

Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan menggunakan Algoritma *Naive Bayes* dan *Logistic Regression*

Faris Izzuddin Daffa^{*}, Abhyasa Danu Brata, Dewa Angga Fajar Adji Pangestu

Informatika, Universitas Sebelas Maret, Surakarta

^{*}farisdaffa@student.uns.ac.id

Abstrak— Ulasan pelanggan dapat digunakan untuk menggali preferensi konsumen dan memberikan panduan untuk perbaikan produk. Dengan ketersediaan data ulasan pelanggan yang melimpah, penting untuk mendapatkan wawasan yang berharga dari data ini guna meningkatkan kepuasan pelanggan. Penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi produsen untuk memahami kepuasan pelanggan, meningkatkan kualitas produk, dan mengambil tindakan yang sesuai berdasarkan sentimen yang diungkapkan dalam ulasan. Metode yang diterapkan dalam penelitian ini dengan penggunaan *Naive Bayes* dan *Logistic Regression* sebagai algoritma klasifikasi sentimen. Dengan penerapan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency*, dilakukan ekstraksi fitur untuk mengidentifikasi kata-kata yang memiliki tingkat penting yang tinggi dalam ulasan tersebut. Dalam penelitian ini, ditemukan bahwa setelah dilakukan *balancing* data dengan menggunakan metode *Synthetic Minority Over-sampling Technique*, akurasi dari kedua metode, yaitu *Naive Bayes* dan *Logistic Regression*, mengalami peningkatan yang sebelum dilakukan *balancing*, metode *Naive Bayes* mencapai akurasi sebesar 87,14%, yang meningkat menjadi 92,31 setelah dilakukan *balancing* data. Sementara itu, *Logistic Regression* mencapai akurasi sebesar 93,77%, yang meningkat menjadi 94,56% setelah dilakukan *balancing* data. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kedua metode, *Naive Bayes* dan *Logistic Regression*, efektif dalam mengklasifikasikan ulasan pelanggan ke dalam kategori sentimen positif dan negatif. Penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi produsen es krim Ben & Jerry dalam memahami persepsi pelanggan terhadap produk mereka dan mengidentifikasi area-area yang perlu diperbaiki untuk meningkatkan kualitas produk dan kepuasan pelanggan.

Kata Kunci—Sentimen; Ulasan; Pelanggan; *Naive Bayes*; *Logistic Regression*

DOI: 10.22441/jitkom.v9i2.003

Article History:

Received: June 18, 2023

Revised: January 17, 2025

Accepted: July 12, 2025

Published: July 26, 2025

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi internet membuat setiap orang dapat dengan mudah membuat konten secara online dan dapat membagikan informasi dengan cepat, seperti pada situs ulasan dan media sosial. Perusahaan dapat memanfaatkan situs-situs konten yang dibuat oleh pengguna (*user generated content*) untuk memberikan ulasan tentang produk atau layanan mereka sebagai sumber data yang berharga. Aktivitas penggalian data dari situs-situs tersebut dapat menjadi wawasan penting dan bermanfaat bagi perusahaan [1]. Prosedur umum dalam penggalian data terdiri dari beberapa siklus yaitu tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan data, analisis data, dan penemuan pengetahuan atau prediksi informasi. Penggalian data dapat digunakan dalam berbagai aplikasi seperti layanan kesehatan, manufaktur, deteksi penipuan, sistem deteksi intrusi, sistem keuangan, *e-commerce*, bioinformatika, analisis penelitian, prediksi perilaku pembelian pelanggan, dan lain sebagainya [2].

Pertumbuhan konten buatan pengguna (*user generated content*) yang cepat seperti ulasan produk, kepuasan pelanggan, dan preferensi pengguna berubah menjadi sumber penting untuk inteligensi bisnis dan pemasaran. Ulasan pelanggan ini

menjadi hal yang sangat penting bagi produsen produk, penyedia layanan, dan pengguna langsung (*end-user*) untuk memahami opini publik dan membuat keputusan yang konkret [3].

Meskipun setiap perusahaan industri memiliki sejumlah tantangan yang dihadapi seperti banyaknya pesaing di sektor-sektor yang sama, terutama dalam industri Makanan dan Minuman (F&B), sektor manufaktur harus terus meningkatkan kualitas layanannya. Peningkatan mutu layanan mengacu pada kemampuan suatu proses untuk menghasilkan produk atau layanan sesuai dengan spesifikasi yang diinginkan oleh pelanggan. Namun, terkadang terjadi situasi di mana produk yang dihasilkan tidak memenuhi harapan pelanggan ketika diserahkan kepada mereka [4].

