

Machine Learning

Analisis Kepuasan Konsumen terhadap Pelayanan Store Ms Glow Menggunakan Metode Naïve Bayes

Ade Dwi Amanda, Agus Perdana Windarto, Hendry Qurniawan

Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Diterima Redaksi: 20 Oktober 2022
Revisi Akhir: 21 Oktober 2022
Diterbitkan Online: 23 Oktober 2022

KATA KUNCI

Metode Naïve Bayes; Machine Learning;
Kepuasan Konsumen

KORESPONDENSI

Phone: 0822 1583 5727
E-mail: adedwiamanda99@gmail.com

A B S T R A K

Store Wanda MS Glow (Magic Skin For Glowing) merupakan salah satu usaha jasa yang bergerak dibidang perawatan kecantikan yang sudah memiliki banyak konsumen. Store ini memerlukan tindakan eksklusif dikarenakan semakin banyaknya jumlah pesaing dibidang yang sama, dan diperlukan adanya evaluasi kualitas pelayanan. Oleh karena itu diperlukan analisis data yang melibatkan pernyataan konsumen. Sehingga nantinya diperoleh pernyataan konsumen terkait dengan beberapa aspek kepuasan konsumen dengan menggunakan metode data mining Naïve Bayes. Sumber data diperoleh dari kuesioner yang diberikan kepada konsumen secara random sebanyak 100 konsumen. Variabel yang digunakan dalam kepuasan konsumen terhadap pelayanan Store MS Glow antara lain: pelayanan, respon, gift, promo, terpercaya. Kesimpulan yang dihasilkan oleh peneliti dan software Rapid Miner dengan data training sebanyak 75 data. Data pengujian sebanyak 25 data testing yang diolah didalam Rapid miner 5.3. mendapatkan hasil pengujian dengan akurasi sebesar 88.00% yaitu 13 konsumen Puas dan sebanyak 12 konsumen Tidak Puas.

PENDAHULUAN

Kosmetik sudah menjadi salah satu kebutuhan primer bagi kaum wanita milenial pada tren saat ini, selain sebagai sarana untuk memenuhi kebutuhan kosmetik juga digunakan untuk memperjelas karakter atau identitas diri dari sang pengguna [1]. Masyarakat sendiri menyadari kecantikan merupakan kebutuhan penting yang harus dilakukan. Terlebih lagi letak geografis Indonesia yang beriklim tropis membutuhkan perawatan kulit untuk kesehatan [2]. Bertambahnya jumlah masyarakat dan daya beli individu membuat penggunaan kosmetik dari level pelengkap menjadi level yang diprioritaskan bagi kaum wanita [3]. Kebanyakan wanita yang memandang kecantikan sebagai hal yang utama, mereka melakukan berbagai macam perawatan untuk menjaga kecantikan dan menjaga penampilannya agar tetap menarik, baik itu perawatan fisik ataupun non fisik [4]. Jika sebelumnya perawatan wajah banyak dilakukan kaum wanita, namun sekarang kaum laki-laki juga melakukannya. Hal ini dipengaruhi oleh gaya hidup masyarakat yang peduli terhadap penampilan. Penampilan dan gaya hidup menjadi sesuatu yang sangat penting [5]. Untuk itu konsumen memilih tempat kecantikan yang mempunyai kualitas baik dari segi produk ataupun kebutuhan yang mereka butuhkan serta kinerja karyawannya [4]. Meningkatnya intensitas persaingan dan jumlah pesaing menuntut perusahaan untuk selalu memperhatikan kebutuhan dan keinginan konsumen serta berusaha memenuhi harapan konsumen dengan cara memberikan pelayanan yang lebih memuaskan dari pada yang dilakukan oleh pesaing, dengan demikian, hanya perusahaan yang berkualitas yang dapat bersaing dan menguasai pasar. Agar perusahaan dapat unggul atau bahkan hanya untuk bertahan hidup, perusahaan memerlukan filosofi baru. Hanya perusahaan yang berwawasan pada pelanggan yang akan hidup, karena mereka bisa memberikan nilai lebih baik dari pada pesaingnya [6]. Kepuasan adalah evaluasi purna beli, persepsi terhadap kinerja alternative produk/jasa yang dipilih memenuhi atau melebihi harapan. Kepuasan merupakan tingkat perasaan seseorang (konsumen) setelah membandingkan antara kinerja atau hasil yang dirasakan dengan yang diharapkan [7]. Kepuasan konsumen dijadikan sebagai salah satu bagian tolak ukur dalam menentukan berhasil tidaknya suatu pelayanan [8]. Konsumen bisa mengalami salah satu dari tiga tingkat kepuasan

umum yaitu kalau kinerja dibawah harapan, pelanggan akan merasa kecewa tetapi kinerja sesuai dengan harapan konsumen akan merasa puas dan bila kinerja bisa melebihi harapan maka konsumen akan merasakan sangat puas senang atau gembira [9].

Store Wanda MS Glow (Magic Skin for Glowing) merupakan salah satu usaha jasa yang bergerak dibidang perawatan kecantikan yang terletak di Jl. Medan Km.2,8 Pematangsiantar, menyediakan berbagai jenis kosmetik MS Glow. *Store Wanda MS Glow* salah satu bagian dari agen resmi yang berdiri sejak tahun 2019 yang sudah memiliki banyak konsumen baik itu konsumen tetap maupun konsumen baru. Hal yang berbeda dirasakan oleh konsumen *Store Wanda MS Glow* bahwa kualitas pelayanan yang ada pada *Store* tersebut berada dibawah harapan, sehingga munculnya rasa ketidakpuasan. Kurangnya kepuasan yang dicapai oleh konsumen memunculkan berbagai macam keluhan, antara lain fasilitas yang kurang memadai, area parkir yang tidak disediakan serta pada saat perawatan ataupun konsultasi karyawan kurang teliti sehingga memberikan hasil yang tidak maksimal. Hal tersebut tidak boleh dibiarkan terus menerus karena akan mengakibatkan dampak seperti para konsumen akan beralih pada *Store* kecantikan lainnya. Oleh karena itu diperlukan adanya evaluasi kualitas pelayanan pada *Store Wanda MS Glow*. Evaluasi tersebut dilakukan untuk mengetahui kekurangan apa saja dalam kualitas pelayanan *Store* yang diberikan. Dengan mengetahui tingkat kepuasan konsumen maka akan mempermudah pemilik usaha dalam memperbaiki kualitas pelayanan yang kurang baik menjadi lebih baik.

