#### ANALISIS TINGKAT KEPUASAN PELANGGAN TERHADAP PENGGUNAAN GMALITE DENGAN PENERAPAN ALGORITMA *NAÏVE BAYES* PADA MCDONALD'S CIBITUNG

#### Hervira Triawati<sup>a</sup>, Hendarman Lubis<sup>b</sup>, Dwipa Handayani<sup>c</sup>

a,b,c Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Informatika, Universitas Bhayangkara Jakarta Raya ahervira.triawati18@mhs.ubharajaya.ac.id, bhendarman.lubis@dsn.ubharajaya.ac.id cdwipa.handayani@dsn.ubharajaya.ac.id

#### Abstract

McDonald's can maintain they market share because they has a good marketing strategy. GMALite is an application that provides an opportunity to interact with customers and provide appropriate offers for customers to increase sales. The marketing strategy factor is very important in maintaining market share, thus it is necessary to measure customer satisfaction, because satisfied customers will share their taste and experience with other customers. Therefore, both customers and restaurants will both benefit if satisfaction occurs. This study aims to find out whether customers are satisfied or dissatisfied with the use of GMALite as a marketing strategy at McDonald's with the Naïve Bayes method. The Naïve Bayes algorithm is one of the classification methods using probability methods and using statistical methods. The information used was obtained by distributing questionnaires to 200 McDonald's customers using the GMALite application. Based on the results of manual testing carried out with 60 records of testing data, 54 records of "SATISFIED" results were obtained, and 6 records of "DISSATISFIED" results were obtained. Testing data on RapidMiner obtained an accuracy rate of 100% with a precision value of 100% and a recall value of 100%, and can be categorized as excellent. Based on the test results, the naïve bayes method can be recommended to predict the level of customer satisfaction with the use of GMALite at McDonald's Cibitung, due to the high precision and recall values.

Keywords: Satisfaction Level, GMALite, Naïve Bayes, McDonald's

#### Abstrak

McDonald's dapat mempertahankan pangsa pasarnya dikarenakan memiliki strategi pemasaran yang baik. GMALite adalah sebuah aplikasi yang memberikan kesempatan berinteraksi dengan pelanggan dan memberikan penawaran yang sesuai untuk pelanggan untuk meningkatkan penjualan. Faktor strategi pemasaran sangat penting dalam mempertahankan pangsa pasar, dengan demikian diperlukannya mengukur kepuasan pelanggan, karena pelanggan yang puas akan berbagi rasa dan pengalaman dengan pelanggan lain. Oleh karena itu, baik pelanggan maupun restoran akan sama-sama diuntungkan apabila kepuasan terjadi. . Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui apakah pelanggan merasa puas atau tidak puas terhadap penggunaan GMALite sebagai strategi pemasaran di McDonald's dengan metode Naïve Bayes. Algoritma Naïve Bayes merupakan salah satu metode pengklasifikasian dengan menggunakan metode probabilitas dan menggunakan metode statistik. Informasi yang digunakan diperoleh dengan membagikan kuesioner kepada pelanggan McDonald's yang menggunakan aplikasi GMALite sebanyak 200 pelanggan. Berdasarkan hasil Pengujian manual yang dilakukan dengan data testing sebanyak 60 record, didapatkan hasil "PUAS" sebanyak 54 record, dan hasil "TIDAK PUAS" sebanyak 6 record. Pengujian data pada RapidMiner didapatkan tingkat akurasi sebesar 100% dengan nilai precision sebesar 100% dan nilai recall sebesar 100%, dan dapat dikategorikan excellent. Berdasarkan hasil pengujian, maka metode naïve bayes dapat direkomendasikan untuk memprediksi tikngkat kepuasan pelanggan terhadap penggunaan GMALite di McDonald's Cibitung, karena nilai precision dan recall yang tinggi.

