pengujian menggunakan *Confusion matrix*

Setelah proses pengujian dilakukan, diketahui akurasi untuk 10:90 adalah 91%, akurasi 20:80 adalah 90%, akurasi 30:70 adalah 91%, akurasi 40:60 adalah 93%, akurasi 50:50 92%, akurasi 60:40 adalah 90%, akurasi 70:30 adalah 91%, akurasi 80:20 adalah 86\$, dan akurasi 90:10 adalah 80%. Diperoleh hasil bahwa perbandingan yang memiliki nilai akurasi paling tinggi ada di perbandingan 40%:60% yaitu 93%.

3.5 Pembahasan

Sistem yang telah dibuat berhasil mengklasifikasikan tingkat kecanduan remaja terhadap *game online* menggunakan metode Naïve Bayes Classifier kedalam 3 kelas, yaitu ringan, sedang, dan berat. Dalam menentukan kelas ringan, sedang, dan berat, penulis melakukan wawancara dengan salah seorang psikolog. Atribut yang digunakan adalah usia, jenis kelamin, tempat bermain, jenis *game*, dan lama bermain dalam satu hari. Langkah yang pertama dilakukan adalah menghitung probabilitas setiap kelas, seperti berapa jumlah kelas ringan, sedang, dan berat dari semua data. Langkah selanjutnya adalah menghitung jumlah atribut yang sama pada kelas yang sama, seperti jumlah remaja laki-laki dengan kelas ringan, jumlah remaja perempuan dengan kelas ringan, selanjutnya menghitung semua hasil variabel sehingga mendapatkan nilai akhir dari setiap kelas, kemudian membandingkan hasil dari setiap kelas. Hasil yang paling besar akan dijadikan sebagai kelas dari kasus tersebut. Selain dapat mengetahui hasil tingkat klasifikasi kecanduan *game online*, pengguna juga mendapatkan informasi tentang pengertian tingkat kecanduan yang didapat dan saran untuk mengatasi

kecanduannya. Dari 90 data, didapatkan hasil remaja yang mengalami kecanduan tingkat ringan adalah sejumlah 54, kecanduan tingkat sedang berjumlah 23, dan kecanduan tingkat berat sejumlah 13. Dari hasil pengujian sistem, dapat dilihat bahwa data latih bisa lebih sedikit daripada data uji, rasio antara data latih dan data uji bukanlah sesuatu yang tetap dan dapat bervariasi tergantung pada masalah spesifik yang ingin diselesaikan, ketersediaan data, dan tujuan analisis. Selanjutnya, hasil yang dihitung menggunakan metode Naïve Bayes Classifier diuji dengan *Confusion matrix*, untuk mengetahui akurasi, presisi, *recall*, dan laju *error*. Setelah metode diuji dengan *confusion matrix*, didapatkan hasil akurasi tertinggi ada pada 40%:60% dengan data sebanyak 150 yang dibagi menjadi 60 data latih dan 90 data uji. Hasil pengujian dengan *Confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Pengujian Menggunakan *Confusion matrix*

Perbandingan	Data Latih	Data Uji	Akurasi(%)	Presisi(%)	Recall(%)	Laju Error(%)
10:90	15	135	91,11	89	89	8,89
20:80	30	120	90,83	89	88	9,17
30:70	45	105	91,43	89	88	8,57
40:60	60	90	93	90	89	6,67
50:50	75	75	92	88	87	8
60:40	90	60	90	86	83	10
70:30	105	45	91,11	85	84	9
80:20	120	30	86,67	77	74	13
90:10	135	15	80	76	75	20

Kinerja yang dihasilkan pada perbandingan 40%: 60% yaitu akurasi 93%, presisi 90%, recall 89%, dan laju *error* 6,67%. Perbandingan 40%: 60% menghasilkan akurasi paling tinggi dibandingkan dengan perbandingan lainnya, seperti perbandingan 10%:90% menghasilkan akurasi sebesar 91,11%, perbandingan 20%:80% menghasilkan akurasi sebesar 90,83%, perbandingan 30%:70% menghasilkan akurasi sebesar 91,43%, perbandingan 50%:50% menghasilkan akurasi sebesar 92%, perbandingan 60%:40% menghasilkan akurasi sebesar 90%, perbandingan 70%:30% menghasilkan akurasi sebesar 91,11%, perbandingan 80%:20% menghasilkan akurasi sebesar 86,67%, dan perbandingan 90%:10% menghasilkan akurasi sebesar 80%. Hasil ini menggambarkan bahwa sistem telah mampu memberikan prediksi dengan tingkat keakuratan yang memuaskan, dengan memberikan pemahaman yang lebih baik tentang perilaku kecanduan remaja terhadap *game online*.