Untuk memenuhi kebutuhan-kebutuhan di atas, banyak cara yang dapat ditempuh. Salah satunya adalah dengan melakukan pemanfaatan database perusahaan menggunakan teknik data mining. Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk meng-ekstraksi, mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar. Data mining sendiri memiliki sifat teknik, salah satunya yaitu klasifikasi. Teknik klasifikasi terdiri dari beberapa metode salah satunya adalah algoritma *Naïve Bayes Classifier* [10]. Algoritma *Naïve Bayes* merupakan sebuah algoritma yang sederhana dengan mengandalkan probabilitas atau peluang, *naïve bayes* mudah di implemntasikan sebab classifier ini memiliki keuntungan yaitu hanya membutuhkan sejumlah kecil data pelatihan untuk hasil uji. *Naïve Bayes* berpotensi cukup bagus dalam mengolah tingkat akurasi sebagai model klasifikasi [11]. Selain itu kelebihan dari metode *Naïve Bayes* yaitu sangat simple, mudah untuk digunakan dan cepat, membutuhkan lebih sedikit data pelatihan, menangani data yang kontinyu maupun diskrit, model ini juga dapat digunakan untuk prediksi *probabilistic* [12].

Penelitian sebelumnya yang menjadi rujukan penelitian ini, diantaranya : penelitian yang dilakukan oleh [13] yang membahas tentang Analisis Tingkat Kepuasan Pelanggan Dengan Menggunakan Algoritma C4.5. Dari hasil perhitungan dengan algoritma C4.5 menghasilkan 9 rules dan tingkat akurasi dari metode tersebut adalah 80%. Dari penelitian ini sama-sama menggunakan topik yang sama yaitu membahas tentang klasifikasi. Akan tetapi, perbedaan dari penelitian sebelumnya adalah menggunakan 5 variabel yaitu harga, pelayanan, kualitas, jaminan, respon. Selain itu perbedaannya adalah metode yang digunakan. Dari perhitungan menggunakan algoritma C4.5 maka didapatkan faktor yang paling dominan adalah pelayanan (C2) dengan nilai gain sebesar 0.569117484. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh [14] dalam Analisis Kepuasan Pelanggan Pemakai Apartemen, algoritma *Naïve Bayes* memiliki performa pengklasifikasian lebih baik dengan menghasilkan tingkat akurasi 92.67% dan f-measure 95.05% dibandingkan algoritma C4.5

Berdasarkan pemaparan latar belakang masalah, maka penting untuk mengetahui tingkat kepuasan konsumen terhadap pelayanan *Store Wanda MS Glow* menggunakan metode *Naïve Bayes*. Diharapkan hasil penelitian ini dapat menjadi masukan dan sebagai evaluasi bagi pihak *Store Wanda MS Glow* agar mengetahui faktor apa saja yang harus dibenahi sehingga konsumen merasa puas terhadap kualitas pelayanan yang diberikan pada *Store Wanda MS Glow*.

TINJAUAN PUSTAKA

Data Mining

Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk meng-ekstraksi, mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar. Data mining juga merupakan metode yang digunakan dalam pengolahan data berskala besar. Oleh karena itu data mining memiliki peranan yang sangat penting dalam beberapa bidang kehidupan diantaranya yaitu bidang industri, bidang keuangan, cuaca, ilmu dan teknologi [15]. Data mining sering juga disebut *knowledge discovery in database* (KDD) adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data dan historis untuk menemukan

keteraturan, pola atau hubungan di dalam suatu set data yang berukuran besar [16]. Istilah data mining dan *knowledge discovery in database* (KDD) sering kali digunakan untuk mencari informasi yang tersembunyi pada sebuah database yang besar. KDD akan membantu untuk mengidentifikasi, mengamati hal-hal yang ingin diketahui, mengolah data menjadi informasi dan berkaitan satu sama lain [17].

Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang label nya tidak diketahui. Dalam mencapai tujuan tersebut, proses klasifikasi membentuk suatu model yang mampu membedakan data kedalam kelas-kelas yang berbeda berdasarkan aturan atau fungsi tertentu. Model itu sendiri bisa berupa aturan “jika-maka”, berupa pohon keputusan, atau formula matematis [18]. Komponen-komponen utama dari proses klasifikasi antara lain [19] :

1. Kelas, merupakan variabel tidak bebas yang merupakan label dari hasil klasifikasi.
2. Predictor, merupakan variabel bebas suatu model berdasarkan dari karakteristik atribut data yang diklasifikasi.
3. Set Data Pelatihan, merupakan sekumpulan data lengkap yang berisi kelas dan *predictor* untuk dilatih agar model dapat mengelompokkan ke dalam kelas yang tepat.
4. Set Data uji, yang berisi data-data baru yang akan dikelompokkan oleh model, guna mengetahui akurasi dari model yang telah dibuat.

Metode Naïve Bayes

Naïve Bayes Classifier merupakan sebuah pengklasifikasian probabilistic sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan. Teorema *Bayes* dikombinasikan dengan “*Naïve*” yang berarti setiap atribut/variabel bersifat bebas (*independent*). *Naïve Bayes Classifier* dapat dilatih dengan efisien dalam pembelajaran terawasi (*supervised learning*). Untuk menjelaskan metode *Naïve Bayes*, proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang sesuai bagi data yang dianalisis [20]. Dalam menyelesaikan metode *Naïve Bayes* dapat dilakukan dengan persamaan-persamaan berikut [21] :

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

Keterangan :

X : Data dengan class yang 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 X

Penjabaran lebih lanjut rumus Bayes tersebut dilakukan dengan menjabarkan $(C|X_1, \dots, X_n)$ menggunakan aturan perkalian sebagai berikut :

$$\begin{aligned} P(C|x_1, \dots, x_n) &= P(C) P(x_1, \dots, x_n|C) \\ &= P(C)P(X_1|C)P(X_2, \dots, X_n|C, X_1) \\ &= (C)P(X_1|C)P(X_2|C, X_1)P(X_3, \dots, X_n|C, X_1, X_2) \\ &= (C)P(X_1|C)P(X_2|C, X_1) \\ &\quad P(X_3|C, X_1, X_2)P(X_4, \dots, X_n|C, X_1, X_2, X_3) \\ &= P(C)P(X_1|C)P(X_2|C, X_1)P(X_3|C, X_1, X_2) \\ &\quad P(X_n|C, X_1, X_2, X_3, \dots, X_{n-1}) \end{aligned} \quad (2)$$

Dapat dilihat bahwa semakin banyak faktor-faktor yang semakin kompleks yang mempengaruhi nilai probabilitas maka semakin mustahil untuk menghitung nilai tersebut satu persatu. Akibatnya perhitungan semakin sulit untuk dilakukan, maka digunakan asumsi independensi yang sangat tinggi, bahwa masing-masing atribut dapat saling bebas. Dengan asumsi tersebut, diperlukan persamaan (3) :

$$P(X_i|X_j) = \frac{P(X_i \cap X_j)}{P(X_j)} = \frac{P(X_i) P(X_j)}{P(X_j)} = P(X_i)$$