Kata Kunci : Kepuasan Pelanggan, GMALite, Naïve Bayes, McDonald's

#### 1. Pendahuluan

Persaingan antara perusahaan terutama restoran bukan hanya berorientasi pada cara meningkatkan penjualan saja tetapi juga harus memuaskan kebutuhan pelanggan dan menciptakan loyalitas. Tingkat kepuasan konsumen merupakan hal yang terpenting dalam restoran untuk menciptakan nilai bagi pelanggan serta membangun hubungan yang kuat dengan pelanggan. Tingkat persaingan akan menyebabkan konsumen lebih seleksi dalam menentukan sebuah produk, harga dan kualitas yang beranekaragam, sehingga kepuasan konsumen akan tercapai sesuai dengan kebutuhannya (Awaludin, 2020). Di sisi lain, per-saingan dalam bisnis makanan tak terelakan. Berbagai strategi pemasaran diluncurkan untuk menarik pelanggan untuk menikmati makanan restoran cepat saji.

Secara umum dapat dikatakan bahwa pemasaran sebagai pola pikir menyadari bahwa suatu restoran tidak dapat bertahan tanpa adanya strategi pemasaran. Suatu produk yang diberikan restoran kepada pelanggan dapat bertahan dan bersaing dengan restoran lain ketika restoran tersebut dapat memasarkan produk dengan inovatif agar pelanggan tertarik. Terdapat restoran cepat saji di Indonesia yang sangat dikenal masyarakat seperti McDonald's, KFC, Burgerking, dan lainlain. Berikut adalah hasil survei yang dilakukan oleh lembaga lokal TOP Brand Award tahun 2021 sebagai berikut:

BRAND	TBI 2021
KFC	31.7%
McDonald's	28.2%
Hoka-Hoka Bento	12.1%
Burger King	9.7%
CFC	5.7%

Gambar 1. 1 Top Brand Award Restoran Fast Food 2021

Sumber: www.topbrand-award.com

Berdasarkan tabel 1.1 menurut *TOP Brand Award* terdapat 5 restoran cepat saji teratas. diposisi pertama diduduki oleh KFC dengan persentase 31.7%, lalu posisi kedua adalah McDonald's dengan 28.2%, urutan ketiga adalah Hoka-Hoka Bento dengan persentase 12.1%, lalu keempat adalah Burger King dengan 9.7%, dan diposisi terkahir adalah CFC dengan persentase terendah yaitu 5.7%.

Mcdonald's dapat mempertahankan pangsa pasarnya dikarenakan memiliki strategi pemasaran yang baik. GMALite adalah sebuah aplikasi yang memberikan kesempatan berinteraksi dengan pelanggan dan memberikan penawaran yang sesuai untuk pelanggan untuk meningkatkan penjualan. memiliki fitur seperti informasi lokasi restoran dan berbagai macam penawaran yang bisa digunakan untuk dinein, drive thru, dan delivery. Pena-waran tersebut berupa voucher, bundling package, atau menu paket makanan yang dipatok dengan harga yang terjangkau bisa sampai setengah dari harga normal. GMALite juga mempunyai slogan Scan & Go yaitu memesan dengan cara yang cepat dan mudah, hanya dengan scan barcode lalu melakukan pembayaran. Tentunya ini dapat meningkatkan kepuasan pelanggan dan memberikan pengalaman baru kepada konsumen yang ingin cepat memesan makanan dan juga mendapatkan harga yang terjangkau.

Name	Target 1-11	Actual 1-11	1/-
Ivallic	Januari	Januari	7/-
McD Cibitung Sosro	737	1.111	374

Gambar 1. 2 Target dan *Actual* GMALite Januari 2022

Sumber: McD Cibitung

Tabel diatas adalah data target dan *actual* penggunaan aplikasi GMALite yang diperoleh dari McDonald's cibitung pada tanggal 1-11 Januari 2022. McDonald's Cibitung memiliki target penggunaan apli-

kasi GMALite sebanyak 737, dan Actual yang didapat adalah sebanyak 1.111, dimana McDonald's cibitung telah mele-bihi target yang ditetapkan.

Faktor strategi pemasaran sangat penting dalam mempertahankan pangsa pasar, dengan demikian diperlukannya mengukur kepuasan pelanggan, karena pelanggan yang puas akan berbagi rasa dan pengalaman dengan pelanggan lain. Ini akan menjadi referensi bagi setiap restoran cepat saji. Oleh karena itu, baik pelanggan maupun restoran akan sama-sama diuntungkan apabila kepuasan terjadi. Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan tahun 2017 menyatakan bahwa promosi yang termasuk pada strategi pemasaran berpengaruh terhadap citra merek karena akan memudahkan suatu merek produk untuk dikenal, diingat, dan membuat konsumen merasa tertarik pada produk tersebut untuk memiliki produk tersebut dengan melakukan keputusan pembelian (Abidin, Arifin, & Yulianto, 2017).