4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, terdapat hasil klasifikasi pada setiap data, dengan tingkatan klasifikasi berupa ringan, sedang, dan berat. Variabel yang digunakan mempengaruhi tingkat klasifikasi. Pada pengujian menggunakan metode Naïve Bayes Classifier terdapat 9 akurasi dengan nilai yang berbeda-beda. Hal ini disebabkan oleh perbedaan penggunaan data latih dan data uji. Nilai akurasi tertinggi menggunakan 60 data latih dan 90 data uji dengan akurasi 93%. Saran bagi penelitian selanjutnya adalah melakukan penelitian dengan rentang usia yang berbeda, serta memasukkan variabel lain dalam penelitian dengan tujuan untuk memperoleh hasil yang lebih baik lagi. Dalam pengembangan selanjutnya dapat ditambahkan data dalam jumlah yang lebih besar dengan tujuan untuk meningkatkan tingkat akurasi. Penelitian selanjutnya juga dapat menambahkan pilihan jenis permainan pada lebih dari 1 jenis permainan.

REFERENCES

- [1] S. K. Zakiah, I., Ritanti, N., Kep, M., & Kom, "Kecanduan Game Online Pada Remaja Dan Penanganannya," *Media Sains Indones.*, 2021.
- [2] S. Irawan and Di. Siska W., "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kecanduan Game Online Peserta Didik," *J. Konseling Gusjigang*, vol. 7, no. 1, pp. 9–19, 2021.
- [3] T. W. Utami and H. Atik, "Kecanduan Game Online Berhubungan Dengan Penyesuaian Sosial pada Remaja Online Addiction Games Are Related To Social Adjustments in Adolescents," *J. Keperawatan*, vol. 12, no. 1, pp. 17–22, 2020.
- [4] I. A. Rahman, D. Ariani, and N. Ulfa, "Tingkat Kecanduan Game Online Pada Remaja," *J. Mutiara Ners*, vol. 5, no. 2, pp. 85–90, 2022, doi: 10.51544/jmn.v5i2.2438.
- [5] W. V. S. Sinsu Erik, "HUBUNGAN DURASI BERMAIN GAME ONLINE DENGAN KESEHATAN MENTAL PADA REMAJA PRIA," *J. Ilm. Kesehat. Jiwa*, vol. 2, No. 2, pp. 69–76, 2020.
- [6] N. Asmiati, S. Informasi, S. Tinggi, M. Informatika, D. Komputer, and N. Mandiri, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengklasifikasi Pengaruh Negatif Game Online Bagi Remaja Milenial (Application of the Naive Bayes Algorithm to Classify the Negative Effects of Online Games on Millennial Adolescents)," *J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 2, no. 3, pp. 141–149, 2020.
- [7] A. P. Wibawa, M. Guntur, A. Purnama, M. Fathony Akbar, and F. A. Dwiyanto, "Metode-metode Klasifikasi," *Pros. Semin. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, 2018.
- [8] M. P. S. Luqman Affandi, Agung Nugroho Pramudhita, "SISTEM PAKAR KLASIFIKASI KECANDUAN GADGET MENGGUNAKAN TEORI ARTHUR T. HOVART DENGAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER UNTUK ANAK SEKOLAH DASAR," *Semin. Inform. Apl. POLINEMA*, 2020.
- [9] Y. Prastyo, P. Eosina, and F. Fatimah, "PEMBAGIAN TINGKAT KECANDUAN GAME ONLINE MENGGUNAKAN K-

