



Analisis Sentimen Pada Review Produk Skincare Menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)

Rona Guines Purnasiwi^{1✉}, Kusri², Muhammad Hanafi³

Informatics Engineering / Program Studi S2 Teknik Informatika, Universitas AMIKOM Yogyakarta

Email: ronaguines@students.amikom.ac.id^{1✉}

Abstrak

Skincare merupakan serangkaian perawatan kulit yang dapat merawat kesehatan serta kecantikan kulit. Peran skincare untuk konsumen khususnya perempuan sangatlah penting, hal ini dikarenakan perempuan sangat memperhatikan penampilan dan wajah yang bersih sehingga banyak perempuan yang mempelajari dan memahami pengetahuan terkait jenis kulitnya dan bahan kandungan skincare sebelum melakukan perawatan kulit, salah satunya melalui website Female daily network. Female daily network merupakan salah satu platform kecantikan yang memiliki beberapa layanan kecantikan seperti layanan kategori skincare, fitur review, blog dan forum. Pada fitur review terdapat informasi pengalaman pengguna dan rating dari suatu produk yang telah digunakan sebelumnya, seperti pembersih wajah, pelembap tabir surya, serum, toner, facial mask dan lain sebagainya. Dalam memilih sebuah produk, fitur review ini sangatlah bermanfaat bagi konsumen yang akan menggunakan produk tersebut. Hal ini penting untuk mengetahui keputusan yang diambil tidak mendapat tanggapan atau pengalaman negatif dari konsumen sebelumnya, maka dari itu diperlukan analisis sentimen guna mengetahui persepsi pengalaman konsumen terhadap produk skincare tersebut. Pada penelitian ini akan melakukan analisis sentimen review produk skincare female daily menggunakan LSTM dengan menggunakan word embedding Word2Vec. Pada penelitian sebelumnya, metode LSTM mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya. Penggunaan Word2Vec dalam penelitian ini dikarenakan Word2Vec mampu merepresentasi makna yang lebih baik dari keterbatasan informasi pada teks pendek yang didapat. Selain itu, sebagai pembandingan, penelitian akan menguji keakuratan pada dataset yang sama menggunakan LSTM tanpa menggunakan word embedding Word2Vec.

Kata Kunci: *Analisis sentimen, Review produk skincare, Word embedding, Metode Long Short-Term Memory (LSTM)*

Abstract

Skincare is a series of skin care that can treat the health and beauty of the skin. The role of skincare for consumers, especially women, is very important, this is because women pay a lot of attention to their appearance and clean faces, so many women study and understand knowledge related to their skin type and skincare ingredients before doing skin care, one of which is through the Female daily network website. Female daily network is a beauty platform that has several beauty services such as skincare category services, review features, blogs and forums. The review feature contains information on user experience and ratings of products that have been used before, such as facial cleansers, sunscreen moisturizers, serums, toners, facial masks and so on. In choosing a product, this review feature is very useful for consumers who will use the product. This is important to know that the decisions taken have not received negative responses or experiences from previous consumers, therefore a sentiment analysis is needed to determine consumer experience perceptions of these skin care products. In this study, we will conduct a sentiment analysis of female daily skincare product reviews using LSTM using word embedding Word2Vec. In previous research, the LSTM method was able to produce better accuracy compared to other methods. The use of Word2Vec in this research is because Word2Vec is able to represent the meaning better than the limited information in the short texts obtained. In addition, as a comparison, this study will test the accuracy of the same dataset using LSTM without using word embedding Word2Vec.

Keywords: *Sentiment analysis, Skincare product reviews, Word embedding, Long Short-Term Memory (LSTM) Method*

PENDAHULUAN

Skincare merupakan serangkaian perawatan kulit yang dapat merawat kesehatan serta kecantikan kulit. Beberapa brand produk skincare seperti pembersih wajah, pelembap tabir surya, dan produk skincare lainnya sudah beredar di pasaran (Ikhsania, 2020). Semua produk skincare dari berbagai brand tersebut memiliki kualitas yang baik sesuai dengan aturan yang telah ditetapkan oleh Badan Pengawas Obat dan Makanan RI, sehingga keamanan bahan produk skincare yang terkandung tidak perlu dikhawatirkan oleh para konsumen (Astuti & Astuti, 2022). Selain itu, peran skincare untuk konsumen khususnya perempuan sangatlah penting, hal ini dikarenakan perempuan sangat memperhatikan penampilan dan wajah yang bersih sehingga banyak perempuan yang mempelajari dan memahami pengetahuan terkait jenis kulitnya dan bahan kandungan skincare sebelum melakukan perawatan kulit (Pratiwi, et al., 2021).

Female daily network merupakan salah satu platform kecantikan yang memiliki beberapa layanan kecantikan seperti layanan kategori skincare. Selain itu, platform ini juga terdapat beberapa fitur seperti review, blog dan forum (Female Daily, 2022). Pada fitur review terdapat informasi pengalaman pengguna dan rating dari suatu produk yang telah digunakan sebelumnya, seperti pembersih wajah, pelembap tabir surya, serum, toner, facial mask dan lain sebagainya. Dalam memilih sebuah produk, fitur review ini sangatlah bermanfaat bagi konsumen yang akan menggunakan produk tersebut. Hal ini penting untuk mengetahui keputusan yang diambil tidak mendapat tanggapan atau pengalaman negatif dari konsumen sebelumnya, maka dari itu diperlukan analisis sentimen guna

mengetahui persepsi pengalaman konsumen terhadap produk skincare tersebut.

