



@is The Best :

Accounting Information Systems and  
Information Technology Business Enterprise  
Volume 7, Nomor 1 (2022) Hal. 76-90  
ISSN: 2252-9853 (Print) | ISSN: 2656-808X (Online)  
<https://ojs.unikom.ac.id/index.php/aisthebest/index>

Terakreditasi Peringkat 4, SK No.: 28/E/KPT/2019  
DOI: <https://doi.org/10.34010/aisthebest.v7i1.7072>

## Analisis Ulasan Pelanggan Menggunakan *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dengan *Lexicon-Based* dan TF-IDF Pada Formaggio Coffee and Resto

Sarah Anggina<sup>1</sup>, Nanang Yudi Setiawan<sup>2</sup>, Fitra A. Bachtiar<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Sistem Informasi, Universitas Brawijaya, Malang, Jawa Timur, Indonesia

Email: [sarahanggina@student.ub.ac.id](mailto:sarahanggina@student.ub.ac.id)

### ABSTRACT

Formaggio Coffee and Resto Tangerang serves western dishes with flavors that are tailored to the tastes of the Indonesian people. The increasing number of restaurants in Tangerang every year makes Formaggio Coffee and Resto supposed to have a competitive advantage by increasing customer satisfaction. Customer satisfaction can be obtained if customer expectations are met. Formaggio management considers criticism and suggestions given by customers as a positive thing that can improve their performance. However, the large number of customer reviews scattered across various sites makes it difficult for the restaurant to manage their customer opinions. This can be overcome by web scraping on the review sites, such as Traveloka, PergiKuliner, Zomato, and Google Reviews. The data that has been collected is 741 reviews with a time span from 2018 to 2021. Then, to get the information from customer reviews, sentiment analysis can be implemented using the Indonesian Sentiment Lexicon dictionary, TF-IDF features, and Multinomial Naïve Bayes Classifier. The classification model was tested using confusion matrix with four parameters, such as accuracy, recall, precision, and f1-score. The average value of each parameter is 95%, 68%, 85%, and 72%. The results of the research were visualized into a dashboard and tested using the System Usability Scale (SUS) questionnaire with 67.5 as a final score, which means the dashboard is well received by Formaggio management.

**Keywords:** Sentiment Analysis, Text Mining, TF-IDF, Lexicon-Based, Multinomial Naïve Bayes

### ABSTRAK

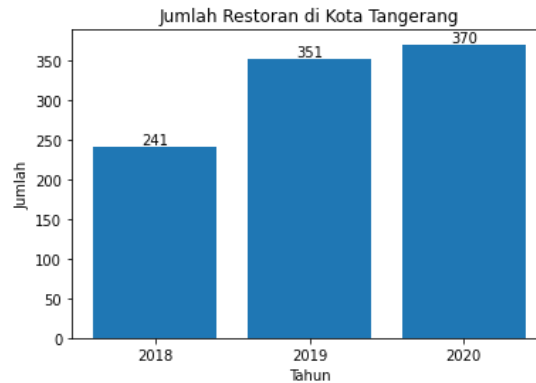
Formaggio Coffee and Resto Tangerang menyajikan hidangan *western* dengan rasa yang disesuaikan pada selera masyarakat Indonesia. Adanya peningkatan jumlah restoran di Kota Tangerang setiap tahunnya membuat Formaggio Coffee and Resto harus memiliki keunggulan kompetitif dengan cara meningkatkan kepuasan pelanggan. Kepuasan pelanggan bisa didapatkan jika ekspektasi pelanggan terpenuhi. Pihak manajemen Formaggio menganggap kritik dan saran yang diberikan oleh pelanggan merupakan sebuah hal positif yang dapat meningkatkan kinerja mereka. Namun, banyaknya ulasan pelanggan yang tersebar di berbagai situs membuat pihak restoran sulit dalam mengelola pendapat pelanggan. Hal tersebut dapat diatasi dengan melakukan *web scraping* pada situs Traveloka, PergiKuliner, Zomato, dan Google Review, dimana data yang berhasil terkumpul adalah sebanyak 741 ulasan dengan rentang waktu mulai tahun 2018 hingga tahun 2021. Kemudian, salah satu cara untuk mendapatkan informasi dari ulasan pelanggan adalah dengan melakukan analisis sentimen menggunakan fitur kamus *Indonesian Sentiment Lexicon* (InSet Lexicon) dan pembobotan TF-IDF, serta algoritme klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*. Model klasifikasi selanjutnya diuji menggunakan *Confusion Matrix* dengan empat parameter, yaitu *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f1-score*. Didapatkan nilai rata-rata dari setiap parameter tersebut sebesar 95%, 68%, 85%, dan 72%. Hasil penelitian selanjutnya divisualisasikan ke dalam sebuah *dashboard* dan diuji menggunakan kuesioner *System Usability Scale* (SUS) dengan nilai akhir sebesar 67,5 yang berarti *dashboard* tersebut dapat diterima dengan baik oleh pihak manajemen Formaggio.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen, Text Mining, TF-IDF, Lexicon-Based, Multinomial Naïve Bayes

### Pendahuluan

Gaya hidup masyarakat Indonesia telah mengalami perubahan. Saat ini masyarakat menyukai segala sesuatu yang lebih praktis dan tidak membutuhkan waktu yang banyak. Terlihat bahwa fungsi restoran yang sebelumnya hanya sebagai tempat makan berubah menjadi tempat untuk melakukan

berbagai kegiatan hingga mampu menambah relasi. Sehingga potensi untuk industri makanan dan minuman pun meningkat [1]. Hal ini pun ditandai dengan adanya peningkatan jumlah restoran di Kota Tangerang setiap tahunnya seperti pada Gambar 1 [2]. Sehingga dapat dikatakan bahwa persaingan dagang antar pengusaha FnB pun semakin ketat. Dengan memenuhi ekspektasi pelanggan, sebuah usaha akan mampu meningkatkan pendapatannya karena pelanggan yang semakin loyal [3].