Penelitian ini akan menerapkan Algotirma Naïve Bayes karena metode ini memberi hasil akurasi yang terbaik. Hal ini sesuai dengan penelitian terdahulu yang dilakukan tahun 2021 yang berjudul Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Kepuasan Klasifikasi **Tingkat** Siswa Pembelajaran Daring. Hasil terhadap klasifikasi menunjukan bahwa Algoritma Naïve Bayes cocok digunakan untuk mengukur tingkat kepuasan siswa yang tingkat akurasinya adalah 100% dengan nilai precision sebesar 100% dan nilai recall nya sebesar 100% (Amillina & Ooiriah, 2021).

Algoritma *Naïve Bayes* merupakan salah satu metode pengklasifikasian dengan menggunakan metode probabilitas dan menggunakan metode statistik yang

ditemuka oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Algoritma *Naïve Bayes* dapat memprediksi berupa peluang di masa yang akan datang berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya yang kemudian seiring sikelas sebagai *Teorema Bayes* (Awaludin, 2015). *Naïve Bayes Classifier* mempunyai ciri-ciri yanitu asumsi yang sangat kuat (naif) akan inde-pedensi dari masing-masing kondisi (Sanubari, Prianto, & Riza, 2020).

Penelitian ini akan difokuskan di McDonald's Cibitung dikarenakan resto-ran cepat saji tersebut sedang menjadi pusat karena strategi pemasaran melalui penggunaan GMALite yang menarik banyak pelanggan. Berdasarkan pembahasan diatas maka peneliti tertarik melakukan penelitian yang berjudul "Analisis Tingkat Kepuasan Pelanggan terhadap Penggunaan GMALite dengan Penerapan Algoritma Naïve Bayes pada McDonald's Cibitung". Penulis berharap penelitian ini menghasilkan temuan yang dapat dijadikan saran sebagai bahan pertimbang-an dan pengembangan strategi pemasaran dalam rangka untuk meningkatkan kepuas-an pelanggan di McDonald's.

#### 2. Tinjuan Pustaka

Menurut (Rahmadhani, 2019) pada bukunya yang berjudul pemasaran jasa (strategi, mengukur kepuasan dan loyalitas pelanggan) kepuasan pelanggan adalah pengukuran atau indikator sejauh mana pelanggan atau pengguna produk perusahaan atau jasa sangat senang dengan produkproduk atau jasa yang diterima. Kepuasan pelanggan adalah perbandingan antara harapan terhadap presepsi pengalaman (dirasakan/diterima).

Seorang pelanggan mungkin mengalami berbagai tingkat kepuasan, jika tidak sesuai dengan harapannya maka pelanggan akan merasa tidak puas. Namun bila terjadi sebaliknya yaitu sesuai dengan harapannya, maka pelanggan akan merasa puas sehingga membuat pelanggan tersebut akan kembali lagi ke restoran di lain waktu. Dengan demikian, kepuasan pelanggan merupakan target yang berubah-ubah, karena setiap pelanggan memiliki kebutuhan pada tingkat yang berbeda-beda. Maka dari itu, adanya penelitian mengenai tingkat kepuasan pelanggan di restoran cepat saji tersebut diperlukan.

Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh (Hermanto & Romadhoni, 2019) yang berjudul Penerapan Metode Naïve Bayes untuk Prediksi Kepuasan Pelanggan Studi Kasus Bengkel Win Motor. Pada penelitian menggunakan teknik kuesioner, dan pengolahan data dengan mengunakan penerapan metode naïve bayes untuk memprediksi kepuasan pelanggan. Berdasarkan data hasil kuesioner yang diolah menggunakan metode naïve bayes untuk mempredikasi kepuasan pelanggan di Bengkel WIN MOTOR didapatkan tingkat akurasi sebesar 90.00%. Setelah dilakukan pengujian kasus untuk menentukan hasil prediksi kepuasan pelanggan dengan menggunakan perhitungan manual dan menggunakan aplikasi Rapidminer, didapatkan hasil predikasi kepuasan pelanggan yang sama.