Kepuasan pelanggan adalah konsep kunci dalam pemasaran dan manajemen layanan [5]. Terdapat beberapa teori yang terkait dengan kepuasan pelanggan. Dalam literatur sebelumnya, terdapat penelitian yang menggunakan teori harapan-keketidaksesuaian, teori ekuitas, teori atribusi, teori disonansi, dan teori kontras dalam mempelajari kepuasan pelanggan. Sebelum membeli suatu produk atau layanan, pelanggan memiliki harapan kualitas terkait produk atau

layanan tersebut. Setelah melakukan pembelian, mereka akan membandingkan persepsi aktual dengan harapan yang mereka miliki. Jika kualitas aktual lebih baik daripada harapan, maka terjadi ketidaksesuaian tetapi dalam hal positif. Jika kualitas aktual sama dengan harapan, tidak ada ketidaksesuaian harapan yang terjadi. Namun, jika kualitas aktual lebih rendah daripada harapan, maka terjadi ketidaksesuaian dalam hal negatif [6].

Analisis Sentimen merupakan salah satu cabang studi di bidang komputasi dengan tujuan mengidentifikasi dan mengkategorikan opini dalam sebuah teks untuk mengetahui suasana hati dan relevansi untuk mempelajari sikap penggunaan dalam domain tertentu [7]. Analisis sentimen merupakan kombinasi dari kecerdasan manusia dan kecerdasan elektronik dalam menambang teks dan mengklasifikasikan sentimen pengguna [8].

Fokus utama dalam penelitian ini adalah pada pendekatan identifikasi sentimen berdasarkan ulasan pelanggan terhadap merek makanan dan minuman, khususnya pada produk es krim. Tujuan utamanya adalah mengklasifikasikan konten ulasan sebagai positif, negatif, atau netral. Dengan demikian, dapat dihasilkan secara otomatis sebuah sistem untuk mendeteksi informasi subjektif yang terdapat dalam teks, mengidentifikasi polaritas sentimen yang terkandung, dan memperkirakan tingkat kekuatan sentimen yang diungkapkan seseorang.

II. LITERATURE REVIEW

Beberapa penelitian terkait yang mempunyai masalah analisis sentimen terhadap ulasan pengguna sudah banyak dilakukan. Seperti pada penelitian yang dilakukan oleh (Laksono et al., 2019) terhadap ulasan pelanggan restoran di TripAdvisor yang menjelaskan bahwa kepuasan pelanggan memiliki peranan penting dalam layanan pelanggan, dan saat ini banyak pelanggan yang memberikan ulasan di media online seperti TripAdvisor. Bisnis makanan dan minuman seperti restoran membutuhkan perhatian lebih dalam pelayanan kepada konsumen dengan cara terus-menerus meningkatkan layanan kepada pelanggan [9].

Penelitian lainnya yang juga dalam bidang analisis sentimen juga dilakukan oleh (Dhanalakshmi et al., 2023) dengan tujuan untuk membandingkan efektivitas dua pendekatan dalam menganalisis sentimen: VADER dan regresi logistik. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa *Logistic Regression* memiliki performa yang lebih baik daripada VADER, dengan mencapai akurasi 79%. Hasil ini menyarankan bahwa regresi logistik mungkin menjadi pendekatan yang lebih efektif untuk analisis sentimen [10].

Selain itu, pendekatan dalam analisis sentimen tidak hanya terbatas pada metode lexicon-based, tetapi juga dapat melibatkan pendekatan berbasis machine learning. Seperti penelitian yang dilakukan oleh (Weicong Guo, 2022) menyoroti bahwa pentingnya analisis sentimen dalam membantu masyarakat memahami tren opini publik yang terungkap dalam platform jejaring sosial dengan menggunakan dua klasifikasi yaitu *Naive Bayes* dan *Logistic Regression*. Penelitian tersebut menunjukkan *Logistic Regression* memberikan akurasi yang lebih tinggi sebesar 3,572%, presisi yang lebih tinggi sebesar 6,632%, dan recall yang lebih tinggi sebesar 2,81% dibandingkan dengan *Naive Bayes* [11].

III. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini, digunakan berbagai metode serta tahapan penelitian yang dijabarkan dalam beberapa poin sebagai berikut:

A. Persiapan Dataset

Pada penelitian ini, dibutuhkan dataset berkaitan dengan Customer Review pada *Food & Beverage* yang akan diolah menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes* dan *Logistic Regression*. Dataset yang digunakan dalam project ini bersifat open-source yang dapat diakses pada <https://www.kaggle.com/datasets/tysonpo/ice-cream-dataset>.