Female Daily Network memiliki banyak review produk yang dapat dijadikan data penelitian, seperti penelitian yang dilakukan oleh (Hidayat & Handayani, 2022). Penelitian tersebut menerapkan ID-CNN untuk analisis sentiment review produk di female daily review. Hasil penelitian ini yaitu dengan sebanyak 30 percobaan, didapatkan model terbaik dalam menganalisis sentimen dengan akurasi sebesar 80.22%, namun penggunaan jumlah dataset baik data positif, negatif, dan netral dipenelitian ini tidak seimbang hal ini akan mengakibatkan overfitting pada hasil.

Analisis sentimen merupakan bidang studi yang mempelajari terkait opini, sentimen, evaluasi, sikap dan emosi reviewer yang ditumpahkan kedalam bahasa tulisan. Sentimen tersebut dibagi menjadi 2 jenis yaitu sentimen positif dan sentimen negatif (Pratiwi, et al., 2021). Dari banyaknya metode analisis sentimen, dalam penelitian ini menggunakan metode LSTM. Penggunaan metode LSTM dikarenakan memiliki akurasi yang baik untuk data berupa teks, serta LSTM merupakan pengembangan dari metode deep learning RNN yang memiliki kelebihan mampu memproses data yang relatif panjang (long-term dependency) (Budiman & Abadi, 2023).

Penelitian sebelumnya yang melakukan analisis sentimen menggunakan metode LSTM telah banyak dilakukan, seperti penelitian yang dilakukan oleh (Ihsan et al., 2022). Penelitian ini membahas terkait klasifikasi sentimen vaksin Covid-19 di Twitter menggunakan metode Metode LSTM (Long short-term memory). Kelas sentimen yang digunakan terdiri dari sentimen positif, netral dan negatif. Dalam penelitian ini menggunakan metode word embedding Word2Vec sebagai input, untuk menguji penggunaan pretrained model Bahasa Indonesia dari korpus Wikipedia dan dilatih pada dataset yang digunakan. Data yang digunakan 2563 data latih, 778 data validasi dan 400 data uji dengan 1802 data netral, 1066 data negatif dan 566 data positif. Hasil terbaik dari berbagai proses optimasi parameter memberikan nilai F1-Score 54% dengan akurasi 66%. Hasil dari penelitian ini menghasilkan model yang dapat mengklasifikasi sentimen dengan kalimat yang baru.

Penelitian yang dilakukan oleh (Astuti & Astuti, 2022) melakukan analisis sentimen review produk skincare pada female daily menggunakan metode naïve bayes berbasis Particle Swarm Optimization (PSO). Metode PSO digunakan untuk meningkatkan akurasi pengklasifikasi Naïve Bayes. Dataset yang digunakan sebanyak 800 data review dan diujikan menggunakan 10-Fold Cross Validation. Hasil penelitian menunjukkan peningkatan akurasi dari 77.96% menjadi 79.85%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Isnain et al., 2022) melakukan analisis sentimen pada ulasan TripAdvisor menggunakan metode LSTM. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengunjung tentang pengaruh COVID-19 terhadap tempat wisata di Bali dari Tripadvisor menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM). Sebelum diproses dengan LSTM, setiap teks pada ulasan akan di vektorisasi dengan word2vec. Hasil pengujian pada model yang dibangun didapatkan nilai akurasi sebesar 71,67%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Pratiwi, et al., 2021) melakukan analisis sentimen pada

review skincare female daily menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Dataset penelitian didapatkan dari website female daily. Hasil akurasi menggunakan dataset 80% data training dan 20% data testing mendapatkan akurasi sebesar 87% dengan recall sebesar 90%, precision sebesar 84,90%, dan f1 score sebesar 87,37%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Bonny et al., 2022) melakukan analisis ulasan pada hotel Arab berdasarkan LSTM. Ulasan tersebut ditulis menggunakan Bahasa Arab Standar Modern (MSA) yang diimplementasikan kedalam Latent Semantic Analysis (LSA) dan Chi-Square. Hasil penelitian menunjukkan nilai akurasi 83,6% pada metode LSA dan Chi-Square dan 92% pada Model klasifikasi LSTM.

Penelitian yang dilakukan oleh (Amin et al., 2022) mendeteksi infeksi demam berdarah/flu pada Tweet menggunakan LSTM dan word embedding. Metode word embedding yang digunakan yaitu Word2Vec dengan Skip-gram (SG) dan Word2Vec dengan Continuous-bag-of-words (CBOW). Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM Word2Vec dengan CBOW lebih baik dibandingkan dengan LSTM dengan teknik penyisipan fitur Word2Vec SG. Nilai akurasi yang didapatkan yaitu 94% sehingga LSTM berkinerja lebih baik daripada metode terkemuka lainnya dalam mendeteksi orang yang terinfeksi penyakit di tweet.