Gambar 1. Jumlah Restoran di Kota Tangerang

Formaggio Coffee and Resto terletak di Kota Tangerang dengan jumlah ulasan pelanggan yang cukup banyak dibandingkan restoran lainnya di daerah tersebut. Formaggio termasuk ke dalam tiga (3) restoran di Kota Tangerang dengan jumlah ulasan terbanyak pada Google Review, di antaranya terdapat Rumah Makan Pondok Lauk (3.500 ulasan), Formaggio Coffee and Resto (1.600 ulasan), dan Pondok Selera 1 (702 ulasan). Pihak manajemen Formaggio menjadikan kritik dan saran yang diberikan oleh pelanggan sebagai masukan dalam meningkatkan performa pelayanan, produk, hingga fasilitas yang disediakan. Mereka sangat terbuka apabila pelanggan ingin menyampaikan aspirasinya. Ulasan pada Google Review pun terhubung langsung dengan notifikasi seluler milik manajer Formaggio. Namun, ulasan pelanggan Formaggio Coffee and Resto tidak hanya pada satu sumber, melainkan tersebar pada beberapa situs, seperti Traveloka, PergiKuliner, dan Zomato. Pihak manajemen kesulitan dalam memantau ulasan pelanggan yang tersebar. Pihak manajemen perlu menggabungkan terlebih dahulu data ulasan yang tersebar dan kemudian ditelaah satu per satu secara manual. Hal ini dikarenakan restoran belum memanfaatkan teknologi dalam mengintegrasikan dan mengekstrak informasi dari ulasan pelanggan. Peran teknologi informasi juga menjadi tantangan pada era revolusi industri 4.0. Revolusi Industri 4.0, yang menandai adanya era ekonomi digital dengan otomatisasi mekanis dalam menjalani laju perekonomian [4]. Tantangan dalam revolusi industri 4.0 antara lain 1) Masalah keamanan teknologi informasi, 2) Keandalan dan stabilitas mesin produksi, 3) Kurangnya keterampilan yang memadai, 4) Keengganan untuk berubah oleh pemangku kepentingan, 5) Kehilangan banyak pekerjaan karena berubah menjadi otomatisasi [5]. Sesuai dengan permasalahan Formaggio, diperlukan adanya sistem yang mampu melakukan ekstraksi informasi dari data ulasan pelanggan yang tersebar. Sistem adalah suatu kumpulan komponen yang saling terhubung untuk mencapai satu tujuan tertentu [6]. Dengan melakukan klasifikasi antara sentimen positif dan negatif, dapat membantu pihak Formaggio dalam memahami aspirasi yang diberikan pelanggan. Kemudian untuk mempermudah pemahaman, hasil ekstraksi dapat divisualisasikan.

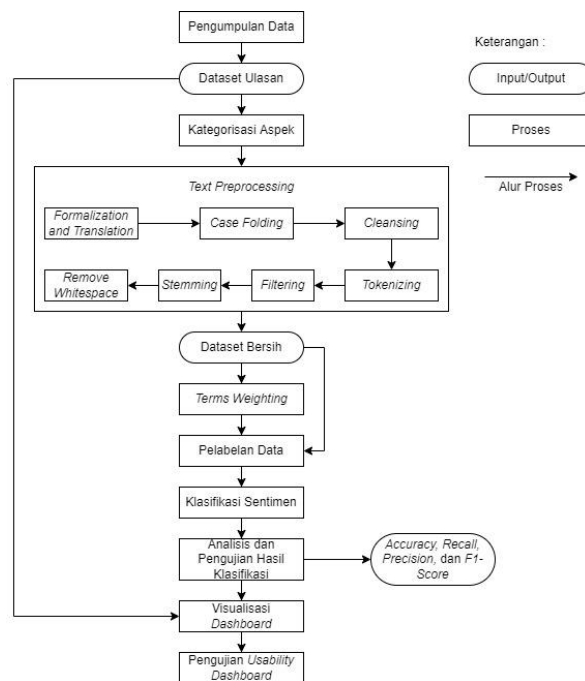
Penelitian yang dilakukan oleh Ekawati dan Khodra [7] menggunakan enam langkah dalam menganalisis ulasan berbahasa Indonesia dari restoran yang tersebar pada situs TripAdvisor. Didapatkan empat aspek yang berhubungan dengan ulasan restoran, yaitu makanan, layanan, harga, dan tempat. Sharif, Hoque, dan Hossain [8] menganalisis ulasan pelanggan dengan membandingkan tingkat akurasi beberapa algoritma *machine learning* seperti, *Random Forest*, *Decision Tree*, dan

*Multinomial Naïve Bayes*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *Multinomial Naïve Bayes* memiliki akurasi terbaik dibandingkan metode klasifikasi lainnya. Kemudian, Lailiyah, Sumpeno, dan Purnama [9] menerapkan metode *lexicon-based* dalam proses klasifikasi keluhan dengan hasil bahwa kamus *InSet Lexicon* bekerja lebih baik pada data yang menggunakan Bahasa Indonesia dibandingkan *SentiWordNet*. Penelitian yang dilakukan oleh Ali dan Sibaroni [10] yang menggunakan kombinasi antara metode *Naïve Bayes Classifier* dengan *lexicon-based* dan TF-IDF pada dataset dari Twitter menghasilkan tingkat akurasi yang cukup baik. Selain itu, beberapa faktor yang dapat memengaruhi kepuasan pelanggan di antaranya, kualitas makanan, layanan, harga, dan lingkungan [11-12].

Dengan demikian, penelitian ini melakukan analisis sentimen dari ulasan pelanggan dengan aspek kualitas makanan, layanan, harga, dan lingkungan dari data ulasan yang bersumber pada situs Google Review, Traveloka, PergiKuliner, dan Zomato. Pengumpulan data dilakukan dengan metode *web scraping* yang kemudian diklasifikasikan menggunakan kamus *InSet Lexicon* dan dikombinasikan dengan fitur TF-IDF serta *Multinomial Naïve Bayes Classifier*. Selanjutnya, hasil penelitian divisualisasikan ke dalam sebuah *dashboard* guna mempermudah pihak Formaggio dalam memahami hasil penelitian dan mengambil keputusan. Perbedaan dengan penelitian sebelumnya terletak pada proses pelabelan sentimen yang dilakukan secara otomatis menggunakan kamus *InSet Lexicon* yang selanjutnya dikombinasikan dengan metode *machine learning*. Dimana, mayoritas penelitian yang telah dilakukan hanya menggunakan salah satu metode antara *lexicon-based* atau algoritme *machine learning* saja. Kombinasi kedua metode ini dilakukan guna meminimalisir tingkat subjektivitas dalam proses penelitian.

## Metode

Metode yang digunakan untuk analisis sentimen dari ulasan pelanggan Formaggio Coffee and Resto, yaitu *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dengan *InSet Lexicon* dan TF-IDF. Peran penggunaan algoritma *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dengan *InSet Lexicon* dan TF-IDF pada penelitian ini adalah untuk melakukan klasifikasi data pada dataset hasil *term weighting* menggunakan TF-IDF dan dataset hasil pelabelan data menggunakan *InSet Lexicon* sehingga memberikan hasil yang lebih jelas. Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Kerja Penelitian

## A. Pengumpulan Data

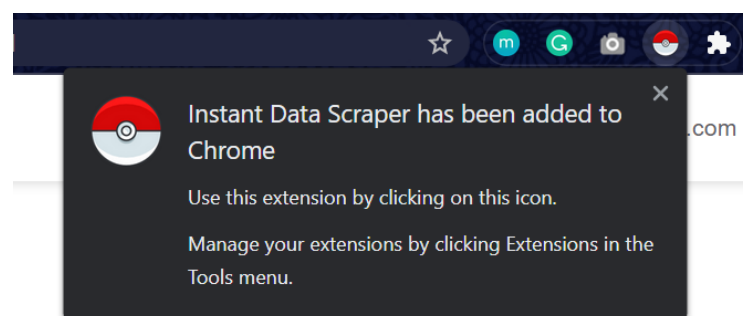
Tahapan pengumpulan data dilakukan menggunakan metode *web scraping* pada situs Traveloka, PergiKuliner, Zomato, dan Google Review. Beberapa *tools* yang digunakan di antaranya, Instant Data Scraper, Webscraper.io, dan Selenium. Data ulasan yang dikumpulkan berdasarkan beberapa variabel, yaitu nama pemberi ulasan, teks ulasan, dan waktu ulasan tersebut diberikan dengan format data berupa CSV. Tabel 1 merupakan contoh hasil *scraping*.