Untuk $i \neq j$, sehingga :

$$P(X_i|C, X_j) = P(X_i|C) \quad (3)$$

Dari persamaan (3) tersebut dapat di ambil kesimpulan bahwa asumsi independensi membuat syarat perhitungan menjadi lebih sederhana. Selanjutnya penjabaran $(P(C|X_1, \dots, X_n))$ dapat disederhanakan menjadi persamaan (4) :

$$P(X_2|C) P(X_3|C) \dots P(C|X_1, \dots, X_n) = P(X_i|C) = \prod_{i=1}^n P(X_i|C) \quad (4)$$

Keterangan :

$\prod_{i=1}^n P(X_i|C)$ = Perkalian ranting antar atribut

Persamaan (4) merupakan Teorema Bayes yang kemudian akan digunakan untuk melakukan perhitungan klasifikasi. Untuk klasifikasi dengan data continue atau data angka menggunakan rumus distribusi Gaussian dengan 2 parameter : mean μ dan varian σ :

$$P(X_i = X_i | C = C_j) = \frac{1}{\sqrt{2\sigma_{ij}}} \exp \frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2 \sigma_{ij}^2} \quad (5)$$

Keterangan :

P : Peluang

X_i : Atribut ke i

X_j : Nilai atribut ke i

C : Kelas yang dicari

C_i : Sub kelas Y yang dicari

μ : Menyatakan rata-rata dari seluruh atribut

σ : Deviasi standar, menyatakan varian dari seluruh atribut

Dalam metode *Naive Bayes* diperlukan data latih dan data uji yang ingin diklasifikasikan, dalam *Naive Bayes*, semakin banyak data latih yang dilibatkan, semakin baik hasil prediksi yang diberikan. Menghitung $P(C_i)$ yang merupakan probabilitas prior untuk setiap sub kelas C yang akan dihasilkan menggunakan persamaan :

$$P(c_i) = \frac{S_i}{S} \quad (6)$$

Dimana S_i adalah jumlah data *training* dari kategori C_i , dan S adalah jumlah total data *training*. Menghitung $P(X_i|C_i)$ yang merupakan probabilitas posterior X_i dengan syarat C menggunakan persamaan (4).

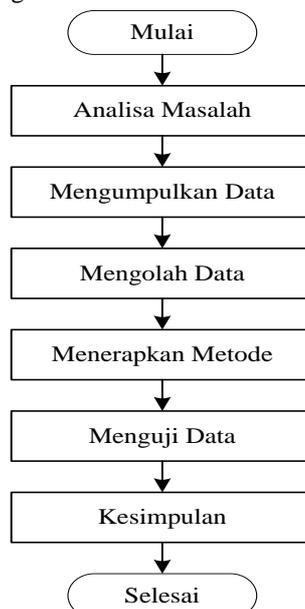
METODOLOGI

Lokasi dan Waktu Penelitian

Lokasi dari penelitian ini, dilakukan di *Store Wanda MS Glow* yang terletak di Jl. Medan Km.2,8 Pematangsiantar. Pada penelitian ini, 100 sampel diambil dari konsumen *Store Wanda MS Glow*. Waktu pengumpulan data dilakukan pada tanggal 30 Mei 2022 sampai 7 Juni 2022, dengan memberikan pertanyaan atau pernyataan melalui kuesioner kepada konsumen *Store Wanda MS Glow*.

Diagram Rancangan Penelitian

Diperlukan beberapa langkah dalam penelitian ini untuk mencapai tujuan penelitian, penjelasan langkah-langkah pada rancangan penelitian ini dapat dilihat pada diagram berikut:



Gambar 1. Diagram Rancangan Penelitian

Berdasarkan rancangan penelitian pada Gambar 1, maka dapat diuraikan tahapan-tahapannya sebagai berikut :

1. **Analisa Masalah**
Menganalisa masalah yang terkait dengan tingkat kepuasan konsumen terhadap pelayanan *Store Wanda MS Glow*.
2. **Mengumpulkan Data**
Mengumpulkan data yang ingin diperoleh dari hasil dengan menyebarkan kuesioner kepada konsumen *Store Wanda MS Glow*.
3. **Mengolah Data**
Mengelola data dengan Data *Transformasi Service* (DTS) yaitu dari bentuk kuesioner dipindahkan kedalam bentuk *Microsoft Excel 2010*.
4. **Menerapkan Metode**
Pada penelitian ini, penulis menggunakan teknik data mining klasifikasi dengan algoritma *naive bayes* untuk mencari solusi di dalam sebuah permasalahan penelitian.
5. **Menguji Data**
Pengujian data dilakukan dengan menggunakan aplikasi *Rapid miner* sebagai sistem untuk mencari keputusan dalam mengukur tingkat kepuasan konsumen terhadap *Store Wanda MS Glow*.
6. **Kesimpulan**
Penelitian ini akan menghasilkan aturan dalam kesimpulan yang didapat dari klasifikasi tingkat kepuasan konsumen terhadap pelayanan yang akan ditindak lanjuti oleh pihak perusahaan agar mengetahui faktor apa saja yang harus dibenahi sehingga konsumen merasa puas terhadap kualitas pelayanan yang ada di *Store Wanda MS Glow*.

Prosedur Pengumpulan Data

Salah satu komponen yang penting dalam penelitian adalah proses pengumpulan data. Teknik pengumpulan data merupakan langkah yang paling strategis dalam penelitian, karena tujuan utama dari penelitian adalah mendapatkan data dan menghasilkan informasi baru. Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa prosedur sebagai berikut :

1. **Penelitian Kepustakaan (*Library Research*)** yaitu memanfaatkan perpustakaan dan jurnal sebagai sarana untuk referensi dalam penelitian.
2. **Penelitian Lapangan (*Field Work Research*)** yaitu penelitian yang dilakukan secara langsung ke lapangan dengan menggunakan metode sebagai berikut :
 - a. **Studi Literatur**
Penulis memperoleh informasi dengan mengumpulkan data, mempelajari data dan mencari referensi terkait dengan kasus penelitian.
 - b. **Observasi**
Penulis melakukan pengamatan secara langsung terkait kualitas pelayanan pada *Store Wanda MS Glow*.
 - c. **Kuesioner**
Penulis membuat kuesioner yang dibagikan kepada 100 orang konsumen, kemudian data yang diperoleh pada kuesioner tersebut digunakan sebagai bahan awal untuk menentukan tingkat kepuasan konsumen terhadap pelayanan pada *Store MS Glow*. Data R1-R75 digunakan sebagai data training, dan R76-R100 sebagai testing.