Penelitian yang dilakukan oleh (Dharma et al., 2022) melakukan penelitian untuk membandingkan metode word embeddings untuk mengenali kata-kata ambigu dari cross-lingual bahasa inggris dan China. Penelitian tersebut mendapatkan hasil bahwa metode word2vec menghasilkan akurasi lebih baik dibandingkan dengan Glove dan Collebert & Weston. Selain itu penelitian yang dilakukan oleh (Hendrawan, 2022) melakukan klasifikasi teks sentimen masyarakat terhadap produk lokal di Indonesia dengan membandingkan Word2Vec dan TF-IDF. Dalam penelitian tersebut membandingkan penggunaan Word2Vec + XGBoost menghasilkan F1 Score lebih tinggi yaitu sebesar 0.941 diikuti dengan TF-IDF + XGBoost menghasilkan 0.940. Dapat disimpulkan bahwa klasifikasi menggunakan Word2Vec dalam merepresentasikan kata menjadi vektor lebih baik dibandingkan dengan TF-IDF. Hal ini dikarenakan Word2Vec mampu mengolah kesamaan kata dengan optimal.

Penelitian yang dilakukan oleh (Hidayat & Handayani, 2022) melakukan analisis sentimen pada produk kosmetik menggunakan metode naïve bayes secara cepat dan tepat. Dalam penelitian tersebut untuk meningkatkan kinerja dari metode naïve bayes menggunakan TF-IDF. Hasil dari penelitian yaitu mengembangkan sistem yang dapat mengklasifikasikan review menjadi positif atau negatif menggunakan metode naïve bayes dengan mendapatkan akurasi pada confusion matrix sebesar 69% - 82%.

Dari uraian diatas, maka dalam penelitian ini akan melakukan analisis sentimen review produk skincare female daily menggunakan LSTM dengan menggunakan word embedding Word2Vec. Pada penelitian sebelumnya, metode LSTM mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya. Penggunaan Word2Vec dalam penelitian ini dikarenakan Word2Vec mampu merepresentasi makna yang lebih baik dari keterbatasan informasi pada teks pendek yang didapat (Afrinanda et al., 2023). Selain itu, sebagai

pembandingan, penelitian akan menguji keakuratan pada dataset yang sama menggunakan LSTM tanpa menggunakan word embedding Word2Vec.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian eksperimental, dimana penelitian ini melakukan pengukuran tingkat akurasi yang dihasilkan dari metode LSTM dengan menggunakan word embedding word2vec. Penelitian ini bersifat deskriptif dimana penelitian ini menggambarkan suatu objek yang akan diteliti dan menjabarkan hasil analisis sentimen dan pengujian yang akan dilakukan. Penelitian ini menggunakan pendekatan dengan metode kuantitatif, dimana nantinya akan menghasilkan angka dan grafik dari algoritma LSTM.

Metode pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini adalah teknik scraping. Teknik web scrapping data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman python dengan library selenium dengan menggunakan kata kunci "Skincare". Adapun sampel data yang diperoleh dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 1 Sampel Data

No.	Komentar
1.	Baru beli mini size-nya aja udah jatuh cinta apalagi kalo full size. Anyway sekecil ini aja packaging diperhitungkan banget loh, ga mau kalah sama produk luar negeri. Boxnya solid, botolnya pun juga demikian. Ga neko2 warna item (walo mengingatkanku sama botol2 kutek wkwkkw). Karena beli yg kecil, jd bentuknya kayak vial. Aku punya body lotion the saem, dan bisa dibilang wangi freesianya bikin eneg sedangkan ini wanginya ga samsek enegnya. Palingan muncul ditengah sama akhir. Berasa gadis2 yg suka membawa keceriaan dan keberkahan dipagi hari, berasa semangat menjalani hari kalo pakek ini wkwkkw. Pngen purchase semua mini size sebelum memutuskan salah satu mana yg cocok sama karakterku hehe. Ketahanan oke kok, ya bisalah 4-5 jam-an. Harusnya kita appreciate sama org2 yg bikin parfume ni karena untuk produk lokal apalagi parfum modalnya ga Murmer dibanding skincare apalagi kosmetik. Oh ia aku ngerasain minyak si parfume ini lumayan juga ya, berasa pake body oil jd kalo ga suka greasy sensation pemakaian jangan over. Kalo mau tahan lama banget mending pakek body lotion wangi netral gt...
2.	di awal wangi daun-daunan yang fresh, ada hint jasminenya. wanginya gak nyegrak & anggun, wangi green-jasminenya cukup longlast karena beberapa kali aku sniff masih sama wanginya malah makin strong. setelah 3 jam wanginya masih greeny tapi lebih ke soft floral & sweet, wenakkk & jadi favorit aku! tapi di atas 5 jam untuk dipakai indoor wanginya uda tipis banget
3.	ini wanginya unisex. Aku suka banget karena pas di spray wangi musky rose nya keluar. Notes nya memang ada musk dan rose plus cedarwood. enak banget dipakai untuk daily, awetnya lumayan tahan, dan menurutku ini lebih ke fresh tapi sexy manis gitu sih, lebih kearah strong ya jadi kalo yg kurang suka

wangi2an yg cukup kuat menurutku kl dipakai siang2 agak berat hehe cuma untuk harga dan ketahanannya pas banget! suka! hehe kyknya ini jadi satu brand yg ku suka deh dari local brand perfume :)

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap ini akan dijelaskan tentang pengumpulan data yang dilakukan, preprocessing, dan beberapa tahapan lain dalam penelitian ini. Berikut adalah hasil dari setiap tahap yang telah diselesaikan:

1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data dengan menggunakan teknik web scrapping dan menggunakan bahasa pemrograman Python. Hasil dari proses web scrapping dapat dilihat pada gambar 1 dibawah ini.