Dataset dipisah menjadi dua yaitu *product name* yang terlihat pada gambar 1, dan *product review* yang terlihat pada gambar 2.

key	name
0_0_bj	Salted Caramel Core
1_1_bj	NetfliX & Chill'd™
2_2_bj	Chip Happens
3_3_bj	Cannoli
4_4_bj	Gimme S'more!™
5_5_bj	Peanut Butter Half Baked®
6_6_bj	Berry Sweet Mascarpone
7_7_bj	Chocolate Peanut Butter Split
8_8_bj	Justice ReMix'd™
9_9_bj	Boots on the Moooo'n™

Gambar 1. Dataset Product Name

	key	product_name	stars	com_titletext	b_star	b_score
1	0_bj	Salted Caramel Core	5	I'm OBSESSED with this pint! I decided to try ...	1.0	0.9442
3	0_bj	Salted Caramel Core	5	Obsessed!!! Why are people complaining about t...	1.0	0.9270
4	0_bj	Salted Caramel Core	1	Worst Ice Cream Ever! This ice cream is worst ...	0.0	-0.7210
5	0_bj	Salted Caramel Core	2	Way Too Salty I bought this last night to go w...	0.0	-0.8834
8	0_bj	Salted Caramel Core	2	Could be better. I LOVE caramel, so much so th...	0.0	0.9550
...	...	...	...	...	...	...
7938	56_bj	Peanut Butter Fudge Core	5	Peanut butter fudge heaven Oh man I use to be ...	1.0	0.9049
7939	56_bj	Peanut Butter Fudge Core	5	The best Chocolate Ice Cream Combo This is the...	1.0	0.8070
7940	56_bj	Peanut Butter Fudge Core	5	PERFECT!! This is the best pint of ice cream I...	1.0	0.9552
7941	56_bj	Peanut Butter Fudge Core	5	My favorite! This is my favorite ice cream eve...	1.0	0.8350
7942	56_bj	Peanut Butter Fudge Core	5	The Best This is my favorite flavor...I can ju...	1.0	0.8904

7536 rows x 6 columns

7536 rows x 6 columns

Gambar 2. Dataset Product Review

B. Preprocessing Dataset

Ulasan pelanggan secara umum berbentuk data teks. Data ini memiliki sifat yang tidak terstruktur yang biasanya terdapat *noise* seperti kesalahan penulisan kata, simbol. Tahapan *preprocessing* bertujuan untuk membersihkan kata-kata yang redundan sehingga dapat mengurangi ukuran dimensi dari dataset, serta mempersiapkan dataset agar mudah untuk diproses pada tahap selanjutnya [12]. Dalam penelitian ini, digunakan beberapa teknik *preprocessing* seperti

1. *Case folding* dilakukan untuk memastikan konsistensi dari seluruh kata dalam teks dengan cara mengubah seluruh kata dalam teks menjadi huruf kecil.

2. Cleaning dilakukan untuk membersihkan penggunaan huruf dan simbol berlebih dengan cara memperbaiki kontraksi, menghapus pengulangan kata dan tanda baca berlebih.
3. *Stopwords removal* bertujuan untuk mengurangi kata yang kurang penting dan memperkecil dimensi dataset dengan cara menghapus *stopwords*.
4. *Tokenization* bertujuan untuk memisahkan teks atau kalimat menjadi kata-kata individu.
5. *Stemming* bertujuan untuk mengubah kata-kata dalam teks menjadi bentuk dasar.

C. Feature Extraction

Ekstraksi fitur dilakukan agar algoritma dapat mengenali lebih baik hubungan antara setiap kata dalam teks yang diberikan. Dalam penelitian ini, diterapkan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* atau TF-IDF sebagai teknik untuk melakukan proses ekstraksi fitur dari data teks yang telah dikumpulkan. TF-IDF akan memberikan hasil berupa representasi numerik yang berisi bobot kata-kata dari teks yang diberikan. Bobot ini diukur berdasarkan pentingnya kata-kata tersebut dalam seluruh teks [13]. Dengan bobot ini TF-IDF dapat mengenali kata-kata yang memiliki pengaruh signifikan terhadap teks tersebut dari kata-kata yang lebih umum atau kurang informatif.

D. Balancing Dataset

Terjadi ketidakseimbangan data pada dataset yang digunakan dalam penelitian ini, dengan jumlah sampel dalam satu kategori (kategori negatif) dengan total 1135 ulasan, jauh lebih sedikit dibandingkan dengan kategori positif yang berjumlah 6401 ulasan. Ketidakseimbangan ini dapat mempengaruhi kinerja model dan mendistorsi hasil peramalan. Dalam studi ini, digunakan metode oversampling dengan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* atau SMOTE, di mana ukuran sampel di kelas minoritas ditingkatkan untuk mencapai keseimbangan dengan kelas mayoritas.

E. Implementasi Code

Terdapat beberapa implementasi metode yang digunakan dalam mengolah data ulasan pengguna untuk analisis sentimen. Selain metode, dibutuhkan juga beberapa perangkat yang mendukung implementasi kode yang dijabarkan dalam poin-poin sebagai berikut:

Machine Learning

Machine Learning adalah salah satu teknik yang paling penting dan sukses dalam ilmu komputer yang dapat diterapkan pada berbagai permasalahan menarik bagi manusia [14]. Machine Learning merupakan bentuk artificial intelligence yang mengutamakan pengembangan program komputer yang mampu beradaptasi terhadap data baru. Metode ini menggunakan model komputer serta informasi yang diperoleh dari data masa lalu dan sebelumnya guna mendukung proses klasifikasi, prediksi, dan deteksi [15].