Tabel 1. Data Hasil Rekapitulasi Kuesioner Penelitian

Responden	C1	C2	C3	C4	C5	Hasil
R1	SS	SS	SS	SS	SS	Puas
R2	SS	S	S	SS	SS	Puas
R3	S	SS	S	S	S	Tidak Puas
R4	S	S	S	S	SS	Tidak Puas
R5	S	S	S	S	S	Tidak Puas
R6	S	SS	SS	SS	SS	Puas
R7	S	S	S	S	S	Tidak Puas
R8	SS	SS	SS	SS	SS	Puas
R9	SS	SS	SS	SS	SS	Puas
...
R75	S	TS	SS	SS	SS	Tidak Puas

R76	S	S	S	S	S	?
...	??
R100	S	TS	SS	SS	SS	

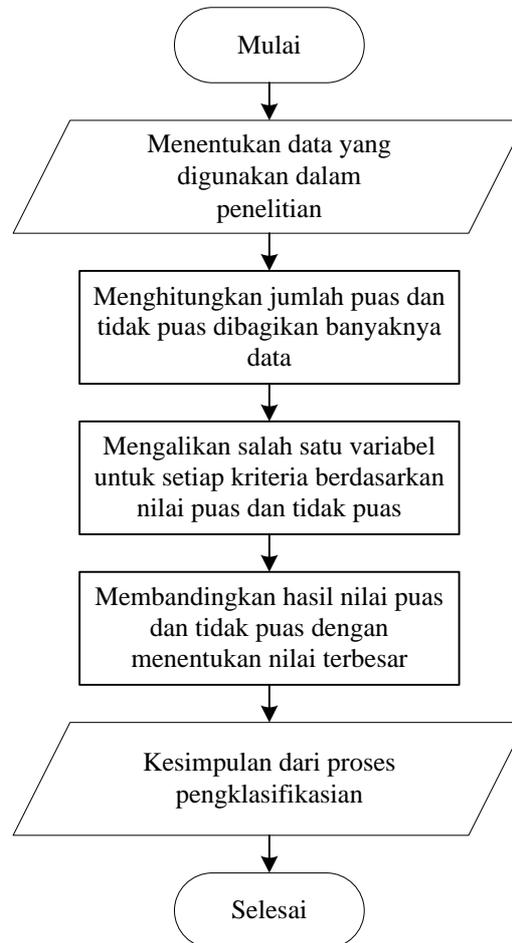
Keterangan:

C1 = Pelayanan, C2 = Respon, C3 = Gift, C4 = Promo, C5 = Terpercaya

SS = Sangat Setuju, S = Setuju, TS = Tidak Setuju

Pemodelan Naive Bayes

Kerangka kerja algoritma *Naive Bayes* dapat dilihat pada gambar 2 berikut ini.



Gambar 2. Kerangka kerja algoritma *Naive Bayes*

Langkah-langkah penyelesaian yang dilakukan dalam menentukan tingkat kepuasan konsumen menggunakan metode *Naive Bayes* antara lain:

1. Menentukan data yang akan digunakan dalam proses pengklasifikasian tingkat kepuasan konsumen terhadap pelayanan. Dimana data didapatkan dengan memberikan kuesioner kepada konsumen *Store Wanda MS Glow*.
2. Menghitung jumlah puas dan tidak puas dari data yang didapatkan. Selanjutnya jumlah puas dan tidak puas dibagi dengan banyaknya data.
3. Menghitung jumlah puas dan tidak puas untuk setiap kriteria berdasarkan masing-masing data yang diperoleh. Selanjutnya menentukan probabilitas puas dan tidak puas untuk setiap kriteria yang digunakan.
4. Menghitung perkalian salah satu variabel yang digunakan dalam menganalisis tingkat kepuasan konsumen terhadap pelayanan untuk mendapatkan nilai puas dan tidak puas.
5. Membandingkan nilai puas dan tidak puas dengan melihat nilai terbesar dari nilai yang telah didapatkan.
6. Memberikan kesimpulan dari data yang diklasifikasikan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengolahan Data

Setelah data telah ditentukan (Tabel 1), langkah selanjutnya menghitung jumlah Puas dan Tidak Puas berdasarkan Tabel 1. Berdasarkan 75 data latih yang digunakan, diketahui kelas Puas sebanyak 39 data, dan kelas Tidak Puas sebanyak 36 data. Perhitungan Probabilitas kemungkinan Puas dalam menentukan tingkat kepuasan konsumen terhadap pelayanan *Store MS Glow*, dapat dilakukan dengan perhitungan berikut:

$$P(\text{Puas}) = \frac{39}{75} = 0,520$$

Sedangkan perhitungan probabilitas Tidak Puas yaitu :

$$P(\text{Tidak Puas}) = \frac{36}{75} = 0,480$$

Setelah probabilitas dari masing-masing prior telah diketahui, selanjutnya penulis menghitung masing-masing probabilitas dari setiap kriteria yang digunakan. Dalam setiap kriteria menggunakan skala linkert 4 yaitu SS, S, TS, dan STS. Sehingga perhitungan probabilitas setiap kriteria dapat dilihat pada beberapa tabel berikut.

Tabel 2. Hasil dari Kriteria Pelayanan

Pelayanan	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Puas	Tidak Puas	Puas	Tidak Puas
SS	29	7	0,7435	0,1944
S	10	29	0,2564	0,8055
TS	0	0	0	0
STS	0	0	0	0
Jumlah	39	36	1	1

Probabilitas pada kriteria pelayanan yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,7435, S memiliki probabilitas 0,2564, TS memiliki probabilitas 0, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,1944, S memiliki probabilitas 0,8055, TS memiliki probabilitas 0, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas tidak puas yaitu 1.

Tabel 3. Hasil dari Kriteria Respon

Respon	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Puas	Tidak Puas	Puas	Tidak Puas
SS	29	4	0,7435	0,1111
S	10	30	0,2564	0,8333
TS	0	2	0	0,0555
STS	0	0	0	0
Jumlah	39	36	1	1

Probabilitas pada kriteria respon yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,7435, S memiliki probabilitas 0,2564, TS memiliki probabilitas 0, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,1111, S memiliki probabilitas 0,8333, TS memiliki probabilitas 0,0555, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1.

Tabel 4. Hasil dari Kriteria Gift

Gift	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Puas	Tidak Puas	Puas	Tidak Puas
SS	36	6	0,9230	0,1666
S	3	24	0,0769	0,6666
TS	0	6	0	0,1666
STS	0	0	0	0
Jumlah	39	36	1	1

Probabilitas pada kriteria gift yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,9230, S memiliki probabilitas 0,0769, TS memiliki probabilitas 0, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,1666, S memiliki probabilitas 0,6666, TS memiliki probabilitas 0,1666, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1.