Tabel 1. Contoh Hasil *Scraping*

Nama	Ulasan	Tanggal
uly citra	Kesannya cukup baik, tapi waktu minta saos datengnya lama, malah tidak dikasih, apa mungkin pada saat itu saya tidak pesen pizzanya kali yah...hehehe, yaah..untuk rasa.. Enak koq	2 tahun lalu
ISTIANA	Minggu lalu datang ke restaurant ini. Tempatnya keren, Servicenya bagus, ramah dan cekatan. Buat makanan dan minumannya enak dan harganya worth it. Kapan-kapan balik lagi kesini.	setahun lalu
sugiharto ratana	makan sore disini. enak makan butter rice dengan minuman coklat dengan campuran pisang. mantep abiz. dessert nya jg enak enak. tempatnya jg bagus ada outdoornya dengan view yang nice juga	6 bulan lalu

### 1. Instant Data Scraper

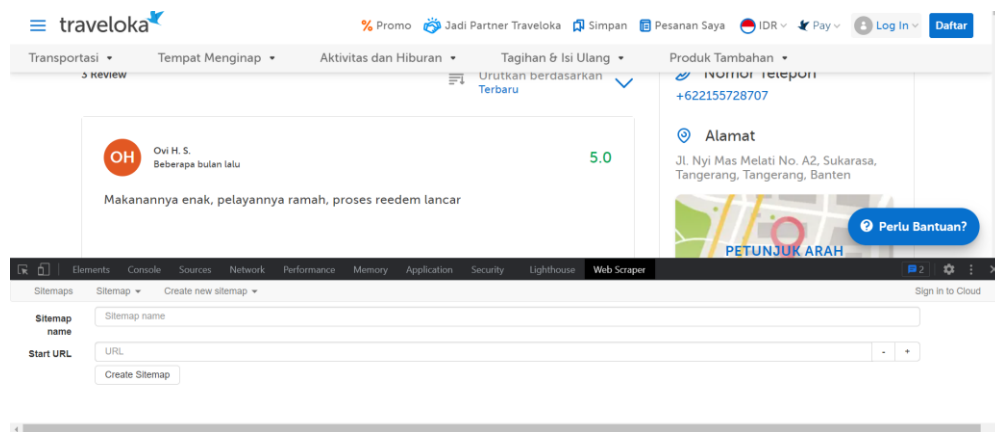
*Tools* ini merupakan *extension* gratis yang tersedia pada *browser* Google Chrome. Instant Data Scraper mampu melakukan pengambilan data dengan pemilihan elemen secara otomatis. Selain itu, dapat diterapkan pula pada situs yang memiliki *pagination*. Sehingga *tools* ini mampu digunakan untuk mengambil data pada situs PergiKuliner dan Zomato. *Extension* ditambahkan pada *browser*, maka logo *extension* akan tampil pada pojok kanan *browser* seperti pada Gambar 3. Untuk proses pengambilan data, pengguna dapat langsung mengakses *tools* dengan cara klik logo tersebut.



Gambar 3. *Extension* Instant Data Scraper

### 2. Webscraper.io

Serupa dengan Instant Data Scraper, *tools* ini juga merupakan *extension* gratis yang terdapat pada *browser* Google Chrome. Namun dalam penerapannya, pengguna masih perlu untuk memilih atribut apa saja yang akan diekstraksi. *Tools* ini dapat diterapkan pada situs Traveloka. Pengguna dapat mengakses Webscraper.io melalui mode *developer tools* seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. *Extension* Webscraper.io

### 3. Selenium

Berbeda dengan kedua *tools* sebelumnya, Selenium dapat diakses melalui *library* yang tersedia pada Python. Penerapan selenium mengharuskan pengguna untuk melakukan *scrolling* secara manual dan tidak mampu diterapkan pada situs yang memiliki *pagination*. *Tools* ini dapat diterapkan untuk mengambil data pada situs Google Review. Sebelum proses *scraping* dilakukan, pengguna perlu mengunduh *webdriver* sesuai dengan *browser* yang digunakan. Penelitian ini menggunakan *browser* Google Chrome, dimana *webdriver* dapat diunduh melalui situs <https://chromedriver.chromium.org/>. Selanjutnya, proses *scraping* dapat dilakukan seperti Gambar 5.

```
from selenium import webdriver
from webdriver_manager.chrome import ChromeDriverManager
chrome_path = r"C:\Users\Sarah\Downloads\chromedriver.exe"
driver = webdriver.Chrome(chrome_path)
url = "https://www.google.com/maps/place/Formaggio+Coffee+and+Resto/@-6.172254,1"
driver.get(url)
```

Gambar 5. Proses *Web Scraping* dengan Selenium

### B. Kategorisasi Aspek

Tahapan kategorisasi aspek dilakukan untuk mengelompokkan data ulasan berdasarkan aspek yang memengaruhi kepuasan pelanggan sebuah restoran. Pada penelitian ini menggunakan empat aspek, yaitu makanan, pelayanan, lingkungan, dan harga. Deskripsi setiap aspeknya dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Deskripsi Aspek Data Ulasan

Aspek	Deskripsi
Makanan	Berisikan ulasan yang mengandung kata 'makanan' dan kata sifat yang merujuk pada sebuah jenis makanan. Serta, terdapat deskripsi terkait rasa, tekstur, dan tampilan yang merujuk pada salah satu jenis makanan Formaggio Coffee and Resto.
Pelayanan	Merupakan sebuah usaha atau cara terkait melayani konsumen yang berhubungan dengan operasional. Berisikan ulasan yang mengandung kata 'pelayanan'.
Lingkungan	Berisikan ulasan yang merujuk pada lokasi atau tempat dan mendeskripsikan suasana dari Formaggio Coffee and Resto.
Harga	Berisikan ulasan yang merujuk pada kata 'harga', nominal, dan beberapa kata sifat seperti murah dan mahal. Serta kesesuaian harga yang ditawarkan dengan kualitas makanan ataupun kemampuan finansial pelanggan yang bersangkutan.