	Product	Username	Tanggal	Rating	Review
0	C White Night Moisturizer	littlepongo	10 Nov 2022	4	Sama seperti day cream nya, meski namanya crea...
1	C White Night Moisturizer	Needays	03 Nov 2022	5	vitamin c sekarang bukan outan buat diminum, t...
2	C White Night Moisturizer	RikaAfsari	01 Nov 2022	5	Tekstur ringan dan langsung menyerap ke kulit...
3	C White Night Moisturizer	Sarah_Amelia	12 Sep 2022	4	Tekstur cream sangat bagus dan ringan, sangat c...
4	C White Night Moisturizer	fryalane	02 Sep 2022	4	Warna kulit jadi lebih merata, dan bekas-bekas...
...
1763	C White Night Moisturizer	cristyy	31 Mar 2020	4	Ini aku pakein setelah serumnya, awalnya sih g...
1764	C White Night Moisturizer	jkmi_	16 Mar 2020	4	MANTUL BANGET LAN ANJIR aDei, G ini udah gue pa...
1765	C White Night Moisturizer	Rianputri	13 Mar 2020	4	Walaupun namanya night moisturizer tapi its ok...
1766	C White Night Moisturizer	intanrumpi	11 Mar 2020	4	Awa2 pemakaian muncul kayak komedo putih gitu...
1767	C White Night Moisturizer	Thalitapup	07 Mar 2020	5	pertama kali banget aku pake produk azarine, d...

Gambar 1 Web Scrapping dari Femaledaily.com

2. Preprocessing

Tahap selanjutnya adalah tahap preprocessing, dimana beberapa proses seperti case folding, tokenizing, stopword dan stemming akan dilakukan pada data yang ada saat ini. Case folding adalah langkah pertama dalam prosedur preprocessing. Semua huruf besar yang ada di dalam dokumen akan dihapus, angka, dll. Proses penggantian baris baru dengan spasi juga dilakukan, menghapus tanda baca, mengubah semua huruf menjadi huruf kecil, memisahkan string menjadi kumpulan token, menghapus stopwords, dan membuat semua kata menjadi kata bakum dan menyambung kembali token-token kata menjadi satu kalimat.

Tahap pertama adalah melakukan pemilihan label atau klasifikasi data ke dalam tiga kategori, yaitu label negative, neutral dan positif berdasarkan nilai rating. Selanjutnya data akan diproses lebih lanjut dengan mengambil maksimum 1000 data secara acak untuk setiap label, sehingga mempercepat waktu proses data selanjutnya. Proses pemilihan data berdasarkan rating dapat dilihat pada gambar 2 dibawah.

6	Bright Beauty Triple Glow Serum	destiana_rnb	04 Feb 2023	1.0	[HONEST REVIEW] aku pakean ini serum k...	Negative
1	Bright Beauty Triple Glow Serum	monicaamr	04 Feb 2023	3.0	#PondusFdryandreviewTrimakasih masih...	Negative
2	Bright Beauty Triple Glow Serum	Yuzna_Widodo	01 Feb 2023	3.0	Warna serumnya putih susu, aromanya mirip...	Negative
3	Bright Beauty Triple Glow Serum	agnes10	28 Jan 2023	2.0	thank u female daily and ponds udh dikirimin s...	Negative
4	Bright Beauty Triple Glow Serum	dmair	28 Jan 2023	3.0	Dari packaging sih kecil mnt dengan warna pro...	Negative
...
2683	Vitamin Moistur Water Brightening Rose	ondiyu	07 May 2021	5.0	gila kaget banget sama moistur water ponds in...	Positive
2684	Vitamin Moistur Water Brightening Rose	miacocana	17 Mar 2021	5.0	Seneng banget nemu moistur water yang ampuh...	Positive
2685	Vitamin Moistur Water Brightening Rose	yakacocan	26 May 2021	5.0	aku suka banget sama moistur water dari ponds...	Positive
2686	Vitamin Moistur Water Brightening Rose	anisaayura	22 May 2021	5.0	zuzur aku tpe yg mager pake moistur water, t...	Positive
2687	Bright Beauty Triple Glow Serum	nengdewar	01 Oct 2021	5.0	Akhirnya Pond&Da punya produk serum yuhuu...	Positive

Gambar 2 Pemilian Data Berdasarkan Nilai Rating

Tahap selanjutnya adalah preprocessing dalam analisis teks di bahasa pemrograman Python. Preprocessing dilakukan untuk membersihkan teks dari data-data yang tidak berguna sehingga dapat meningkatkan kualitas data dan menghasilkan informasi yang lebih baik.

3. Algoritma LSTM Dengan Word2Vec

Tahap pertama adalah menampilkan preprocessing data yang telah dilakukan pada tahapan selanjutnya. Kemudian melihat berapa data untuk masing-masing label yang dimiliki, label negative bernilai 718, kemudian neutral adalah 195 dan positive adalah 587 dengan dtype int64.

Selanjutnya, dari data dibawah, dapat melihat berapa data yang Non-Null pada setiap row nya, jika jumlahnya lebih sedikit maka terdapat null value di dalamnya. Pada objek DataFrame dari library Pandas. Terdapat 1500 entri/rows dalam tabel ini. Setiap entri memiliki 7 kolom dengan nama kolom sebagai berikut: "Product", "Username", "Tanggal", "Rating", "Review", "Steming", dan "Label". Kolom "Product", "Username", "Tanggal", "Review", "Steming", dan "Label" memiliki tipe data objek (string), sedangkan kolom "Rating" memiliki tipe data int64 (integer). Tidak ada nilai yang hilang (non-null) dalam semua kolom. Penggunaan memori untuk tabel ini adalah sekitar 93.8+ KB.