Tabel 5. Hasil dari Kriteria Promo

Promo	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Puas	Tidak Puas	Puas	Tidak Puas
SS	31	9	0,7948	0,25
S	8	25	0,2051	0,6944
TS	0	2	0	0,0555
STS	0	0	0	0
Jumlah	39	36	1	1

Probabilitas pada kriteria promo yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,7948, S memiliki probabilitas 0,2051, TS memiliki probabilitas 0, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,25, S memiliki probabilitas 0,6944, TS memiliki probabilitas 0,0555, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1.

Tabel 6. Hasil dari Kriteria Terpercaya

Terpercaya	Jumlah Kejadian Dipilih		Probabilitas	
	Puas	Tidak Puas	Puas	Tidak Puas
SS	38	16	0,9743	0,4444
S	1	19	0,0256	0,5277
TS	0	1	0	0,0277
STS	0	0	0	0
Jumlah	39	36	1	1

Probabilitas pada kriteria terpercaya yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,9743, S memiliki probabilitas 0,0256, TS memiliki probabilitas 0, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,4444, S memiliki probabilitas 0,5277, TS memiliki probabilitas 0,0277, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1.

Setelah masing-masing probabilitas kriteria telah diketahui, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai dari salah satu nilai yang telah diberikan responden untuk menentukan klasifikasi. Berdasarkan data *training* pada tabel 1. pada data responden 76 sampai 100 dilakukan klasifikasi ke dalam kelas Puas. Rumus yang digunakan dalam menentukan kelas Puas dapat dilihat pada persamaan. Sehingga untuk menghitung nilai Puas pada data responden adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 P(76|Puas) &= P(\text{Pelayanan} = S|Puas) \times P(\text{Respon} = S|Puas) \times P(\text{Gift} \\
 &= S|Puas) \times P(\text{Promo} = S|Puas) \times P(\text{Terpercaya} = S|Puas) \\
 &= 0,2564 \times 0,2564 \times 0,0769 \times 0,2051 \times 0,0256 \\
 &= 0,0000 \\
 P(77|Puas) &= P(\text{Pelayanan} = S|Puas) \times P(\text{Respon} = SS|Puas) \times P(\text{Gift} \\
 &= SS|Puas) \times P(\text{Promo} = S|Puas) \times P(\text{Terpercaya} = SS|Puas) \\
 &= 0,2564 \times 0,7435 \times 0,9230 \times 0,2051 \times 0,9743 \\
 &= 0,0351 \\
 P(78|Puas) &= P(\text{Pelayanan} = SS|Puas) \times P(\text{Respon} = TS|Puas) \times P(\text{Gift} \\
 &= SS|Puas) \times P(\text{Promo} = SS|Puas) \times P(\text{Terpercaya} = SS|Puas) \\
 &= 0,7435 \times 0 \times 0,9230 \times 0,7948 \times 0,9743 \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

Begitu seterusnya hingga $P(100|Puas)$.

Sedangkan untuk menghitung nilai Tidak Puas pada data responden dari 76 sampai 100 rumus yang digunakan sama dengan rumus untuk menentukan nilai Puas. Sehingga untuk mendapatkan nilai dilakukan sebagai berikut.

$$P(76|\text{Tidak Puas}) = P(\text{Pelayanan} = S|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Respon} = S|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Gift} = S|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Promo} = S|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Terpercaya} = S|\text{Tidak Puas}) = 0,8055 \times 0,8333 \times 0,6666 \times 0,6944 \times 0,5277 = 0,1639$$

$$P(77|\text{Tidak Puas}) = P(\text{Pelayanan} = S|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Respon} = SS|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Gift} = SS|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Promo} = S|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Terpercaya} = SS|\text{Tidak Puas}) = 0,8055 \times 0,1111 \times 0,1666 \times 0,6944 \times 0,4444 = 0,0046$$

$$P(78|\text{Tidak Puas}) = P(\text{Pelayanan} = SS|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Respon} = TS|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Gift} = SS|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Promo} = SS|\text{Tidak Puas}) \times P(\text{Terpercaya} = SS|\text{Tidak Puas}) = 0,1944 \times 0,0555 \times 0,1666 \times 0,25 \times 0,4444 = 0,0001$$

Begitu seterusnya hingga $P(100|\text{Tidak Puas})$.

Setelah nilai Puas dan Tidak Puas pada data 76 sampai 100 diketahui. Selanjutnya penulis melakukan perhitungan maksimal masing-masing klasifikasi. Perhitungan data responden 76 sampai 100 untuk menghitung nilai Puas maksimal yaitu :

$$\begin{aligned} P(\text{Puas}|C) &= P(R_n|C) * P(\text{Puas}) \\ &= P(76C) * P(\text{Puas}) \\ &= 0,0000 \times 0,520 = 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\text{Puas}|C) &= P(R_n|C) * P(\text{Puas}) \\ &= P(77C) * P(\text{Puas}) \\ &= 0,0351 \times 0,520 = 0,0182 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\text{Puas}|C) &= P(R_n|C) * P(\text{Puas}) \\ &= P(78C) * P(\text{Puas}) \\ &= 0 \times 0,520 = 0 \end{aligned}$$

Begitu seterusnya hingga $P(100C)$

Sedangkan perhitungan maksimal nilai Tidak Puas responden dari 76 sampai 100 yaitu :

$$\begin{aligned} P(\text{Tidak Puas}|C) &= P(R_n|C) * P(\text{Tidak Puas}) \\ &= P(76C) * P(\text{Tidak Puas}) \\ &= 0,1639 \times 0,480 = 0,0786 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\text{Tidak Puas}|C) &= P(R_n|C) * P(\text{Tidak Puas}) \\ &= P(77C) * P(\text{Tidak Puas}) \\ &= 0,0046 \times 0,480 = 0,0022 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\text{Tidak Puas}|C) &= P(R_n|C) * P(\text{Tidak Puas}) \\ &= P(78C) * P(\text{Tidak Puas}) \\ &= 0,0001 \times 0,480 = 0,000048 \end{aligned}$$

Begitu seterusnya hingga $P(100C)$

Setelah menghitung maksimal dari nilai Puas dan Tidak Puas selanjutnya penulis membandingkan nilai Puas dan Tidak Puas. Sehingga dapat diketahui pengguna tersebut termasuk kedalam kategori Puas atau Tidak Puas.