### 3. Metodologi Penelitian 3.1 Metodo Pengumpulan Dat

### 3.1 Metode Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data yang menjadi kebutuhan bahan penelitian dilakukan agar penulis dapat mencapai tujuan penelitian, yaitu:

#### A. Observasi

Observasi melakukan pengamatan langsung terhadap pelanggan dengan cara mengamati proses pembelian pelanggan yang dilakukan di McDonald's Cibitung.

#### B. Wawancara

Wawancara dilakukan untuk mendapatkan informasi yang akurat mengenai hal-hal yang diperlukan dalam proses penelitian.

#### C. Kuesioner

Kuesioner merupakan proses pengumpulan data atau informasi dengan cara memberikan beberapa pertanyaan menggunakan indikator dari variabel kepuasan pelanggan terhadap penggunaan GMALite kepada para pelanggan McDonald's cibitung menggunakan Google Form untuk mempermudah pelanggan dalam mengisi kuesioner. Berikut adalah beberapa kuesioner yang akan diberikan kepada pelanggan:

Tabel 2. 1 Kuesioner

Var Pertanyaan Kelas Dat yang digunakan  X1 Penawaran promosi yang ada di aplikasi GMALite sangat menarik.	n SK
X1 Penawaran promosi yang ada di aplikasi GMALite digunakan	SK
X1 Penawaran promosi yang ada di aplikasi GMALite SB, B, C, K,	SK
ada di aplikasi GMALite	
ada di aplikasi GMALite	
sangat menarik.	SK
	SK
<b>X2</b> Saya senang karena SB, B, C, K,	
GMALite selalu update	
katalog promosi	
X3 Saya puas karena SB, B, C, K,	SK
GMALite sering	
memberikan voucher	
discount 20% - 30%	
X4 Saya memakai GMALite SB, B, C, K,	SK
karena dapat membeli	
makanan dengan harga	
yang ramah dikantong	
X5 Saya senang karena SB, B, C, K,	SK
GMALite terdapat 50	
lebih penawaran menu	
hemat	
<b>X6</b> Saya selalu SB, B, C, K,	SK
menggunakan GMALite	
ini ketika datang kembali	
ke McDonald's	
X7 Saya memilih restoran SB, B, C, K,	SK
mcdonald's dari pada	
restoran lain karena	
banyak pilihan promosi	
yang diberikan melalui	
GMALite	
<b>X8</b> GMALite memudahkan SB, B, C, K,	SK
saya dalam memesan	
<b>X9</b> GMALite menyediakan SB, B, C, K,	SK
menu hemat yang sangat	
sesuai dengan kebutuhan	

X10	Adanya GMALite sangat menguntungkan bagi saya	SB, B, C, K, SK
Y	Hasil	Puas / Tidak Puas

#### D. Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka mempelajari bahan dari buku-buku, dan jurnal penelitian yang sudah dilakukan peneliti sebelumnya namun tetap berkaitan dengan penelitian yang dilakukan penulis

#### 2.2 Metode Analisis

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data hasil kuesioner pada pelanggan McDonald's Cibitung. Data tersebut akan diolah menggunakan Metode *Naïve Bayes*. Berikut ini langkah-langkah penerapan metode *Naïve Bayes*.

#### A. Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari kuesioner online melalui Google Form yang dibagikan kepada pelanggan di McDonald's Cibitung yang menggunakan GMALite. data yang didapat dari hasil pemberian kuesioner kepada pelanggan yaitu sejumlah 200 data responden. Dan selanjutnya dilakukan *preprocess-ing* agar didapatkan data yang siap untuk digunakan dalam metode algo-ritma naïve bayes

#### B. Preprocessing Data

Proses preprocessing data atau pengolahan data atau pengolahan data awal merupakan proses yang dilakukan setelah tahap pengumpulan data. Data survei yang dibagikan kepada pelanggan berbentuk link google form yang terdiri dari 10 pertanyaan. Preprocessing data yang diterapkan dalam penelitian ini adalah dengan menghilangkan data-data yang tidak sesuai, menghapus data dengan kolom yang kosong, dan lain lain.