### C. Text Preprocessing

Tahapan *text preprocessing* dilakukan untuk mendapatkan hasil penelitian yang maksimal dan meminimalisir kesalahan perhitungan. Terdapat beberapa proses, di antaranya:

#### 1. Formalisasi dan translasi

Formalisasi merupakan tahapan untuk mengubah kata tidak baku menjadi baku sesuai ejaan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Sedangkan translasi merupakan tahapan untuk menerjemahkan bahasa asing atau bahasa daerah ke dalam Bahasa Indonesia. Tabel 3 merupakan contoh hasil formalisasi dan Tabel 4 merupakan contoh hasil translasi.

Tabel 3. Contoh Hasil Formalisasi

Sebelum	Sesudah
Kongkong, nongki, nongkrong	Berkumpul
Pewe, betah	Nyaman
Maknyos, mantul, mantab, mamamiaa	Mantap

Tabel 4. Contoh Hasil Translasi

Sebelum	Sesudah
<i>Sharing</i>	Berbagi
<i>Recommended</i>	Direkomendasikan
<i>Rapopo</i>	Tidak apa-apa

#### 2. Case folding

Tahapan mengubah huruf kapital pada seluruh kata menjadi huruf kecil. Tabel 5 merupakan contoh hasil *case folding*.

Tabel 5. Contoh Hasil Case Folding

Sebelum	Sesudah
Nasi goreng kampung nya kacang. Manis doang ga pasti.	nasi goreng kampung nya kacang. manis doang ga pasti.
Enak untuk berkumpul dan berbincang2.. Saran kurang ada musik.	enak untuk berkumpul dan berbincang2.. saran kurang ada musik.
Salah satu restoran di Tangerang dengan konsep terbaik, suasana enak dan tenang, serta memiliki kue dan kopi.	salah satu restoran di tangerang dengan konsep terbaik, suasana enak dan tenang, serta memiliki kue dan kopi.

#### 3. Cleansing

Tahapan menghapus karakter selain kata, seperti angka dan tanda baca yang tidak digunakan dalam proses analisis. Tabel 6 merupakan contoh hasil *cleansing*.

Tabel 6. Contoh Hasil Cleansing

Sebelum	Sesudah
nasi goreng kampung nya kacang. manis doang ga pasti.	nasi goreng kampung nya kacang manis doang ga pasti
enak untuk berkumpul dan berbincang2.. saran kurang ada musik.	enak untuk berkumpul dan berbincang saran kurang ada musik
salah satu restoran di tangerang dengan konsep terbaik, suasana enak dan tenang, serta memiliki kue dan kopi.	salah satu restoran di tangerang dengan konsep terbaik suasana enak dan tenang serta memiliki kue dan kopi

4. *Tokenizing*

Tahapan memisahkan kalimat yang padu menjadi potongan kata-kata yang disebut dengan *token*. Tabel 7 merupakan contoh hasil *tokenizing*.

Tabel 7. Contoh Hasil *Tokenizing*

Sebelum	Sesudah
nasi goreng kampung nya kacau manis doang ga pasti	['nasi', 'goreng', 'kampung', 'nya', 'kacau', 'manis', 'doang', 'ga', 'pasti']
enak untuk berkumpul dan berbincang saran kurang ada musik	['enak', 'untuk', 'berkumpul', 'dan', 'berbincang', 'saran', 'kurang', 'ada', 'musik']
salah satu restoran di tangerang dengan konsep terbaik suasana enak dan tenang serta memiliki kue dan kopi	['salah', 'satu', 'restoran', 'di', 'tangerang', 'dengan', 'konsep', 'terbaik', 'suasana', 'enak', 'dan', 'tenang', 'serta', 'memiliki', 'kue', 'dan', 'kopi']

5. *Filtering*

Tahapan menghapus kata yang tidak memiliki arti pada sebuah kalimat, seperti kata sambung. Tabel 8 merupakan contoh hasil *filtering*.

Tabel 8. Contoh Hasil *Filtering*

Sebelum	Sesudah
['nasi', 'goreng', 'kampung', 'nya', 'kacau', 'manis', 'doang', 'ga', 'pasti']	['nasi', 'goreng', 'kampung', '', 'kacau', 'manis', 'doang', 'ga', '']
['enak', 'untuk', 'berkumpul', 'dan', 'berbincang', 'saran', 'kurang', 'ada', 'musik']	['enak', '', 'berkumpul', '', 'berbincang', 'saran', 'kurang', '', 'musik']
['salah', 'satu', 'restoran', 'di', 'tangerang', 'dengan', 'konsep', 'terbaik', 'suasana', 'enak', 'dan', 'tenang', 'serta', 'memiliki', 'kue', 'dan', 'kopi']	['salah', 'satu', 'restoran', '', 'tangerang', '', 'konsep', 'terbaik', 'suasana', 'enak', '', 'tenang', '', 'memiliki', 'kue', '', 'kopi']

6. *Stemming*

Tahapan mengubah kata yang memiliki imbuhan menjadi hanya kata dasarnya saja sesuai kamus *stopword*. Tabel 9 merupakan contoh hasil *stemming*.

Tabel 9. Contoh Hasil *Stemming*

Sebelum	Sesudah
['nasi', 'goreng', 'kampung', '', 'kacau', 'manis', 'doang', 'ga', '']	['nasi', 'goreng', 'kampung', '', 'kacau', 'manis', 'doang', 'ga', '']
['enak', '', 'berkumpul', '', 'berbincang', 'saran', 'kurang', '', 'musik']	['enak', '', 'kumpul', '', 'bincang', 'saran', 'kurang', '', 'musik']
['salah', 'satu', 'restoran', '', 'tangerang', '', 'konsep', 'terbaik', 'suasana', 'enak', '', 'tenang', '', 'memiliki', 'kue', '', 'kopi']	['salah', 'satu', 'restoran', '', 'tangerang', '', 'konsep', 'baik', 'suasana', 'enak', '', 'tenang', '', 'milik', 'kue', '', 'kopi']

7. *Remove whitespace*

Tahapan terakhir untuk menghapus *token* yang bernilai kosong dan menyatukan kembali kata-kata yang terpecah menjadi kalimat yang padu. Tabel 10 merupakan contoh hasil *remove whitespace*.