Pada data responden 76 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0, kelas Tidak Puas = 0,0786 sehingga $0,0786 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 76 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 77 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0182, kelas Tidak Puas = 0,0022 sehingga $0,0182 > 0,0022$ sehingga dapat dikatakan data responden 77 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 78 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0, kelas Tidak Puas = 0,000048 sehingga $0,000048 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 78 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 79 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0708, kelas Tidak Puas = 0,0013 sehingga $0,0708 > 0,0013$ sehingga dapat dikatakan data responden 79 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 80 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0, kelas Tidak Puas = 0,0043 sehingga $0,0043 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 80 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 81 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0708, kelas Tidak Puas = 0,0013 sehingga $0,0708 > 0,0013$ sehingga dapat dikatakan data responden 81 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 82 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0, kelas Tidak Puas = 0,000048 sehingga $0,000048 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 82 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 83 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0708, kelas Tidak Puas = 0,0013 sehingga $0,0708 > 0,0013$ sehingga dapat dikatakan data responden 83 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 84 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0, kelas Tidak Puas = 0,000048 sehingga $0,000048 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 84 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*

Pada data responden 85 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0, kelas Tidak Puas = 0,0003 sehingga $0,0003 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 85 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 86 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0, kelas Tidak Puas = 0,0003 sehingga $0,0003 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 86 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 87 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,2054, kelas Tidak Puas = 0,0001 sehingga $0,2054 > 0,0001$ sehingga dapat dikatakan data responden 87 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 88 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0058, kelas Tidak Puas = 0,0057 sehingga $0,0058 > 0,0057$ sehingga dapat dikatakan data responden 88 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 89 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0708, kelas Tidak Puas = 0,0013 sehingga $0,0708 > 0,0013$ sehingga dapat dikatakan data responden 89 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 90 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0182 kelas Tidak Puas = 0,0022 sehingga $0,0182 > 0,0022$ sehingga dapat dikatakan data responden 90 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 91 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0005, kelas Tidak Puas = 0,0662 sehingga $0,0662 > 0,0005$ sehingga dapat dikatakan data responden 91 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 92 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0708, kelas Tidak Puas = 0,0007 sehingga $0,0708 > 0,0007$ sehingga dapat dikatakan data responden 92 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 93 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0062, kelas Tidak Puas = 0,0165 sehingga $0,0165 > 0,0062$ sehingga dapat dikatakan data responden 93 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 94 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0015, kelas Tidak Puas = 0,0159 sehingga $0,0159 > 0,0015$ sehingga dapat dikatakan data responden 94 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 95 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0182, kelas Tidak Puas = 0,0022 sehingga $0,0182 > 0,0022$ sehingga dapat dikatakan data responden 95 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 96 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0043, kelas Tidak Puas = 0,0021 sehingga $0,0043 > 0,0021$ sehingga dapat dikatakan data responden 96 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 97 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0062, kelas Tidak Puas = 0,0165 sehingga $0,0165 > 0,0062$ sehingga dapat dikatakan data responden 97 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 98 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0020, kelas Tidak Puas = 0,0238 sehingga $0,0238 > 0,0020$ sehingga dapat dikatakan data responden 98 merupakan konsumen yang Tidak Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 99 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0708, kelas Tidak Puas = 0,0013 sehingga $0,0708 > 0,0013$ sehingga dapat dikatakan data responden 99 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Pada data responden 100 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0, kelas Tidak Puas = 0,000048 sehingga $0,000048 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 94 merupakan konsumen yang Puas terhadap pelayanan *Store MS Glow*.

Hasil Percobaan

Pemodelan data yang akan ditampilkan menggunakan metode *Naïve Bayes* dengan data yang didapatkan dari memberikan kuesioner kepada konsumen. Data yang akan diolah ada data *training* dan data *testing*. Data *training* yang digunakan terdapat 75 data (dapat dilihat pada Tabel 1), sedangkan data *testing* terdapat 25 data yang digunakan. Kriteria data yang telah ditentukan dianalisis menggunakan *tools Rapid miner 5.3*. dari total 100 data kuesioner yang dianalisis. Hasil data *training* (75 data) dapat dilihat pada Tabel 1 yang telah di tuliskan sebelumnya. Sedangkan hasil data *testing* (25 data) dapat dilihat pada tabel 7 berikut.

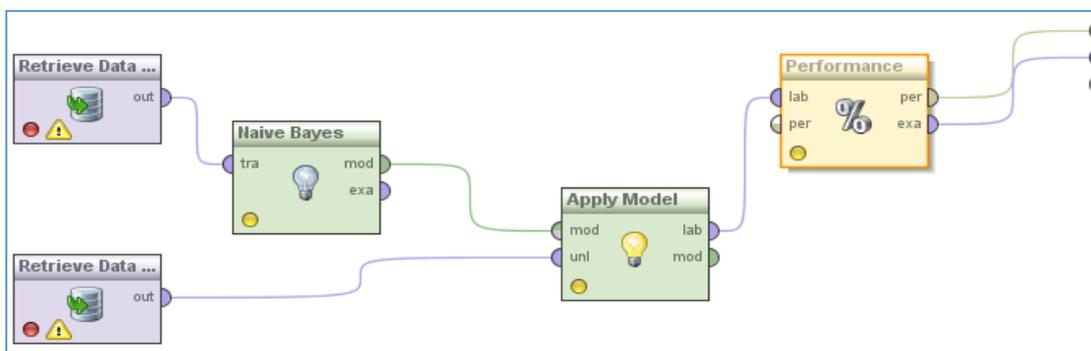
Tabel 7. Hasil Data Testing

Responden	Pelayanan	Respon	Gift	Promo	Terpercaya	Hasil
R76	S	S	S	S	S	Tidak Puas
R77	S	SS	SS	S	SS	Puas
R78	SS	TS	SS	SS	SS	Tidak Puas
R79	SS	S	SS	SS	SS	Tidak Puas
R80	S	TS	S	S	SS	Tidak Puas
R81	SS	S	SS	SS	SS	Puas
R82	SS	TS	SS	SS	SS	Puas
R83	SS	S	S	SS	SS	Puas
R84	SS	TS	SS	SS	SS	Tidak Puas
R85	SS	TS	S	SS	SS	Tidak Puas
R86	S	TS	SS	SS	SS	Tidak Puas
R87	SS	SS	SS	SS	SS	Puas
R88	SS	S	S	SS	SS	Puas
R89	SS	S	SS	SS	SS	Puas
R90	S	SS	SS	S	SS	Puas

Responden	Pelayanan	Respon	Gift	Promo	Terpercaya	Hasil
R91	S	S	S	S	SS	Tidak Puas
R92	S	SS	SS	SS	SS	Puas
R93	S	S	SS	S	SS	Tidak Puas
R94	SS	S	S	S	SS	Tidak Puas
R95	S	SS	SS	S	SS	Puas
R96	SS	SS	S	S	SS	Puas
R97	S	S	SS	S	SS	Tidak Puas
R98	S	S	S	SS	SS	Tidak Puas
R99	SS	S	SS	SS	SS	Puas
R100	SS	TS	SS	SS	SS	Puas