Selanjutnya, data dilakukan split untuk menghindari overfitting. Metode splitting dilakukan berdasarkan label, kemudian data digabungkan kembali menjadi data train dan test. Pada penelitian ini, digunakan perbandingan 70% data training dan 30% data testing, 80% data training dan 20% data testing, dan 90% data training dan 10% data testing. Hasil dari setiap split data adalah sebagai berikut:

Splitting Data 70:30

Pada splitting data 70:30 dilakukan perbandingan data training sebesar 70% dan data test sebesar 30%, dimana pada label negative, nilai train negative adalah 502 dan test negative adalah 216. Kemudian label neutral, nilai train negative adalah 136 dan test negative adalah 59. Terakhir label positive, nilai train negative adalah 410 dan test negative adalah 177.

Selanjutnya adalah melakukan penggabungan data test, sehingga didapatkan data total label test adalah nilai negative sebanyak 216, nilai neutral adalah 59 dan positive adalah sebanyak 177.

Setelah penggabungan data, langkah selanjutnya adalah Generate Word2Vec Model. Model ini dilatih menggunakan data training untuk menghasilkan vektor representasi kata dengan parameter seperti dimensi embedding, window size, dan metode pembelajaran. Dilakukan vektorisasi menggunakan TensorFlow dengan tokenizer untuk mengubah teks menjadi urutan bilangan bulat. Kemudian, dilakukan konversi ke array Numpy 2D. Label diubah menjadi bentuk kategori menggunakan to_categorical. Diperoleh bentuk (shape) X_train (1048, 171) dan X_test (452, 171). Matriks embedding dibuat untuk menghubungkan

kata dalam kosakata dengan vektor representasinya. Matriks ini memiliki ukuran (10000, 1000). Model Word2Vec digunakan untuk mendapatkan vektor kata yang sesuai dengan kosakata tersebut.

Tahap selanjutnya adalah LSTM Model. Dimana pertama adalah membuat arsitektur LSTM, Arsitektur LSTM menggunakan layer Embedding untuk mengubah input teks menjadi representasi vektor dengan dimensi 1000. Dilanjutkan dengan dua layer LSTM untuk memproses input teks dengan panjang 171 kata menjadi output dengan dimensi 128. Model juga menggunakan Dropout layer untuk mengurangi overfitting, Batch Normalization layer untuk normalisasi input, dan Dense layer untuk transformasi linear. Terakhir, dense layer terakhir menghasilkan prediksi pada tiga kelas. Total parameter pada model ini adalah 10,718,595, dengan 718,339 parameter yang dapat diubah (trainable) dan 10,000,256 parameter yang tidak dapat diubah (non-trainable).

Splitting Data 80:20

Pada splitting data 80:20 dilakukan perbandingan data training sebesar 80% dan data test sebesar 20%, dimana pada label negative, nilai train negative adalah 574 dan test negative adalah 144. Kemudian label neutral, nilai train negative adalah 156 dan test negative adalah 39. Terakhir label positive, nilai train negative adalah 469 dan test negative adalah 118.

Tahap selanjutnya adalah menggabungkan kembali setiap data untuk data train & test. Dari proses tersebut, didapatkan data total label train adalah nilai negative sebanyak 574 label, kemudian neutral adalah 156 dan positive adalah sebesar 469.

Didapatkan data total label test adalah nilai negative sebanyak 144, nilai neutral adalah 39 dan positive adalah sebanyak 118.

Setelah data digabungkan, tahap selanjutnya adalah Generate Word2Vec Model. Model ini dilatih menggunakan data training untuk menghasilkan vektor representasi kata dengan parameter seperti dimensi embedding, window size, dan metode pembelajaran. Kemudian dilakukan vektorisasi menggunakan TensorFlow dengan pengaturan input_length dan pembuatan tokenizer. Teks diubah menjadi urutan bilangan bulat dan diubah menjadi array Numpy 2D. Bentuk dari X_train_data dan X_test_data ditampilkan. Label diubah menjadi bentuk categorical. Matriks embedding dibuat untuk menghubungkan token dalam kosakata dengan vektor representasinya. Model LSTM kemudian dibangun dengan arsitektur yang menggunakan layer Embedding, dua layer LSTM, Dropout layer, Batch Normalization layer, dan Dense layer. Terakhir, dense layer terakhir menghasilkan prediksi pada tiga kelas. Total parameter pada model ini adalah 10,718,595, dengan 718,339 parameter trainable dan 10,000,256 parameter non-trainable.

Kemudian model tersebut dilatih dengan data training dan selanjutnya dievaluasi dengan data validasi. Adapun ukuran batch (batch_size) yang digunakan sebanyak 32 dengan epoch sebanyak 100. Setelah dikompilasi, diperoleh nilai loss mencapai 0.1553 dengan nilai akurasi sebesar 0.9416. Epoch berhenti secara otomatis di epoch 32 karena

menggunakan fungsi early stopping guna memberhentikan proses pelatihan data ketika terjadi overfit. Adapun akurasi dari train dan validation serta loss train dan validation.