Tabel 10. Contoh Hasil *Remove Whitespace*

Sebelum	Sesudah
['nasi', 'goreng', 'kampung', ', ', 'kacau', 'manis', 'doang', 'ga', ', ']	nasi goreng kampung kacang manis doang ga
['anak', ', ', 'kumpul', ', ', 'bincang', 'saran', 'kurang', ', ', 'musik']	anak kumpulan bincang saran kurang musik
['salah', 'satu', 'restoran', ', ', 'tangerang', ', ', 'konsep', 'baik', 'suasana', 'anak', ', ', 'tenang', ', ', 'milik', 'kue', ', ', 'kopi']	salah satu restoran tangerang konsep baik suasana enak tenang milik kue kopi

#### D. Term Weighting

Proses *term weighting* dilakukan dengan mengimplementasi metode TF-IDF. Setiap kata akan diberikan bobot guna mengubah data ke dalam bentuk numerik. Sehingga diketahui nilai kepentingan dari suatu kata pada sebuah dokumen berdasarkan intensitas kemunculan kata. Penggabungan TF dengan IDF memberikan hasil yang optimal [10]. Pada Python, proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan *library scikit-learn*. Pada *library* tersebut tersedia fungsi untuk menghitung *Term Frequency* (TF), yaitu *CountVectorizer* dan *Inverse Document Frequency* (IDF), yaitu *TfidfTransformer*.

#### E. Pelabelan Data

Proses pelabelan data dilakukan secara otomatis dengan mengimplementasikan kamus *InSet Lexicon*. Kamus tersebut berisikan kumpulan kata beserta bobotnya yang berfungsi untuk menentukan nilai polaritas. Nilai polaritas didapatkan dari penjumlahan keseluruhan bobot kata yang terdapat pada sebuah teks ulasan. Hasil akhir dari perhitungan tersebut dijadikan sebagai label kelas sentimen positif ataupun negatif dari ulasan pada setiap aspek. Suatu ulasan termasuk ke dalam sentimen positif apabila nilai polaritas yang dihasilkan adalah lebih dari nol. Sedangkan, untuk sentimen negatif apabila polaritas dari ulasan tersebut bernilai di bawah nol. Tabel 11 merupakan ilustrasi pelabelan data menggunakan kamus *InSet Lexicon*.

Tabel 11. Ilustrasi Penerapan *InSet Lexicon*

<b>Ulasan 1:</b> harganya juga cukup murah					
	harganya	juga	cukup	murah	<b>Polaritas</b>
<b>Bobot Kata</b>	3	-	5	3	<b>11</b>
<b>Label</b>					<b>POSITIF</b>
<b>Ulasan 2:</b> jam tutup terlalu cepat					
	jam	tutup	terlalu	cepat	<b>Polaritas</b>
<b>Bobot Kata</b>	-	-2	-3	3	<b>-2</b>
<b>Label</b>					<b>NEGATIF</b>

#### F. Klasifikasi Sentimen

Proses klasifikasi bertujuan untuk memberikan kelas sentimen berdasarkan dataset yang telah diproses sebelumnya. Pada penelitian ini, proses klasifikasi sentimen dilakukan dengan implementasi algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Terdapat dua dataset yang digunakan sebagai data latih maupun data uji, yaitu dataset hasil *term weighting* menggunakan TF-IDF dan dataset hasil pelabelan data menggunakan *InSet Lexicon*. Pembagian data latih dan uji dilakukan menggunakan *Stratified Cross Validation*, dengan nilai  $k = 10$ . Sehingga data latih dan uji memiliki perbandingan



90:10. Telah tersedia *library scikit-learn* pada Python yang mampu melakukan operasi *Naïve Bayes* beserta modifikasinya.

*Multinomial Naïve Bayes* merupakan hasil modifikasi dari algoritma *Naïve Bayes* dengan memanfaatkan hasil dari pembobotan kata dalam proses klasifikasi sehingga akan memberikan hasil yang lebih akurat [8]. Perhitungan *Multinomial Naïve Bayes* dilakukan dengan menerapkan *laplacian smoothing*. Berikut persamaan *Multinomial Naïve Bayes* yang menggunakan hasil dari pembobotan kata TF-IDF [13]:

$$P(X_n|C) = \frac{\sum tf(X_n, d \in C) + 1}{\sum N_{d \in C} + V}$$

Keterangan:

$\sum tf(X_n, d \in C)$  = jumlah bobot *term*  $X_n$  pada seluruh data latih di kategori  $C$

$\sum N_{d \in C}$  = jumlah bobot seluruh *term* pada seluruh data latih di kategori  $C$

$V$  = jumlah seluruh *term* pada data latih

#### G. Analisis dan Pengujian Hasil Klasifikasi

Proses pengujian hasil klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode *confusion matrix*. Diketahui tingkat ketepatan model dalam memprediksi kelas pada dataset yang digunakan. Ditemukan empat parameter, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Keempat parameter tersebut didapatkan melalui perhitungan dari empat *building blocks* pada *confusion matrix*. Berikut adalah pengertian istilah *building blocks* yang tertera pada Tabel 12:

1. *True Positive* (TP) : Total data positif yang berhasil diprediksi secara benar.
2. *False Positive* (FP) : Total data yang seharusnya bernilai negatif, namun diprediksi memiliki nilai positif.
3. *True Negative* (TN) : Total data negatif yang berhasil diprediksi secara benar.
4. *False Negative* (FN) : Total data yang seharusnya bernilai positif, namun diprediksi memiliki nilai negatif.

Tabel 12. *Confusion Matrix* [14]

Observed Class	Predicted class	
	Positive	Negative
Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Negative	False Positive (FP)	True Negative (TN)

#### H. Visualisasi *Dashboard*

Proses visualisasi *dashboard* dilakukan untuk mempermudah pihak Formaggio dalam memahami hasil penelitian. Diharapkan dapat mengambil keputusan jangka panjang untuk meningkatkan kualitas restoran dan kepuasan pelanggan. Pada penelitian ini, visualisasi dibangun menggunakan *platform* yang disediakan oleh Google dan dapat diakses secara gratis tanpa harus instalasi aplikasi terlebih dahulu, yaitu Google Data Studio.

#### I. Pengujian *Usability Dashboard*

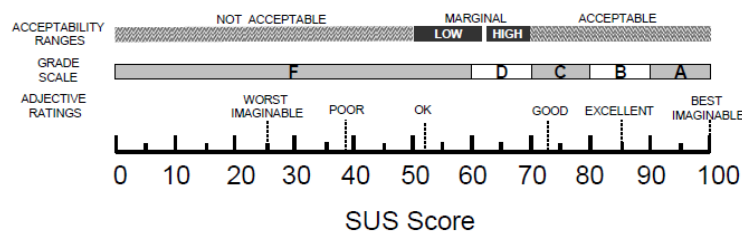
Proses pengujian *usability* pada *dashboard* dilakukan guna mengetahui tingkat kemudahan pihak Formaggio dalam menemukan informasi pada sistem. Pengujian ini menggunakan kuesioner *System Usability Scale* yang telah diterjemahkan ke dalam Bahasa Indonesia, seperti yang dapat dilihat pada

Tabel 13 [15]. Kuesioner tersebut kemudian diberikan kepada *general manager* dari Formaggio Coffee and Resto Tangerang.