- MEANS CLUSTERING SERTA KORELASINYA TERHADAP PRESTASI AKADEMIK,” Bogor, 2017. Accessed: Jul. 09, 2023. [Online]. Available: journal.uny.ac.id
- [10] A. Ridwan, “Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus,” *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 4, no. 1, pp. 15–21, 2020, doi: 10.47970/siskom-kb.v4i1.169.
- [11] A. A. A. Arifin, W. Handoko, and Z. Efendi, “Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Program Keluarga Harapan,” *J-Com (Journal Comput.)*, vol. 2, no. 1, pp. 21–26, 2022, doi: 10.33330/j-com.v2i1.1577.
- [12] G. P. Kawani, “Implementasi Naive Bayes Untuk Menentukan Wadah Limbah B3 Sesuai Karakteristik,” *J. INISTA*, vol. 1, no. 2, pp. 73–81, 2019.
- [13] S. H. S. R. H. Ellif, “KLASIFIKASI KEMATANGAN PEPAYA MENGGUNAKAN RUANG WARNAHSV DAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER,” *J. Comput. dan Apl.*, vol. 9, no. 1, 2021.
- [14] C. Fadlan, S. Ningsih, and A. P. Windarto, “Penerapan Metode Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Kelayakan Keluarga Penerima Beras Rastra,” *J. Tek. Inform. Musirawas*, vol. 3, no. 1, p. 1, 2018, doi: 10.32767/jutim.v3i1.286.
- [15] N. Ramadhani and N. Fajrianto, “Sistem Informasi Evaluasi Perkuliahan dengan Sentimen Analisis Menggunakan Naïve Bayes dan Smoothing Laplace,” *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 10, no. 2, 2020.
- [16] Indah Listiowarni Eka Rahayu Setyaningsih, “Analisis Kinerja Smoothing pada Naive Bayes untuk Pengkategorian Soal Ujian Indah Listiowarni [1], Eka Rahayu Setyaningsih [2],” 2018.
- [17] Rayuwati, Husna Gemasih, and Irma Nizar, “IMPLEMENTASI ALGORITMA NAIVE BAYES UNTUK MEMPREDIKSI TINGKAT PENYEBARAN COVID,” *Jural Ris. Rumpun Ilmu Tek.*, vol. 1, no. 1, pp. 38–46, 2022, doi: 10.55606/jurritek.v1i1.127.
- [18] S. Lutfiwati, “Memahami Kecanduan Game Online Melalui Pendekatan Neurobiologi,” *ANFUSINA J. Psychol.*, vol. 1, no. 1, 2018.
- [19] D. Handayani, “Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kecanduan Game Online pada Remaja Kecamatan Sungai Geringging Kabupaten Padang Pariaman Menggunakan Analisis Regresi Logistik,” *J. Konseling Gusjigang*, vol. 7, no. 1, pp. 9–19, 2018.
- [20] A. Kristiawan and K. T. Yunanto, “Faktor - Faktor Yang Berpengaruh Terhadap Kecanduan Game Online,” *urnal Psikol. Kreat. Inov.*, vol. 1, no. 1, pp. 14–24, 2021, [Online]. Available: <https://medium.com/@arifwicaksanaa/pengertian-use-case-a7e576e1b6bf>
- [21] E. Novrialdy, “Kecanduan Game Online pada Remaja: Dampak dan Penjegahannya,” *Bul. Psikol.*, vol. 27, no. 2, pp. 148–158, 2019.
- [22] A. W. Detrinal Putra, “Prediksi Keputusan Minat Penjurusan Siswa SMA Yadika 5 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Semin. Nas. Ris. Inf. Sci.*, vol. 2, 2020.
- [23] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, and Y. Azhar, “Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter,” *SMATIKA J.*, vol. 10, no. 2, pp. 71–76, 2020.
- [24] P. W. Kastawan, D. M. Wiharta, and M. Sudarma, “Implementasi Algoritma C5.0 pada Penilaian Kinerja Pegawai Negeri Sipil,” *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 17, no. 3, p. 371, 2018, doi: 10.24843/mite.2018.v17i03.p11.
- [25] N. M. A. J. Astari, Dewa Gede Hendra Divayana, and Gede Indrawan, “Analisis Sentimen Dokumen Twitter Mengenai Dampak Virus Corona Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *J. Sist. dan Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 27–29, 2020, doi: 10.30864/jsi.v15i1.332.