#### C. Penerapan Algoritma Naïve Bayes

Metode Analisis yang digunakan peneliti adalah metode algoritma *naïve bayes*, Algoritma *naïve bayes* yaitu metode probabilitas dan statistik yang digunakan untuk memprediksi peluang yang terjadi dimasa depan dengan pengalaman sebelumnya atau dinamakan dengan *teorema bayes*. Untuk menyelesaikan metode *naïve bayes* dapat dilakukan dengan persamaan-persamaan sebagai berikut:

- Pembagian data *training* dan *testing*
- Hitung jumlah dan probabilitas variabel Y

$$P(C_i) = \frac{S_i}{s}$$

• Hitung probabilitas pada setiap variable X terhadap variabel Y

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y)P(Y)}{P(X)}$$

Dimana X adalah data *class* yang belum diketahui. Selanjutnya H adalah hipotesis suatu *class* yang spesifik. P(Y|X) adalah probabilitas hipotesis Y berdasarkan kondisi X. Lalu P(Y) yaitu probabilitas sesuai dengan hipotesis Y. selanjutnya P(X|Y) merupakan probabilitas X kondisi yang berdasarkan pada hipotesis Y. dan P(X) adalah probabilitas X.

• Hitung probabilitas data testing

$$P(Y|X1,...,Xn$$

$$= P(H)P(X1,...,Xn | Y)$$

• Menghitung probabilitas akhir P(Y|X) = P(X|Y)P(Y|X)

• Menghitung nilai akhir

 $C = \arg \max P(X|Y)$ 

#### D. Menganalisa Hasil

Analisis dilakukan untuk menganalisa hasil dari perhitungan manual dan pengujian *Tools* RapidMiner. Dari hasil pengolahan data yang telah penulis

dapatkan dan mengikuti proses kerja penelitian, yang dimana proses tersebut akan menghasilkan berupa nilai *class precision* dan *Accuracy* pada prediksi tingkat kepuasan pelang-gan terhadap penggunaan GMALite di McDonald's.

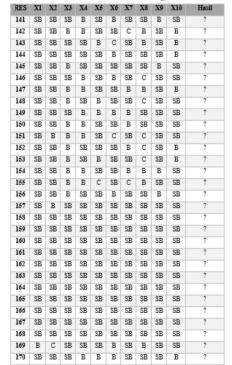
#### 4. Hasil dan Pembahasan

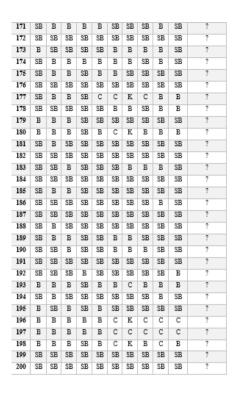
## 4.1 Hasil Perhitungan Algoritma *Naïve* Bayes

Proses pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan kuesioner *online* yang diberikan kepada Pelanggan McDonald's yang menggunakan GMALite, dan penulis mendapatkan data sebanyak 200 responden.

A. Pembagian Data *Training* dan *Testing*. Pada data *training* terdapat data sebanyak 140 data responden dengan nilai puas sebanyak 72 dan tidak puas 8 responden. Dan pada data *testing* terdapat 60 data uji yang akan diprediksi. Dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4. 1 Data Testing





B. Menghitung Jumlah dan Probabilitas Variabel Y.

Berikut perhitungan probabilitas variabel Y pada data *training* 

P(H) = 140

 $P(H \mid PUAS) = 126/140 = 0,900$ 

 $P(H \mid TIDAK PUAS) = 14/140 = 0,100$ 

C. Hitung Probabilitas Pada Setiap Variabel X Terhadap Variabel Y. Berikut perhitungan variabel X1

Tabel 4. 2 Hasil Perhitungan Probabilitas Variabel X1

X1	PUAS	TIDAK PUAS	Prob.PUAS	Prob.TIDAK PUAS
SB	105	3	0,833	0,21
В	18	8	0,143	0,57
С	1	3	0,008	0,21
K	2	0	0,016	0
SK	0	0	0	0

selanjutnya perhitungan dengan proses yang sama dilakukan berdasarkan variabel X yang digunakan sebanyak 10 variabel X.