Tabel 13. Kuesioner *System Usability Scale*

No.	Item in Indonesian
1	Saya berpikir akan menggunakan sistem ini lagi
2	Saya merasa sistem ini rumit untuk digunakan
3	Saya merasa sistem ini mudah untuk digunakan
4	Saya membutuhkan bantuan dari orang lain atau teknisi dalam menggunakan sistem
5	Saya merasa fitur-fitur sistem ini berjalan dengan semestinya
6	Saya merasa ada banyak hal yang tidak konsisten (tidak serasi) pada sistem ini
7	Saya merasa orang lain akan memahami cara menggunakan sistem ini dengan cepat
8	Saya merasa sistem ini membingungkan
9	Saya merasa tidak ada hambatan dalam menggunakan sistem ini
10	Saya perlu membiasakan diri terlebih dahulu sebelum menggunakan sistem ini

Hasil akhir kuesioner dapat dihitung melalui jawaban responden berupa skala *likert* yang tersedia dengan rentang 1 sampai 5. Setiap pertanyaan ganjil, jawaban yang diberikan oleh responden dikurangi dengan angka 1. Kemudian untuk setiap pertanyaan genap, angka 5 dikurangi dengan jawaban yang diberikan oleh responden. Selanjutnya, keseluruhan hasil tersebut dijumlahkan, lalu dikalikan dengan angka 2,5 agar nilai akhir berkisar antara rentang 0 sampai 100. Kesimpulan dari perhitungan tersebut akan berupa apakah *dashboard* dapat diterima atau tidak berdasarkan rentang nilai yang dapat dilihat pada Gambar 6 [16].



Gambar 6. Rentang Nilai Hasil SUS

## Hasil dan Pembahasan

### A. Hasil Pelabelan Data

Total data yang berhasil terkumpul sebanyak 741 data ulasan dengan rentang waktu tiga tahun terakhir atau dari tahun 2018 hingga 2021. Setelah melalui tahapan *preprocessing*, masih ditemukan pula beberapa data duplikat dan tidak relevan dengan tujuan penelitian. Seperti, ulasan yang hanya menggunakan emoji ataupun hanya berupa kata benda. Total data yang selanjutnya dapat dilakukan untuk proses penelitian adalah sebanyak 738 data ulasan.

Data ulasan kemudian dikelompokkan berdasarkan aspek-aspek yang memengaruhi kepuasan pelanggan. Sehingga satu teks ulasan dapat terbagi ke dalam beberapa aspek sesuai penjelasan pada Tabel 2. Sedangkan, untuk ulasan yang tidak termasuk ke dalam keempat aspek tersebut, maka

ulasan tersebut termasuk ke dalam aspek umum. Selanjutnya, dilakukan pelabelan menggunakan kamus *InSet Lexicon*. Rincian hasil pelabelan dapat dilihat pada Tabel 14.

Tabel 14. Rincian Hasil Pelabelan

Aspek	Positif	Negatif	Total
Makanan	394	34	428
Layanan	142	37	179
Lingkungan	515	16	531
Harga	204	28	232
Umum	52	3	55

#### B. Hasil Pengujian Klasifikasi

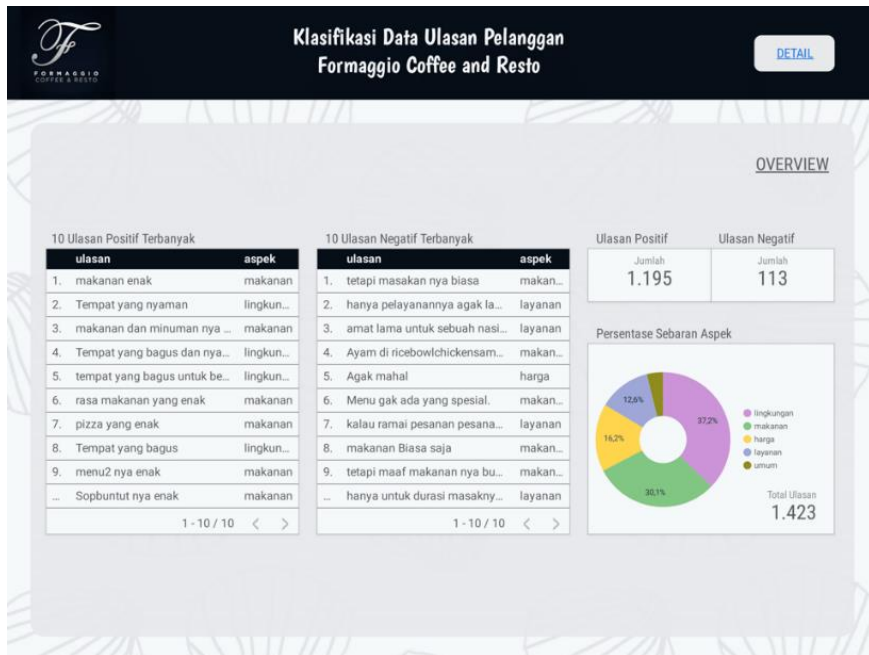
Hasil pengujian klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* berdasarkan data ulasan ditunjukkan pada Tabel 15. Diketahui bahwa aspek kualitas layanan memiliki performa paling baik dibandingkan aspek lainnya, dimana memiliki nilai *recall*, *precision*, dan *f1-score* yang lebih stabil. Dari nilai *recall* pada sentimen negatif dapat dikatakan bahwa sebesar 76% dari total 37 sentimen negatif pada aspek layanan yang berhasil diprediksi secara benar atau sekitar 28 sentimen negatif. Sedangkan, aspek umum memiliki performa yang kurang baik, dimana model tidak mampu melakukan prediksi pada sentimen negatif. Hal ini dikarenakan terdapat kondisi jumlah data yang jauh secara signifikan antara kelas positif dan negatif, dimana batas maksimal perbedaan jumlah data seharusnya hanya sebesar 40%. Sehingga model hanya mampu memprediksi kelas mayoritas dan tetap menghasilkan nilai akurasi yang tinggi. Meskipun demikian, berdasarkan nilai rata-rata secara keseluruhan dapat dikatakan bahwa model memiliki performa yang cukup baik ketika diimplementasikan pada data ulasan pelanggan.