Multinomial Naive Bayes

Metode Naïve Bayes merupakan sebuah algoritma yang dipergunakan untuk mengidentifikasi probabilitas maksimum serta mengelompokkan data uji ke dalam kategori yang paling

relevan. Salah satu variasi algoritma tersebut, yaitu *Multinomial Naive Bayes*, telah diterapkan dalam berbagai penelitian terkait model klasifikasi menggunakan dokumen teks. Algoritma *Multinomial Naive Bayes* sangat cocok untuk mengklasifikasikan data berdasarkan minat pengguna, terutama dalam konteks opini publik [16].

Logistic Regression

Logistic Regression merupakan suatu teknik analisis data yang diterapkan untuk mengidentifikasi korelasi antara variabel respons (y) yang memiliki dua atau lebih kategori yaitu dikotomis atau polikotomis, dengan satu atau lebih variabel prediktor (x) yang diukur pada skala atau rentang yang kontinu. Salah satu asumsi penting yang harus terpenuhi dalam analisis *Logistic Regression* adalah tidak adanya multikolinearitas, yaitu adanya hubungan linier yang kuat antara variabel prediktor yang dapat menyebabkan masalah dalam estimasi koefisien [17].

Synthetic Minority Over-sampling Technique

Metode SMOTE adalah sebuah algoritma *over-sampling* klasik yang digunakan dalam kelas tidak seimbang untuk menghasilkan sampel minoritas sintetis. Algoritma ini merupakan sebuah peningkatan dari *over-sampling* acak, namun tidak sekadar replikasi sederhana dari oversampling acak tersebut. Metode SMOTE bekerja dengan mensintesis sampel baru secara manual melalui interpolasi linear antara sampel-sampel minoritas, dan menambahkan sampel minoritas sintetis tersebut untuk menjaga keseimbangan *dataset*, sehingga membantu mengurangi masalah *overfitting* yang sering terjadi pada *over-sampling* acak [18].

IV. HASIL DAN ANALISA

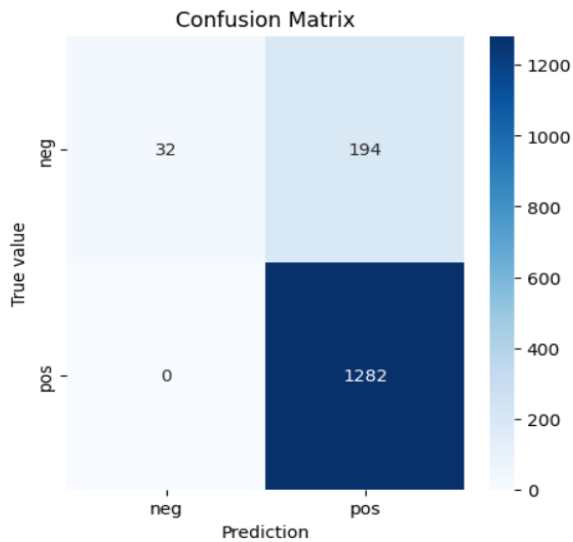
Pada penelitian ini hasil diperoleh setelah melakukan pembersihan data, ekstraksi fitur implementasi algoritma *Multinomial Naive Bayes* dan *Logistic Regression*, kemudian dilakukan juga *balancing* pada setiap *testing* yang dilakukan. Implementasi dari metode yang digunakan dalam penelitian ini dapat diakses melalui *repository Github* berikut <https://github.com/notquarks/sentiment-analysis-customer-review>.

A. Sebelum Balancing Data

Berikut adalah hasil implementasi sebelum dilakukan *balancing* data:

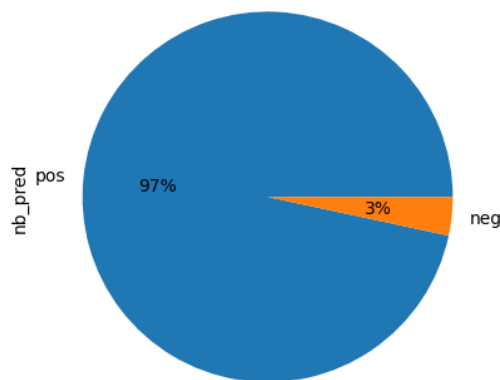
Naive Bayes

Hasil dengan metode *Naive Bayes* sebelum dilakukan *Balancing* Data yaitu berupa *Confusion Matrix*, *Sentiment Distribution*, perbandingan *Top Five Ice Cream* dan *Bottom Five Ice Cream* dengan dilakukan analisis sentimen. Hasil tersebut dapat ditemukan pada urutan gambar 3, gambar 4, dan gambar 5.