Splitting Data 90:10

Pada splitting data 90:10 dilakukan perbandingan data training sebesar 90% dan data test sebesar 10%, dimana Pada label negative, nilai train negative adalah 646 dan test negative adalah 72. Kemudian label neutral, nilai train negative adalah 175 dan test negative adalah 20. Terakhir label positive, nilai train negative adalah 528 dan test negative adalah 59.

Didapatkan data total label train adalah nilai negative sebanyak 646 label, kemudian neutral adalah 175 dan positive adalah sebesar 528.

Didapatkan data total label test adalah nilai negative sebanyak 72, nilai neutral adalah 20 dan positive adalah sebanyak 59.

Setelah menggabungkan data, langkah selanjutnya adalah Generate Word2Vec Model. Model ini dilatih menggunakan data training untuk menghasilkan vektor representasi kata dengan parameter seperti dimensi embedding, window size, dan metode pembelajaran (skip-gram atau CBOW). Tahap pertama adalah mencari panjang maksimum teks dalam `x_train` dengan mengiterasi dan membaginya menjadi kata-kata. Panjang kata terpanjang ditentukan sebagai `max_len`. Tahap kedua melibatkan vektorisasi menggunakan TensorFlow dengan pengaturan `input_length`, tokenizer, dan konversi ke urutan bilangan bulat. Bentuk (shape) dari `X_train_data` dan `X_test_data` ditampilkan. Label diubah menjadi bentuk categorical. Bentuk (shape) `X_train` adalah (1349, 171), sedangkan `X_test` adalah (151, 171). Selanjutnya, dibuat matriks embedding yang menghubungkan token dalam kosakata dengan vektor representasinya. Matriks ini memiliki ukuran (10000, 1000), mewakili 10000 kata dalam vektor 1000 dimensi. Model Word2Vec digunakan untuk mendapatkan vektor kata yang sesuai.

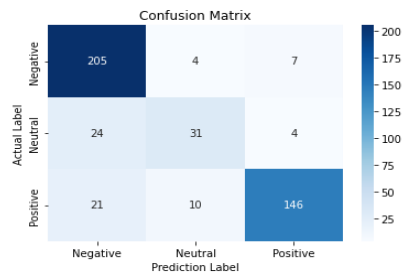
Tahap selanjutnya adalah LSTM Model. Dimana pertama adalah membuat arsitektur LSTM. Arsitektur LSTM menggunakan layer Embedding untuk mengubah input teks menjadi representasi vektor dengan dimensi 1000. Dilanjutkan dengan dua layer LSTM untuk memproses input teks dengan panjang 171 kata menjadi output dengan dimensi 128. Model juga menggunakan Dropout layer untuk mengurangi overfitting, Batch Normalization layer untuk normalisasi input, dan Dense layer untuk transformasi linear. Terakhir, dense layer terakhir menghasilkan prediksi pada tiga kelas. Total parameter pada model ini adalah 10,718,595, dengan 718,339 parameter yang dapat diubah (trainable) dan 10,000,256 parameter yang tidak dapat diubah (non-trainable).

Kemudian model tersebut dilatih dengan data training dan selanjutnya dievaluasi dengan data validasi. Adapun ukuran batch (`batch_size`) yang digunakan sebanyak 32 dengan epoch sebanyak 100. Setelah dikompilasi, diperoleh nilai loss mencapai 0.1121 dengan nilai akurasi sebesar 0.9563. Epoch berhenti secara otomatis di epoch 33 karena menggunakan fungsi early stopping guna memberhentikan proses pelatihan data ketika terjadi overfit.

4. Evaluasi Confussion Matrix Dengan Word2Vec

a. Hasil Evaluasi LSTM dengan Splitting Data 70:30

Hasil evaluasi confusion matrix yang diperoleh dari model LSTM dengan Splitting Data 70:30 dapat dilihat pada gambar 3.



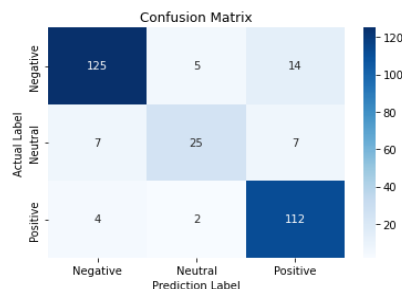
Gambar 3 Confussion Matrix

Berdasarkan proses diatas, didapatkan nilai accuracy pada data train dan validation adalah sebesar 85%.

Didapatkan hasil evaluasi negative, didapatkan akurasi sebesar 94.91%, hasil evaluasi neutral mendapatkan hasil akurasi sebesar 52.54% dan hasil evaluasi positive mendapatkan hasil akurasi sebesar 82.49%.

b. Hasil Evaluasi LSTM dengan Splitting Data 80:20

Hasil evaluasi confusion matrix yang diperoleh dari model LSTM dengan Splitting Data 80:20 dapat dilihat pada gambar 4



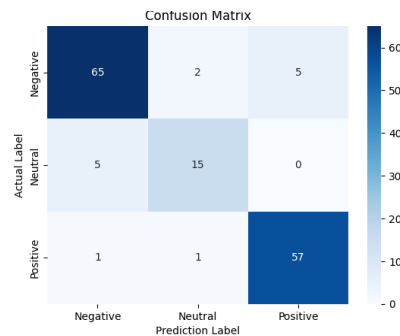
Gambar 4 Confussion Matrix

Berdasarkan proses diatas, didapatkan nilai accuracy pada data train dan validation adalah sebesar 87%.