Tabel 15. Hasil Pengujian Klasifikasi

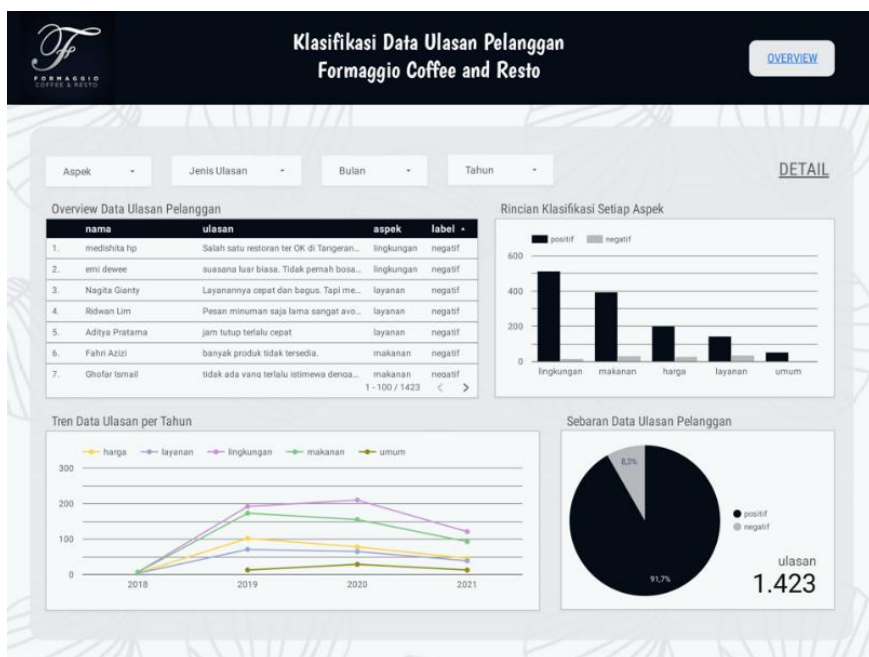
Aspek	Sentimen	Recall	Precision	F1-Score	Accuracy
Kualitas makanan	Positif	0,99	0,95	0,97	0,95
	Negatif	0,35	0,92	0,51	
	<b>Rata-rata</b>	<b>0,67</b>	<b>0,94</b>	<b>0,74</b>	
Kualitas layanan	Positif	1,00	0,94	0,97	0,95
	Negatif	0,76	1,00	0,86	
	<b>Rata-rata</b>	<b>0,88</b>	<b>0,97</b>	<b>0,92</b>	
Lingkungan	Positif	1,00	0,98	0,99	0,98
	Negatif	0,25	1,00	0,4	
	<b>Rata-rata</b>	<b>0,63</b>	<b>0,99</b>	<b>0,70</b>	
Harga	Positif	0,99	0,93	0,96	0,92
	Negatif	0,46	0,87	0,6	
	<b>Rata-rata</b>	<b>0,73</b>	<b>0,9</b>	<b>0,78</b>	
Umum	Positif	1,00	0,95	0,97	0,95
	Negatif	0	0	0	
	<b>Rata-rata</b>	<b>0,5</b>	<b>0,48</b>	<b>0,49</b>	
<b>Rata-rata seluruh aspek</b>		<b>0,68</b>	<b>0,85</b>	<b>0,72</b>	<b>0,95</b>

### C. Visualisasi *Dashboard*

Pembangunan *dashboard* dilakukan menggunakan Google Data Studio yang dapat diakses publik melalui tautan yang diberikan. Terdapat dua halaman, yaitu *overview* yang berisikan informasi keseluruhan dari hasil analisa. Halaman tersebut mencakup tabel ulasan terbanyak dan rincian jumlah masing-masing sentimen. Serta, halaman *detail* yang berisikan informasi lebih rinci dengan disediakan *filter* untuk membantu pengguna dalam menyesuaikan informasi yang dibutuhkan. *Filter* yang tersedia antara lain, aspek, jenis sentimen, bulan, dan tahun ulasan diberikan. Terdapat pula diagram garis untuk menggambarkan tren ulasan setiap tahun berdasarkan aspek. Gambar 7 merupakan tampilan pada halaman *overview* dan Gambar 8 pada halaman *detail*.



Gambar 7. Tampilan Halaman *Overview*



Gambar 8. Tampilan Halaman *Detail*

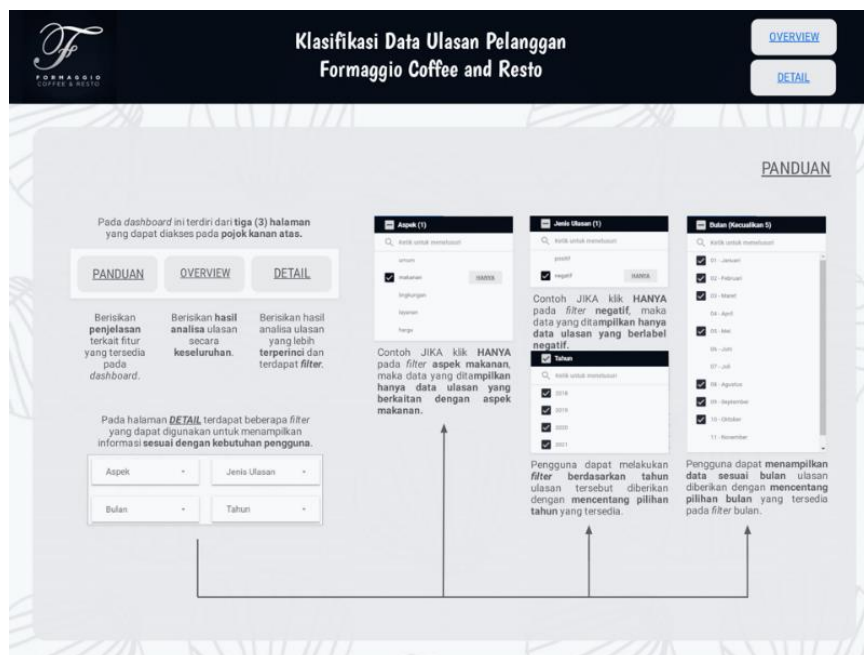
#### D. Analisis Hasil Pengujian *Usability*

Pengujian *usability* dilakukan terhadap *dashboard* guna mengetahui tingkat kemudahan pengguna dalam mengoperasikan *dashboard* dan menemukan informasi yang diinginkan. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 16. Berdasarkan tabel tersebut, didapatkan nilai akhir sebesar 67,5. Rentang nilai pada Gambar 6, dapat disimpulkan bahwa *dashboard* dapat diterima dengan baik meskipun berada pada *grade* "D". Dengan demikian, maka analisis ulasan pelanggan menggunakan *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dengan *Lexicon-Based* dan TF-IDF pada Formaggio Coffee and Resto memberikan kemudahan pengguna dalam mengoperasikan Sistem dan menemukan informasi yang diinginkan.

Tabel 16. Perhitungan Hasil Pengujian *Usability*

Pertanyaan	Jawaban	Nilai Kontribusi
P1	4	4-1 = 3
P2	2	5-2 = 3
P3	3	3-1 = 2
P4	3	5-3 = 2
P5	4	4-1 = 3
P6	2	5-2 = 3
P7	4	4-1 = 3
P8	2	5-2 = 3
P9	4	4-1 = 3
P10	3	5-3 = 2
<b>Total</b>		27
<b>Nilai Akhir (Total * 2,5)</b>		67,5

Pada saat dianalisa lebih lanjut, diketahui bahwa pengguna merasa *dashboard* sulit digunakan dan membutuhkan bantuan dari pihak lain dalam mengoperasikannya. Untuk mengatasi pengguna yang merasa *dashboard* sulit digunakan, peneliti membangun halaman panduan seperti pada Gambar 9 guna mempermudah pengguna dalam memahami fitur yang tersedia pada *dashboard*.