Implementasi Sistem

Selanjutnya tahapan validasi data untuk menampilkan hasil tingkat akurasi dan proses prediksi pada *tools Rapidminer* 5.3:



Gambar 3. Pemrosesan Validasi Data

Selanjutnya akan muncul hasil klasifikasi yang akan di tampilkan berupa *Simple Distribution* yaitu menentukan banyak nilai dari data kelas Puas dan Tidak Puas.

```

SimpleDistribution

Distribution model for label attribute Hasil

Class Puas (0.520)
5 distributions

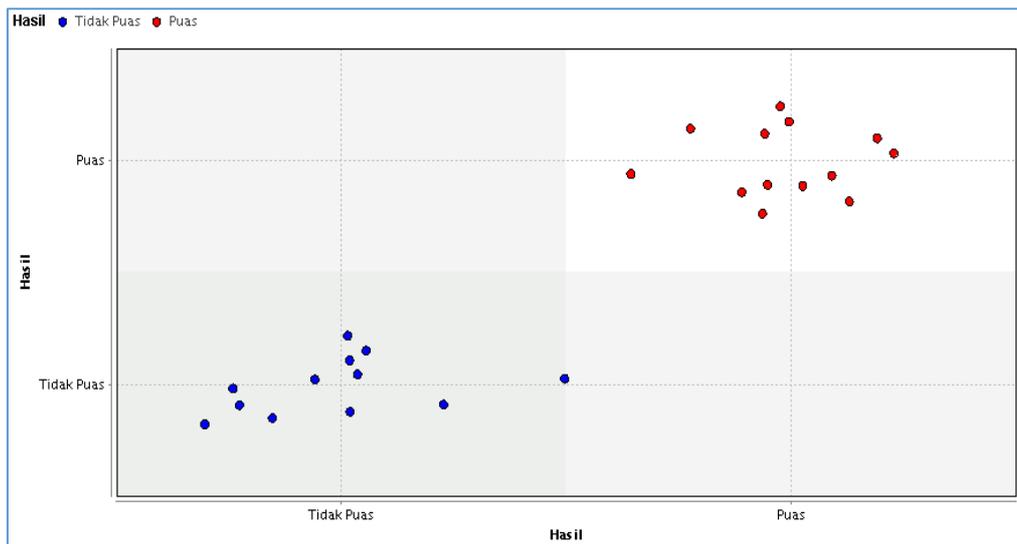
Class Tidak Puas (0.480)
5 distributions
    
```

Gambar 4. Data Hasil Klasifikasi

Berdasarkan gambar 4 dapat dijelaskan bahwa kelas Puas memiliki nilai klasifikasi / *probabilitas* 0,520 sedangkan kelas Tidak Puas mendapatkan nilai klasifikasi / *probabilitas* 0,480.

Hasil Pengujian

Hasil pengolahan data dengan *Software Rapidminer*, dapat dilihat pada gambar 5 sebagai berikut:



Gambar 5. Grafik Klasifikasi

Berdasarkan pada gambar 5 dapat diketahui bahwa pada titik berwarna merah (Puas) memiliki node sebanyak 13, sedangkan pada titik berwarna biru (Tidak Puas) memiliki node sebanyak 12.

Setelah mengetahui jumlah responden prediksi Puas dan Tidak Puas berikutnya adalah proses pembuktian nilai probabilitas di atas akan diuji dengan data sebanyak 25 data dan diselesaikan dengan menggunakan *tools RapidMiner 5.3* sehingga diperoleh hasil pengujian probabilitas confidence klasifikasi seperti pada gambar 6 berikut.

Row No.	Hasil	Pelayanan	Respon	Gift	Promo	Terpercaya
1	Tidak Puas	S	S	S	S	S
2	Puas	S	SS	SS	S	SS
3	Tidak Puas	SS	TS	SS	SS	SS
4	Tidak Puas	SS	S	SS	SS	SS
5	Tidak Puas	S	TS	S	S	SS
6	Puas	SS	S	SS	SS	SS
7	Puas	SS	TS	SS	SS	SS
8	Puas	SS	S	S	SS	SS
9	Tidak Puas	SS	TS	SS	SS	SS
10	Tidak Puas	SS	TS	S	SS	SS
11	Tidak Puas	S	TS	SS	SS	SS
12	Puas	SS	SS	SS	SS	SS
13	Puas	SS	S	S	SS	SS
14	Puas	SS	S	SS	SS	SS
15	Puas	S	SS	SS	S	SS
16	Tidak Puas	S	S	S	S	SS
17	Puas	S	SS	SS	SS	SS
18	Tidak Puas	S	S	SS	S	SS
19	Tidak Puas	SS	S	S	S	SS

Gambar 6. Hasil Pengujian Nilai Probabilitas Data *Testing*

Dapat dilihat pada gambar diatas terdapat 12 konsumen Tidak Puas dan 13 konsumen dinyatakan Puas terhadap proses yang telah diuji menggunakan *tools*. Setelah melihat bukti pengujian hasil nilai probabilitas selanjutnya melihat seberapa besar akurasi yang didapatkan pada proses prediksi yang telah dilakukan. Berikut akurasi hasil pengujian model algoritma *Naïve Bayes Classifier* ditunjukkan pada gambar 7 berikut.

accuracy: 88.00%			
	true Tidak Puas	true Puas	class precision
pred. Tidak Puas	11	2	84.62%
pred. Puas	1	11	91.67%
class recall	91.67%	84.62%	