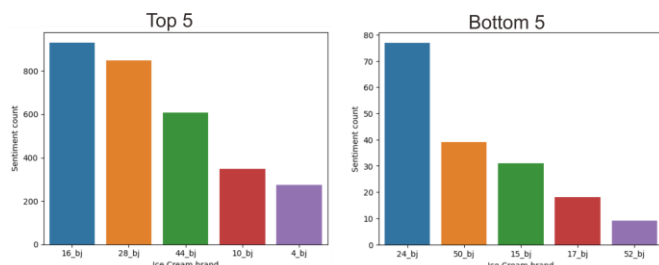


Gambar 3. *Confusion Matrix* pada *Naive Bayes* sebelum *Balancing Data*

Sentiment distribution Naive Bayes Pie Chart



Gambar 4. Hasil Distribusi Sentimen Menggunakan *Naive Bayes* Sebelum *Balancing Data*



Gambar 5. Hasil Top 5 dan Bottom 5 Produk Menggunakan *Naive Bayes* Sebelum *Balancing Data*

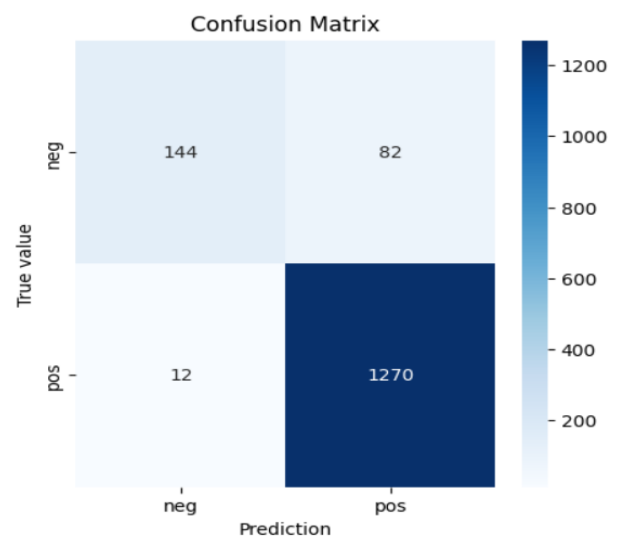
Output secara keseluruhan dengan metode *Multinomial Naive Bayes* sebelum dilakukan *balancing data* dapat dilihat pada Gambar 6 berupa metrik evaluasi kinerja model, yang menunjukkan hasil yaitu tingkat akurasi 87%, presisi 88%, recall 57%, dan F1-score 58%.

MNB Model Accuracy Before Balancing: 87.14%				
	precision	recall	f1-score	support
0.0	1.000	0.142	0.248	226
1.0	0.869	1.000	0.930	1282
accuracy			0.871	1508
macro avg	0.934	0.571	0.589	1508
weighted avg	0.888	0.871	0.828	1508

Gambar 6. Metrik evaluasi dengan *Multinomial Naive Bayes* sebelum *Balancing Data*

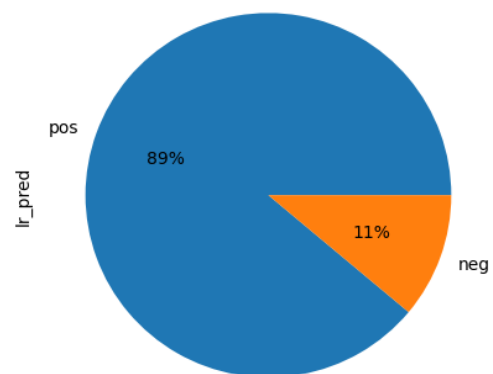
Logistic Regression

Hasil dengan metode *Logistic Regression* sebelum dilakukan *Balancing Data* yaitu berupa *Confusion Matrix*, *Sentiment Distribution*, perbandingan *Top Five Ice Cream* dan *Bottom Five Ice Cream* dengan dilakukan analisis sentimen. Hasil tersebut dapat ditemukan pada urutan gambar 7, gambar 8, dan gambar 9.

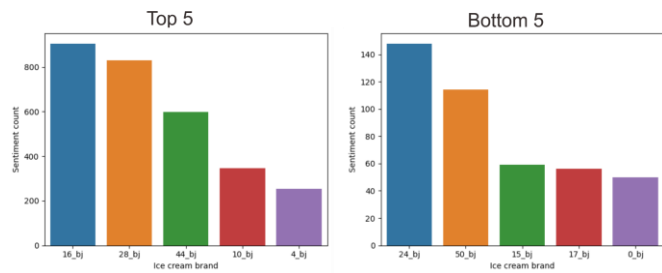


Gambar 7. *Confusion Matrix* pada *Logistic Regression* sebelum *Balancing Data*

Sentiment distribution LR Pie Chart



Gambar 8. Hasil Distribusi Sentimen Menggunakan *Logistic Regression* Sebelum *Balancing Data*



Gambar 9. Hasil Top 5 dan Bottom 5 Produk Menggunakan *Logistic Regression* Sebelum *Balancing Data*

Output secara keseluruhan dengan metode *Logistic Regression* sebelum dilakukan *balancing data* dapat dilihat pada Gambar 10 berupa metrik evaluasi kinerja model, yang memperlihatkan hasil yang memuaskan dengan tingkat akurasi mencapai 93%, presisi 93%, recall 81%, dan F1-score 85%.