D. Menghitung Probabilitas Data *Testing*. Berdasarkan data *testing* berikut merupakan perhitungan data responden 141 sampai 200 sehingga total 60 responden. Pada tahapan ini data uji digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 60 responden berdasarkan pada tabel

```
\begin{split} P(R141 \mid PS) &= P(X1 = SB \mid PS) \times P(X2 = SB \mid PS) \times P(X3 = SB \mid PS) \times \\ P(X4 = B \mid PS) \times P(X5 = SB \mid PS) \times P(X6 = B \mid PS) \times \\ P(X7 = SB \mid PS) \times P(X8 = SB \mid PS) \times P(X9 = B \mid PS) \times \\ P(X10 = SB \mid PS) \times P(X9 = B \mid PS) \times P(X10 = SB \mid PS) \times \\ P(X10 = SB \mid PS) \times P(X10 = SB \mid PS) \times P(X10 = SB \mid PS) \times \\ P(X10 = SB \mid PS) \times P(X10 = SB \mid PS) \times P(X10 = SB \mid PS) \times \\ P(X10 = SB \mid PS) \times P(X10 = SB \mid PS) \times P(X10 = SB \mid PS) \times \\ P(X11 \mid PS) = P(X11 = SB \mid PS) \times P(X11 = SB \mid PS) \times P(X11 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X11 = SB \mid PS) \times P(X11 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X11 = SB \mid PS) \times P(X11 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X11 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times P(X111 = SB \mid PS) \times \\ P(X111 =
```

Proses perhitungan berlanjut sampai responden ke 200. Setelah menghitung data responden 141 sampai 200 telah diketahui, selanjutnya menghitung probabilitas akhir.

E. Menghitung Probabilitas Akhir.

```
P(Puas | H) = P(Hn | X) x P(PS)
= P(141 | X) x P(PS)
= 0,00992215326 x 0,9
= 0,00892993793
P(Tidak Puas | H) = P(Hn | X) x P(TP)
= P(141 | X) x P(TP)
= 0,0000000074 x 0,1
= 0,00000000007
```

Proses perhitungan berlanjut sampai responden ke 200.

F. Perbandingan Nilai Puas dan Tidak Puas.

```
R141 = PS \ge TP
= 0,00892993793 \geq 0,00000000007
= 0,00892993793 (PS)
```

Proses perhitungan berlanjut sampai dengan responden ke 200. Dan dapat diketahui data *testing* dari responden 141-200 dengan hasil perbandingan