Didapatkan hasil evaluasi negative, didapatkan akurasi sebesar 84.61%, hasil evaluasi neutral mendapatkan hasil akurasi sebesar 64.1% dan hasil evaluasi positive mendapatkan hasil akurasi sebesar 94.92%.

c. Hasil Evaluasi LSTM dengan Splitting Data 90:10

Hasil evaluasi confusion matrix yang diperoleh dari model LSTM dengan Splitting Data 90:10 dapat dilihat pada gambar 5



Gambar 5 Confussion Matrix

Berdasarkan proses diatas, didapatkan nilai accuracy pada data train dan validation adalah sebesar 91%.

Didapatkan hasil evaluasi negative, didapatkan akurasi sebesar 90.28%, hasil evaluasi neutral mendapatkan hasil akurasi sebesar 75.0% dan hasil evaluasi positive mendapatkan hasil akurasi sebesar 96.61%.

5. Algoritma LSTM Tanpa Word2Vec

Tahap pertama adalah menampilkan preprocessing data yang telah dilakukan pada tahapan selanjutnya. Kemudian melihat berapa data untuk masing-masing label yang dimiliki, total label yang dimiliki adalah label negative sebanyak 718, neutral 195 dan positive 587 dengan dtype adalah int64. Data dibagi berdasarkan labelnya dan kemudian digabungkan kembali menjadi data training dan data testing. Penelitian ini menggunakan beberapa perbandingan, antara lain 70% data training dan 30% data testing, 80% data training dan 20% data testing, serta 90% data training dan 10% data testing.

a. Splitting Data 70:30

Pada splitting data 70:30 dilakukan perbandingan data training sebesar 70% dan data test sebesar 30%, dimana pada label negative, nilai train negative adalah 502 dan test negative adalah 216. Kemudian label neutral, nilai train negative adalah 136 dan test negative adalah 59. Terakhir label positive, nilai train negative adalah 410 dan test negative adalah 177.

Didapatkan data total label train adalah nilai negative sebanyak 502 label, kemudian neutral adalah 136 dan positive adalah sebesar 410.

Selanjutnya adalah melakukan penggabungan data test, sehingga didapatkan data total label test adalah nilai negative sebanyak 216, nilai neutral adalah 59 dan positive adalah sebanyak 177.

Selanjutnya, LSTM Model digunakan. Arsitektur LSTM terdiri dari beberapa layer untuk memproses input teks. Terdapat layer Embedding yang mengubah input menjadi vektor dengan dimensi 64. LSTM pertama menghasilkan output dimensi 128 untuk setiap input teks dengan panjang 171 kata. Dropout layer digunakan untuk mencegah overfitting. LSTM kedua menghasilkan output dimensi 128. Batch Normalization layer digunakan untuk normalisasi input dalam setiap batch. Dense layer melakukan transformasi linear dengan output shape (None, 64). Dropout kedua digunakan untuk mengurangi overfitting. Dense terakhir menghasilkan prediksi pada tiga kelas. Total parameter pada model ini adalah

879,363, dengan 239,107 parameter trainable dan 640,256 parameter non-trainable.

Kemudian model tersebut dilatih dengan data training dan selanjutnya dievaluasi dengan data validasi. Adapun ukuran batch (batch_size) yang digunakan sebanyak 32 dengan epoch sebanyak 100. Setelah dikompilasi, diperoleh nilai loss mencapai 0.3371 dengan nilai akurasi sebesar 0.8616. Epoch berhenti secara otomatis di epoch 30 karena menggunakan fungsi early stopping guna memberhentikan proses pelatihan data ketika terjadi overfit.

b. Splitting Data 80:20

Pada splitting data 80:20 dilakukan perbandingan data training sebesar 80% dan data test sebesar 20%, dimana pada label negative, nilai train negative adalah 574 dan test negative adalah 144. Kemudian label neutral, nilai train negative adalah 156 dan test negative adalah 39. Terakhir label positive, nilai train negative adalah 469 dan test negative adalah 118.

Tahap selanjutnya adalah menggabungkan kembali setiap data untuk data train & test. Dari proses tersebut, didapatkan data total label train adalah nilai negative sebanyak 574 label, kemudian neutral adalah 156 dan positive adalah sebesar 469.

Didapatkan data total label test adalah nilai negative sebanyak 144, nilai neutral adalah 39 dan positive adalah sebanyak 118.

Tahap selanjutnya adalah LSTM Model. Arsitektur LSTM Model menggunakan beberapa layer untuk memproses input teks. Pertama, layer Embedding mengubah input teks menjadi vektor representasi dengan dimensi 64. Dilanjutkan dengan dua layer LSTM yang menghasilkan output dengan dimensi 128. Dropout layer digunakan untuk mencegah overfitting, sementara Batch Normalization layer digunakan untuk normalisasi input. Layer Dense melakukan transformasi linear dengan output shape (None, 64). Terakhir, dense layer terakhir menghasilkan prediksi pada tiga kelas. Total parameter pada model ini adalah 879,363, dengan 239,107 parameter yang dapat diubah dan 640,256 parameter yang tidak dapat diubah.