LR Model Accuracy Before Balancing: 93.77%				
	precision	recall	f1-score	support
0.0	0.923	0.637	0.754	226
1.0	0.939	0.991	0.964	1282
accuracy			0.938	1508
macro avg	0.931	0.814	0.859	1508
weighted avg	0.937	0.938	0.933	1508

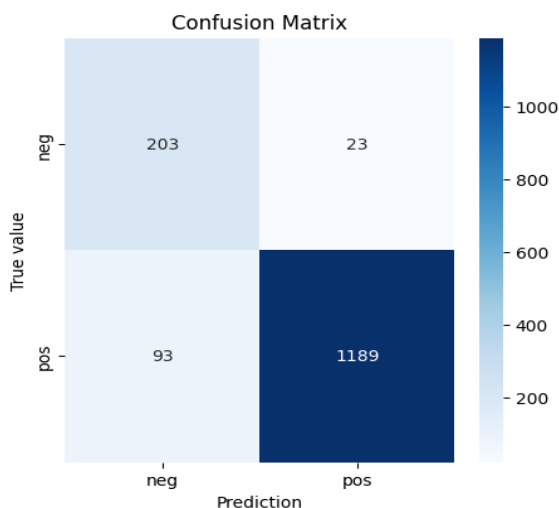
Gambar 10. Metrik evaluasi dengan *Logistic Regression* sebelum *Balancing Data*

B. Setelah *Balancing Data*

Berikut adalah hasil implementasi setelah dilakukan *balancing data*:

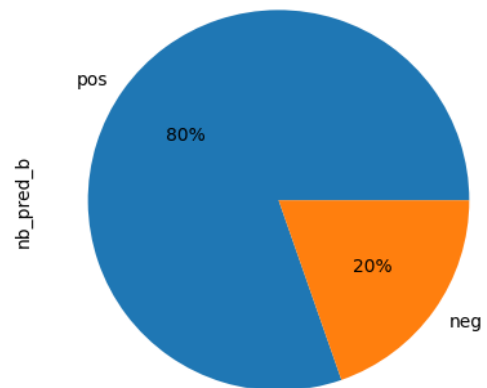
Naive Bayes

Hasil dengan metode *Naive Bayes* setelah dilakukan *Balancing Data* yaitu berupa *Confusion Matrix*, *Sentiment Distribution*, perbandingan *Top Five Ice Cream* dan *Bottom Five Ice Cream* dengan dilakukan analisis sentimen. Hasil tersebut dapat ditemukan pada gambar 11, gambar 12, dan gambar 13.

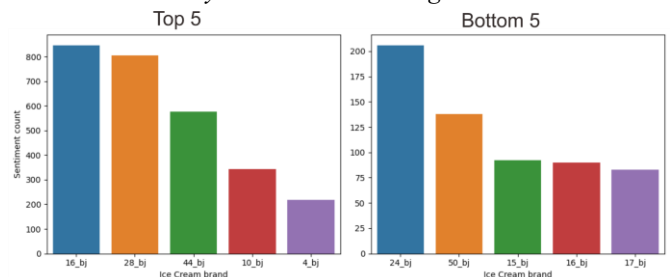


Gambar 11. *Confusion Matrix* pada *Naive Bayes* setelah *Balancing Data*

Sentiment distribution Naive Bayes Pie Chart



Gambar 12. Hasil Distribusi Sentimen Menggunakan *Naive Bayes* Setelah *Balancing Data*



Gambar 13. Hasil Top 5 dan Bottom 5 Produk Menggunakan *Naive Bayes* Setelah *Balancing Data*

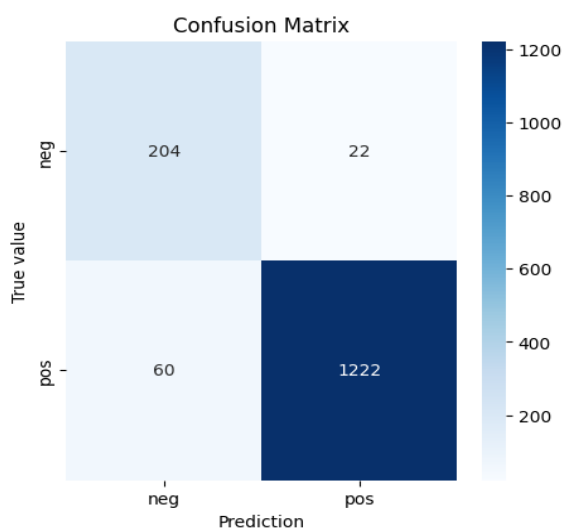
Output secara keseluruhan dengan metode *Multinomial Naive Bayes* setelah dilakukan *balancing data* dapat dilihat pada Gambar 14 berupa metrik evaluasi kinerja model, yang menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan sebelum dilakukan *balancing data* dengan tingkat akurasi 92%, presisi 93%, recall 91%, dan F1-score 86%.