nilai puas dan tidak puas terdapat pada table

Tabel 4. 3 Perbandingan Nilai Puas dan Tidak Puas

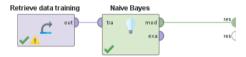
Puas			
No	Ruas	Tidak Puas	Hasil
1	0.00892993793	0,00000000007	PUAS
2	0,00005492620	0,00000011056	PUAS
3	0,00007194925	0,00000000201	PUAS
4	0,00270552616	0,00000000022	PUAS
5	0,00414613830	0,00000000082	PUAS
6	0,00008624282	0,00000000670	PUAS
7	0,00021978173	0,00000002456	PUAS
8	0,00010471584	0,00000001106	PUAS
9	0,00064538674	0,00000002009	PUAS
10	0,00212334529	0,00000001637	PUAS
11	0,00000333891	0,00000034419	PUAS
12	0,00003333383	0,00000000491	PUAS
13	0,00002755753	0,00000001106	PUAS
14	0,00027518389	0,00000002456	PUAS
15	0,00001697235	0,00000016584	PUAS
16	0,00157281811	0,00000000246	PUAS
17	0,01243378675	0,000000000026	PUAS
18	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
19	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
20	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
21	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
22	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
23	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
24	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
25	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
26	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
27	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
28	0,02710123600	0,00000000007	PUAS
29	0,00001622947	0,00000000223	PUAS
30	0,00037743577	0,00000001005	PUAS
31	0,00026536853	0,00000012903	PUAS
32	0,02710123596	0,00000000007	PUAS
33	0,00002919199	0,00000000179	PUAS
34	0,00004529904	0,00000077421	PUAS
35	0,00081469213	0.00000003870	PUAS
36	0,02710123596	0,00000000007	PUAS
37	0,00000000078	0,00000005161	TIDAK PUAS
38	0,00040115850	0,00000000973	PUAS
39	0,00098929448	0,000000000764	PUAS
40	0.00000001077	0.00000000764	TIDAK PUAS
41	0.01243378675	0,00000020634	PUAS
	,	*	
42	0,02710123596	0,00000000007	PUAS
43	0,00073382370	0,00000003439	PUAS
44	0,02710123596	0,00000000007	PUAS
45	0,00577296279	0,00000000287	PUAS
46	0,00892993793	0,00000000007	PUAS
47	0,02710123596	0,00000000007	PUAS
48	0,01243378675	0,00000000026	PUAS
49	0,00098545861	0,0000001719	PUAS
50	0,00084482568	0,00000000737	PUAS
51	0,02710123596	0,00000000007	PUAS
52	0,00267453503	0,00000000074	PUAS
53	0,00000053548	0,00000139410	TIDAK PUAS
54	0,00409696974	0,00000000026	PUAS
55	0,00080217904	0,00000000983	PUAS
56	0,00000000001	0,00001102508	TIDAK PUAS
57	0,00000000008	0,00023169138	TIDAK PUAS
58	0,00000000179	0,00000055097	TIDAK PUAS
59	0,02710123596	0,00000000007	PUAS
	,	,	

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa hasil perhitungan manual dari probabilitas akhir untuk seluruh data testing diperoleh 54 alternatif dengan prediksi Puas dan 6 alternatif dengan prediksi Tidak Puas.

## 4.2 Hasil Pengujian Naïve Bayes dengan RapidMiner

#### A. Pengujian Probabilitas

Dalam pengujian probabilitas proses sebelumnya adalah *import* data *training*. Berikut permodelan validasi terdapat pada gambar 3.4



Gambar 4. 1 Pemodelan Data Training

Selanjutnya melihat *simple distribution* yaitu menentukan banyaknya nilai dari data kelas puas dan tidak puas. Dapat dilihat pada gambar

#### SimpleDistribution

Distribution model for label attribute Hasil

Class PUAS (0.900)
10 distributions

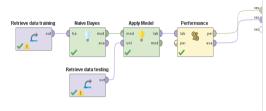
Class TIDAK PUAS (0.100)
10 distributions

Gambar 4. 2 Jumlah dan Probabilitas Variabel Y

Berdasarkan gambar 3.5 menjelaskan bahwa kelas Tidak Puas memiliki nilai klasifikasi/probabilitas 0,100 sedangkan kelas Puas mendapatkan nilai klasifikasi/probabilitas 0,900.

#### B. Pemodelan Proses Data *Testing*

Dalam proses permodelan data testing dilakukan dengan merancang model berupa model yang terdapat pada Rapid Miner yang dimana proses tersebut akan menentukan berapa besar akurasi dan ketepatan dalam proses prediksi data yang penulis sudah tetapkan.



Gambar 4. 3 Pemodelan Proses Data Testing

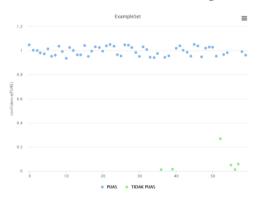
#### C. Grafik Klasifikasi Data Training



Gambar 4. 4 Grafik Klasifikasi Data Training

Pada gambar dapat diketahui bahwa pada titik berwarna Hijau (Tidak Puas) memiliki jumlah node yaitu 14, sedangkan pada titik berwarna Biru (Puas) memiliki 126 node.

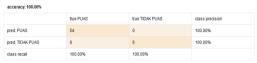
#### D. Grafik Klasifikasi Data *Testing*



Gambar 4. 5 Grafik Klasifikasi Data Testing

Pada gambar dapat diketahui bahwa pada titik berwarna Hijau (Tidak Puas) memiliki jumlah node yaitu 6, sedangkan pada titik berwarna Biru (Puas) memiliki 54 node.