Gambar 7. Nilai *Accuracy Performance*

Pada gambar 7 menunjukkan nilai *Accuracy* sebesar 88,00 %. Dengan demikian algoritma *naïve bayes* dapat diterapkan pada tingkat kepuasan konsumen dengan *Accuracy* mendekati 90 %. Data pengujian sebanyak 25 data *testing* yang diolah di dalam *Rapid miner 5.3* mendapatkan hasil pengujian dengan akurasi sebesar 88,00% yaitu 13 konsumen Puas dan sebanyak 12 konsumen Tidak Puas.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode Naïve Bayes dapat diterapkan dalam mengklasifikasi kepuasan konsumen terhadap pelayanan Store MS Glow. Dengan sumber data yang diperoleh dari hasil sebaran kuesioner. Total jumlah data yang diperoleh sebanyak 100 data, dimana 75 data merupakan data training dan 25 data merupakan data testing. Maka dari hasil perhitungan algoritma *Naïve Bayes* diperoleh klasifikasi dengan kelas Puas sebanyak 39 data dan kelas Tidak Puas sebanyak 36 data. Hasil yang didapatkan dari kelas Puas memiliki nilai klasifikasi/probabilitas 0,520. Sedangkan kelas Tidak Puas mendapatkan nilai klasifikasi/probabilitas 0,480. Pengujian data pada *Rapid miner 5.3* menggunakan *Naïve Bayes* dapat menampilkan dua kelas dari hasil klasifikasi dengan tingkat akurasi 88,00%. Adapun saran yang diberikan, bahwa penelitian ini dapat dikembangkan dengan cara memodifikasi atau menggabungkan algoritma Naïve Bayes dengan algoritma lainnya. Selain itu jumlah data yang digunakan dapat ditambah dengan data yang lebih banyak lagi, dikarenakan pada metode *Naïve Bayes* semakin banyak data latih yang digunakan maka semakin baik hasilnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Kusumadewi and T. G. Saraswati, "Pengaruh Kepuasan Pelanggan Terhadap Minat Beli Ulang Pada Official Store Scarlett Di Shopee Dan Tokopedia," *e-Proceeding of Management*, vol. 7, no. 2, pp. 6476–6489, 2020.
- [2] I. Vina, "Pengaruh Kualitas Pelayanan Dan Harga Terhadap Kepuasan Konsumen," *Acan: Accounting and Management Journal*, vol. 3, no. 2, pp. 104–114, 2019.
- [3] S. Bella, "PROMOSI ONLINE TERHADAP KEPUTUSAN (THE INFLUENCE OF CUSTOMER TRUST AND ONLINE)," vol. 2, no. 4, pp. 1–10, 2020.
- [4] B. H. . U. Miswan Gumanti, "ANALISIS KORELASI HARGA, KUALITAS PRODUK DAN KUALITAS PELAYANAN TERHADAP KEPUASAN KONSUMEN PADA KLINIK SKINCARE (STUDI PADA KLINIK PUSPITA PRINGSEWU)," *Gastronomía ecuatoriana y turismo local.*, vol. 9, no. 2, pp. 5–24, 2021.
- [5] N. A. Maulida, A. A. Arsi, and M. Y. Alimi, "Redefinisi Konsep Maskulinitas Laki-Laki Pengguna Perawatan Kulit Di Klinik Kecantikan Armina Desa Robayan Jepara Nur Awaliya Maulida, Antari Ayuning Arsi, Moh. Yasir Alimi □," *Solidarity*, vol. 7, no. 1, pp. 344–353, 2018.
- [6] K. Ashilah, D. Tetap, U. Islam, and K. Jember, "ANALISIS PENGARUH KUALITAS EDUKASI TERHADAP," vol. 4, no. 2, pp. 108–118, 2019.
- [7] N. Masyithah, P. Studi, S. Farmasi, S. Tinggi, and I. Kesehatan, "TINGKAT KEPUASAN PELANGGAN TERHADAP PELAYANAN FARMASI DI APOTEK SELAKAU FARMA CUSTOMER SATISFACTION LEVEL OF PHARMACEUTICAL CARE Pharmacy is a means to carry out pharmaceutical work and distribute pharmaceutical supplies to the general public . One indica," vol. 6, no. 2, pp. 28–35, 2021.
- [8] Sununindyo Kumoro, "ANALISIS KUALITAS PELAYANAN TERHADAP KEPUASAN PELANGGAN MENGGUNAKAN METODE IMPORTANCE PERFORMANCE ANALYSIS DAN POTENTIAL GAIN IN CUSTOMER VALUE (Studi Kasus Pada Klinik Kecantikan NaavaGreen Kotabaru Yogyakarta)," *Jurnal Teknologi Industri*, vol. 2, no. 1, pp. 1–88, 2018.
- [9] C. D. Pitoi, J. R. E. Tampi, and A. Y. Punuindoong, "Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Konsumen Hotel Best Western The Lagoon Manado," *Productivity*, vol. 2, no. 1, pp. 1–5, 2021.
- [10] Y. Siska, "Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Naive Bayes Pelanggan Terhadap Pelayanan Servis Mobil (Studi Kasus : Katamso Service)," *Majalah Ilmiah INTI*, vol. 6, no. 3, pp. 354–358, 2019.
- [11] R. A. Asmara, B. S. Andjani, U. D. Rosiani, and P. Choirina, "Klasifikasi Jenis Kelamin Pada Citra Wajah Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 4, no. 3, p. 212, 2018.
- [12] M. Siddik, H. Hendri, R. N. Putri, Y. Desnelita, and G. Gustientiedina, "Klasifikasi Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Perguruan Tinggi Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 162–166, 2020.
- [13] S. Reza Fauzy, Riki Winanjaya, "BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH Analisis Tingkat Kepuasan Pelanggan dengan Menerapkan," vol. 2, no. 2, pp. 41–46, 2022.
- [14] M. K. Brilianto Indrajaya, Anifuddin Aziz, S.Si., "Analisis Kepuasan Pelanggan Pemakai Apartemen

- Menggunakan Algoritma C4.5 dan Naive-Bayes,” p. 338104, 2019.
- [15] L. Maulida, “Penerapan Datamining Dalam Mengelompokkan Kunjungan Wisatawan Ke Objek Wisata Unggulan Di Prov. Dki Jakarta Dengan K-Means,” *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, vol. 2, no. 3, p. 167, 2018.
- [16] F. Riandari and A. Simangunsong, “Penerapan algoritma C4.5 untuk mengukur tingkat kepuasan mahasiswa,” *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 3, no. 2, pp. 1–7, 2019.
- [17] D. Winarti, M. Kom, E. Revita, and M. Kom, “Penerapan Data Mining untuk Analisa Tingkat Kriminalitas Dengan Algoritma Association Rule Metode FP-Growth,” *Jurnal SIMTIKA*, vol. 4, no. 3, pp. 8–22, 2021.
- [18] M. G. Sadewo, A. P. Windarto, and I. S. Damanik, “Algoritma Naïve Bayes Dalam Memprediksi Kepuasan Nasabah,” *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, vol. 1, no. September, p. 318, 2019.
- [19] C. A. Sugianto, “Penerapan Teknik Data Mining Untuk Menentukan Hasil Seleksi Masuk Sman 1 Gibeber Untuk Siswa Baru Menggunakan Decision Tree,” *Tedc*, vol. 9, pp. 39–43, 2017.
- [20] S. Eka *et al.*, “Penerapan Model Naive Bayes Untuk Memprediksi Potensi,” vol. 1, no. 1, pp. 82–87, 2021.
- [21] S. Ramadani, N. Z. S. Ayu, N. Nurhayati, F. Azzahra, and A. P. Windarto, “Analisis Data Mining Naive Bayes Klasifikasi Pada Kelayakan Penerima PKH,” *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 4, no. 1, pp. 374–381, 2020.