Gambar 9. Halaman Panduan

## Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, proses pelabelan sentimen positif dan negatif dapat dilakukan dengan menggunakan kamus *Indonesian Sentiment Lexicon (InSet Lexicon)* guna mengurangi subjektivitas. Didapatkan hasil sesuai pada Tabel 14. Namun, masih terdapat hasil pelabelan yang tidak sesuai dengan label seharusnya. Diharapkan penelitian selanjutnya mampu membangun kamus leksikon dengan mengatasi ambiguitas sentimen berdasarkan konotasi sebuah *term* di dalam satu kalimat. Metode klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* pun dapat dikombinasikan dengan fitur *Lexicon-Based* dan TF-IDF, dimana diketahui nilai rata-rata dari keseluruhan aspek sesuai pada Tabel 15. Meskipun demikian, model belum mampu memprediksi kelas secara tepat karena terdapat kondisi tidak seimbang antara kelas positif dan negatif. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya dapat mengambil data ulasan dari sumber lain dengan topik serupa tanpa terbatas pada satu objek penelitian. Sehingga model dapat bekerja lebih baik. Guna mempermudah dalam memahami analisis hasil penelitian, dapat dibangun sebuah *dashboard*. Berisikan informasi terkait ulasan terbanyak, sebaran data pada setiap sentimen dan aspek, serta tren ulasan setiap tahunnya. Pengujian *usability dashboard* mendapatkan nilai akhir sebesar 67,5 yang dapat dikatakan bahwa *dashboard* diterima dengan baik oleh pihak Formaggio Coffee and Resto Tangerang.

## Ucapan Terima Kasih

Keberhasilan penelitian ini didukung oleh beberapa pihak yang ikut terlibat di dalamnya. Peneliti mengucapkan terima kasih kepada Bapak Egi Prasatya dan Ibu Izzati Khoirina, M.Pd yang telah bekerja sama untuk memenuhi kebutuhan penelitian. Serta, kepada Bapak Nanang Yudi Setiawan, S.T., M.Kom. dan Bapak Fitra Abdurrachman Bachtiar, S.T., M.Eng. yang telah membimbing peneliti selama proses penelitian.

## Daftar Pustaka

- [1] T. Tariq, "Identifikasi Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Minat Berkunjung Ke Oliver Cafe, Jakarta," *Jurnal Interaksi: Jurnal Ilmu Komunikasi*, vol. 4, no. 1, pp. 41–49, 2020, doi: 10.30596/interaksi.v4i1.3735.
- [2] B. P. S. K. Tangerang, "Jumlah rumah makan / restoran menurut kecamatan di kota bekasi," no. 1. p. 2507, 2020.
- [3] F. Buttle, *Customer Relation Management, Concept and Technologies, Second Edition*, no. 1. 2008.
- [4] Supriyati, A. S. Gumilar, S. D. A. Hendarsyah, S. C. Ulfah, and C. N. Albar, "Sistem Informasi Konsultasi Desain dan Dekorasi Taman Berbasis Website," *IJIS – Indonesian Journal On Information System*, vol. 6, no. 2, 2021.
- [5] Supriyati, R. S. Bahri, and E. Komarudin, "Computerized of International Financial Report Standard for Good Governance in Small Medium Enterprises," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, vol. 662, no. 5, doi: 10.1088/1757-899X/662/5/052009.
- [6] S. Supriyati and D. Rizky, "Model Perancangan Sistem Informasi Akuntansi Budidaya Perikanan Berbasis SAK EMKM dan Android," *@is The Best: Accounting Information Systems and Information Technology Business Enterprise*, vol. 3, no. 2, pp. 301–315, 2018, doi: 10.34010/aisthebest.v3i2.1526.
- [7] D. Ekawati and M. L. Khodra, "Aspect-based sentiment analysis for Indonesian restaurant reviews," *Proceedings - 2017 International Conference on Advanced Informatics: Concepts, Theory and Applications, ICAICTA 2017*, pp. 4–9, 2017, doi: 10.1109/ICAICTA.2017.8090963.
- [8] O. Sharif, M. M. Hoque, and E. Hossain, "Sentiment Analysis of Bengali Texts on Online Restaurant Reviews Using Multinomial Naïve Bayes," *1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology 2019, ICASERT 2019*, vol. 2019, no. Icasert, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/ICASERT.2019.8934655.

- [9] M. Lailiyah, S. Sumpeno, and I. K. E. Purnama, "Sentiment Analysis of Public Complaints Using Lexical Resources Between Indonesian Sentiment Lexicon and Sentiwordnet," pp. 307–312, 2017.
- [10] W. P. Ali, Y. Sibaroni, and S. Si, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kinerja Presiden Indonesia Dalam Aspek Ekonomi , Kesehatan , dan Pembangunan Berdasarkan Opini dari Twitter," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 6, no. 2, pp. 8637–8649, 2019.
- [11] C. B. Dewa, "Pengaruh Kualitas Restoran Terhadap Kepuasan Pelanggan Cengkir Heritage Resto And Coffe," *Khasanah Ilmu - Jurnal Parwisata Dan Budaya*, vol. 10, no. 1, 2019, doi: 10.31294/khi.v10i1.5639.
- [12] E. Fernandes, S. Moro, P. Cortez, F. Batista, and R. Ribeiro, "A data-driven approach to measure restaurant performance by combining online reviews with historical sales data," *International Journal of Hospitality Management*, vol. 94, no. March 2020, 2021, doi: 10.1016/j.ijhm.2020.102830.
- [13] D. E. Cahyani and K. A. P. Nuzry, "Trending Topic Classification for Single-Label Using Multinomial Naive Bayes (MNB) and Multi-Label Using K-Nearest Neighbors (KNN)," in *2019 4th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 2019, pp. 547–552, doi: 10.1109/ICITISEE48480.2019.9003944.
- [14] F. Gorunescu, *Data Mining : Concepts, Models, and Techniques*. 2011.
- [15] Z. Sharfina and H. B. Santoso, "An Indonesian Adaptation of the E-Learning Usability Scale," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1566, no. 1, 2016, doi: 10.1088/1742-6596/1566/1/012051.
- [16] A. Bangor, T. Staff, P. Kortum, J. Miller, and T. Staff, "Determining what individual SUS scores mean: adding an adjective rating scale," *Journal of usability studies*, vol. 4, no. 3, pp. 114–123, 2009.