# E. Analisa Hasil Akurasi Klasifikasi Naïve Baves



Gambar 4. 6 Hasil Akurasi

Berdasarkan gambar dapat dilihat bahwa jumlah prediksi puas dan kenyataannya benar puas adalah 54 record. Jumlah prediksi Tidak Puas dan kenyataannya benar puas adalah 0 record. Jumlah prediksi puas dan kenyataannya benar tidak puas adalah 0 record. Jumlah prediksi tidak puas dan kenyataannya benar tidak puas terdapat 6 record. Maka total Accuracy yang didapatkan adalah 100%.

#### 5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis tingkat kepuasan pelanggan terhadap penggunaan aplikasi GMALite di McDonald's dengan menggunakan metode algoritma *Naïve Bayes* dapat disimpulkan, Berdasarkan hasil Pengujian manual yang dilakukan dengan data testing sebanyak 60 *record*, didapatkan hasil "PUAS" sebanyak 54 *record*, dan hasil "TIDAK PUAS" seba-nyak 6 *record*. Hasil ini di dapat dari hasil perbandingan kelas puas dan kelas tidak puas. Pengujian data

didapatkan pada RapidMiner akurasi sebesar 100% dengan precision sebesar 100% dan nilai recall sebesar 100%. Dan dapat di-kategorikan excellent. Berdasarkan hasil pengujian, bayes maka metode naïve dapat direkomendasikan untuk memprediksi tingkat kepuasan pelanggan terhadap penggunaan GMALite di McDonald's Cibitung, karena nilai precision dan recall yang tinggi.

#### Ucapan Terima Kasih

Kami mengucapkan terima kasih pada segenap instansi terkait dengan penelitian kami ini. Di sini kami berterimakasih pada:

- Universitas Bhayangkara Jakarta Raya yang telah memberi dukungan pada penelitian pada kami.
- 2. kepada Bapak Hendarman Lubis, S.Kom.. M.Kom. Selaku Dosen Pembimbing satu, dan Ibu Dwipa Handayani, S.Kom., M.M.S.I. Selaku Pembimbing Dosen dua dalam penulisan Artikel Ilmiah di Universitas Bhayangkara Jakarta Raya yang telah banyak memberikan arahan dan membantu dalam penulisan Artikel Ilmiah.

#### **Daftar Pustaka**

Abidin, F., Arifin, Z., & Yulianto, E. (2017). PENGARUH SERVICE MARKETING MIX (BAURAN PEMASARAN JASA) TERHADAP CITRA MEREK DAN DAMPAKNYA PADA KEPUTUSAN PEMBELIAN (Survei kepada Pengguna Armada Bus Pariwisata PO. Anto Wijaya Tour Ponorogo). *Jurnal Administrasi Bisnis*.

Awaludin, M. (2015). Penerapan Metode Distance Transform Pada Linear Discriminant Analysis Untuk Kemunculan Kulit Pada Deteksi Kulit. *Journal of Intelligent Systems*, 1(1), 49–55.

Awaludin, M. (2020). Application Of Analytical Hierarchy Process Method For Employee Performance Evaluation At Pt Xyz. *JSI (Jurnal Sistem Informasi) Universitas* 

- Suryadarma, 7(1), 137–150.
- Amillina, I., & Qoiriah, A. (2021). Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Klasifikasi Tingkat Kepuasan Siswa terhadap Pembelajaran Daring. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Robotika*.
- Hermanto, B., & Romadhoni, A. (2019). Penerapan Metode Naive Bayes untuk Prediksi Kepuasan Pelanggan Studi Kasus Bengkel Win Motor. *SIGMA*.
- Rahmadhani, H. (2019). *PEMASARAN JASA (STRATEGI, MENGUKUR KEPUASAN DAN LOYALITAS PELANGGAN)*. Yogyakarta: Deepublish.
- Sanubari, T., Prianto, C., & Riza, N. (2020). Odol (One Desa One Product Unggulan Online)
  Penerapan Metode Naive Bayes Pada Pengembangan Aplikasi E-Commerce
  Menggunakan Codeigniter. Bandung: Kreatif.