MNB Model Accuracy After Balancing: 92.37%				
	precision	recall	f1-score	support
0.0	0.688	0.898	0.779	226
1.0	0.981	0.928	0.954	1282
accuracy			0.924	1508
macro avg	0.835	0.913	0.867	1508
weighted avg	0.937	0.924	0.928	1508

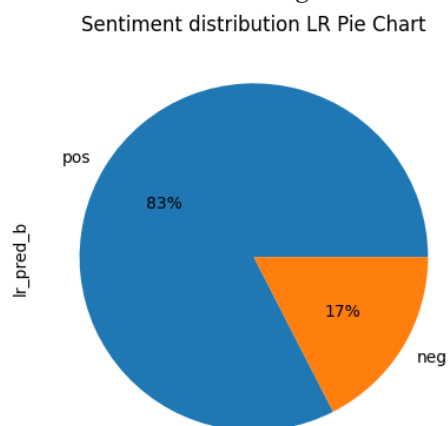
Gambar 14. Metrik evaluasi dengan *Multinomial Naive Bayes* setelah *Balancing Data*

Logistic Regression

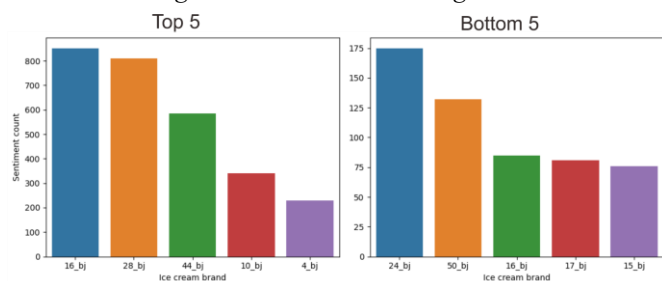
Hasil dengan metode *Logistic Regression* setelah dilakukan *Balancing Data* yaitu berupa *Confusion Matrix*, *Sentiment Distribution*, perbandingan *Top Five Ice Cream* dan *Bottom Five Ice Cream* dengan dilakukan analisis sentimen. Hasil tersebut dapat ditemukan pada urutan gambar 15, gambar 16, dan gambar 17.



Gambar 15. *Confusion Matrix* pada Logistic Regression setelah *Balancing Data*



Gambar 16. Hasil Distribusi Sentimen Menggunakan *Logistic Regression* Setelah *Balancing Data*



Gambar 17. Hasil Top 5 dan Bottom 5 Produk Menggunakan *Logistic Regression* Sebelum *Balancing Data*

Output secara keseluruhan dengan metode *Logistic Regression* setelah dilakukan *balancing data* dapat dilihat pada Gambar 18 berupa metrik evaluasi kinerja model, yang menunjukkan hasil yang paling baik dengan tingkat akurasi 93%, presisi 94%, recall 92%, dan F1-score 89%.

LR Model Accuracy After Balancing: 93.97%				
	precision	recall	f1-score	support
0.0	0.749	0.898	0.817	226
1.0	0.981	0.947	0.964	1282
accuracy			0.940	1508
macro avg	0.865	0.923	0.890	1508
weighted avg	0.947	0.940	0.942	1508

Gambar 18. Metrik evaluasi dengan *Logistic Regression* setelah *Balancing Data*

V. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilaksanakan tentang analisis sentimen terhadap ulasan produk es krim *Ben & Jerry* oleh pelanggan dengan menggunakan metode *Naive Bayes* dan *Logistic Regression*, menunjukkan bahwa metode *Naive Bayes* mendapatkan akurasi sebesar 87,14% dan metode *Logistic Regression* mencapai akurasi sebesar 93,77%. Dengan dilakukannya *balancing data* menggunakan metode *oversampling*, akurasi pada kedua metode tersebut meningkat dengan akurasi pada metode *Naive Bayes* meningkat menjadi 93,77% dan akurasi pada metode *Logistic Regression* meningkat menjadi 94,56%. Dalam klasifikasi sentimen, penting untuk memperhatikan dan mengatasi ketidakseimbangan jumlah sampel antara sentimen positif dan negatif. Ketidakseimbangan ini dapat menyebabkan bias dalam hasil analisis, di mana model cenderung mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori mayoritas.

Hasil dari analisis sentimen yang dilakukan mayoritas pelanggan memiliki sentimen positif terhadap produk es krim *Ben & Jerry*. Hal ini mengindikasikan bahwa mayoritas pelanggan puas dengan kualitas produk yang diberikan. Dengan produk yang paling disukai adalah "*Chocolate Chip Cookie Dough*". Di sisi lain, produk yang paling tidak disukai adalah "*Coffee Toffee Bar Crunch*". Informasi ini dapat membantu bagi produsen untuk memahami preferensi dan harapan pelanggan dalam meningkatkan kualitas dan inovasi produk.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. K. Sari, A. Alamsyah, and S. Wibowo, "Measuring e-Commerce service quality from online customer review using sentiment analysis," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 971, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/971/1/012053>
- [2] E. Manohar, P. Jenifer, M. S. Nisha and B. Benita, "A Collective Data Mining Approach to Predict Customer Behavior," *2021 Third International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV)*, pp. 1310-1316, 2021. DOI: 10.1109/ICICV50876.2021.9388558.
- [3] A. Bagheri, M. Saraee, F. D. Jong, "Care more about customers: unsupervised domain-independent aspect detection for sentiment analysis of customer reviews," *Knowledge Based System*, vol. 52, pp. 201-213, 2013.
- [4] A. H. A. Rasib, M. Musazzali, R. Abdullah, H. Boejang, H. Hanizam, Z. F. M. Rafaai, "Process Capability Study for Improvement of Product Reliability at Food and Beverage Industry," *Journal of Engineering Science and Technology*, vol. 18, no. 1, pp. 357 - 375, 2023.
- [5] I. P. Tussyadiah, "Factors of satisfaction and intention to use peer-to-peer accommodation," *International Journal of Hospitality Management*, vol. 55, pp. 70–80, May 2016, DOI: 10.1016/j.ijhm.2016.03.005
- [6] M. Li, Y. Ma and P. Cao, "Revealing Customer Satisfaction With Hotels Through Multi-Site Online Reviews: A Method Based on the Evidence

- Theory,” in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 225226-225239, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3044252
- [7] A. Kumar, and T. M. Sebastian, “Sentiment Analysis: A Perspective on its Past, Present and Future,” *International Journal Intelligent Systems and Applications*, vol. 4, no 10, pp. 1-14, 2012.
- [8] A. Kaur, and V. Gupta, “A Survey on Sentiment Analysis and Opinion Mining Techniques,” *Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence*, vol. 5, no. 4, pp. 367-371, 2013.
- [9] R. A. Laksono, K. R. Sungkono, R. Sarno and C. S. Wahyuni, “Sentiment Analysis of Restaurant Customer Reviews on TripAdvisor using Naive Bayes,” *2019 12th International Conference on Information & Communication Technology and System (ICTS)*, pp. 49-54, 2019. DOI: 10.1109/ICTS.2019.8850982.
- [10] P. Dhanalakshmi, G. A. Kumar, B. S. Satwik, K. Sreeranga, A. T. Sai, and G. Jashwanth, “Sentiment Analysis Using VADER and Logistic Regression Techniques,” *2023 International Conference on Intelligent Systems for Communication, IoT and Security (ICISCoIS)*, pp. 139-144, 2023. DOI: 10.1109/ICISCoIS56541.2023.10100565
- [11] W. Guo, “Applications of Logistic Regression and Naive Bayes in Commodity Sentiment Analysis,” *4th International Conference on Image, Video and Signal Processing (IVSP 2022)*, pp 224–230, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1145/3531232.3531265>
- [12] U. B. Mahadevaswamy and P. Swathi, “Sentiment Analysis using Bidirectional LSTM Network,” *Procedia Computer Science*, vol. 218, pp. 45–56, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.400.
- [13] M. Alkaff, A. Rizky Baskara, and Y. Hendro Wicaksono, “Sentiment Analysis of Indonesian Movie Trailer on YouTube Using Delta TF-IDF and SVM,” in *2020 Fifth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, Nov. 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICIC50835.2020.9288579.
- [14] R. Fiebrink, and M. Gillies, “Introduction to the Special Issue on Human-Centered Machine Learning,” *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, vol. 8, no. 2, June 2018. DOI: <https://doi.org/10.1145/3205942>
- [15] D. A. Omondiagbe, S. Veeramani, and A. S. Sidhu, “Machine Learning Classification Techniques for Breast Cancer Diagnosis,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 495, 2019.
- [16] W. B. Zulfikar, A. R. Atmadja, and S. F. Pratama, “Sentiment Analysis on Social Media Against Public Policy Using Multinomial Naive Bayes,” *Scientific Journal of Informatics*, vol. 10, no. 1, pp. 25-34, 2023.
- [17] S. A. Rahmaningrum, and P. P. Oktaviana, “Sentiment classification of hotel service review on traveloka sites using naïve bayes classifier (NBC) and binary logistic regression,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1490, 2020, DOI: <https://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1490/1/012065>
- [18] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, “SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique,” *J. Artif. Intell. Res.*, vol. 16, pp. 321–357, Jun. 2002.