Kemudian model tersebut dilatih dengan data training dan selanjutnya dievaluasi dengan data validasi. Adapun ukuran batch (batch_size) yang digunakan sebanyak 32 dengan epoch sebanyak 100. Setelah dikompilasi, diperoleh nilai loss mencapai 0.4751 dengan nilai akurasi sebesar 0.7898. Epoch berhenti secara otomatis di epoch 15 karena menggunakan fungsi early stopping guna memberhentikan proses pelatihan data ketika terjadi overfit. Adapun akurasi train dan validation serta loss train dan validation dapat dilihat pada gambar 20 dibawah.

c. Splitting Data 90:10

Pada splitting data 90:10 dilakukan perbandingan data training sebesar 90% dan data test sebesar 10%, dimana Pada label negative, nilai train negative adalah 646 dan test negative adalah 72. Kemudian label neutral, nilai train negative adalah 175 dan test negative adalah 20. Terakhir label positive, nilai train negative adalah 528 dan test negative adalah 59.

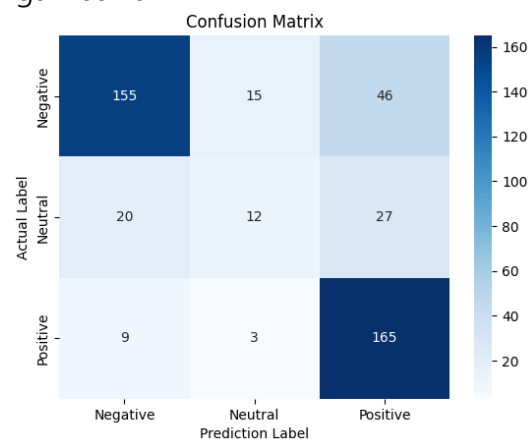
Didapatkan data total label train adalah nilai negative sebanyak 646 label, kemudian neutral adalah 175 dan positive adalah sebesar 528. Setelahnya didapatkan data total label test adalah nilai negative sebanyak 72, nilai neutral adalah 20 dan positive adalah sebanyak 59.

Tahap selanjutnya adalah LSTM Model. Arsitektur LSTM Model menggunakan beberapa layer untuk memproses input teks. Pertama, terdapat layer Embedding dengan dimensi 64 untuk mengubah input teks menjadi vektor representasi. Kemudian, dua layer LSTM dengan dimensi 128 digunakan untuk memproses input teks sepanjang 171 kata. Dropout layer digunakan untuk mencegah overfitting, sementara Batch Normalization layer digunakan untuk normalisasi input. Layer Dense dengan output shape (None, 64) melakukan transformasi linear pada data. Terakhir, dense layer terakhir menghasilkan prediksi pada tiga kelas. Total parameter pada model ini adalah 879,363, dengan 239,107 parameter yang dapat diubah dan 640,256 parameter yang tidak dapat diubah.

6. Evaluasi Confussion Matrix Tanpa Word2Vec

a. Hasil Evaluasi LSTM dengan Splitting Data 70:30

Hasil evaluasi confusion matrix yang diperoleh dari model LSTM dengan Splitting Data 70:30 dapat dilihat pada gambar 6



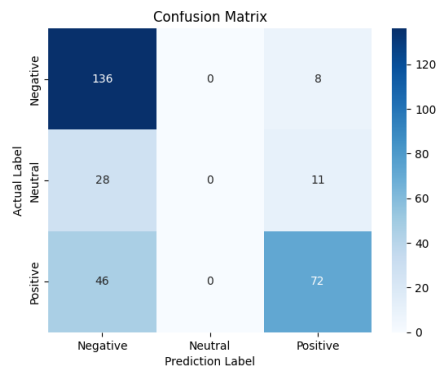
Gambar 6 Confussion Matrix

Berdasarkan proses diatas, didapatkan nilai accuracy pada data train dan validation adalah sebesar 73%.

Didapatkan hasil evaluasi negative, didapatkan akurasi sebesar 71.76%, hasil evaluasi neutral mendapatkan hasil akurasi sebesar 20.34% dan hasil evaluasi positive mendapatkan hasil akurasi sebesar 93.22%.

b. Hasil Evaluasi LSTM dengan Splitting Data 80:20

Hasil evaluasi confusion matrix yang diperoleh dari model LSTM dengan Splitting Data 80:20. dapat dilihat pada gambar 7



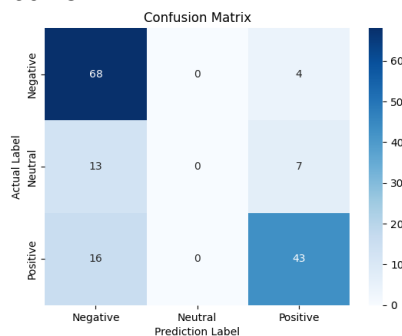
Gambar 7 Confussion Matrix

Berdasarkan proses diatas, didapatkan nilai accuracy pada data train dan validation adalah sebesar 69%.

Didapatkan hasil evaluasi negative, didapatkan akurasi sebesar 94.44%, hasil evaluasi neutral mendapatkan hasil akurasi sebesar 0.0% dan hasil evaluasi positive mendapatkan hasil akurasi sebesar 61.02%.

c. Hasil Evaluasi LSTM dengan Splitting Data 90:10

Hasil evaluasi confusion matrix yang diperoleh dari model LSTM dengan Splitting Data 90:10 dapat dilihat pada gambar 8



Gambar 8 Confussion Matrix

Berdasarkan proses diatas, didapatkan nilai accuracy pada data train dan validation adalah sebesar 74%.

Didapatkan hasil evaluasi negative, didapatkan akurasi sebesar 94.44%, hasil evaluasi neutral mendapatkan hasil akurasi sebesar 0.0% dan hasil evaluasi positive mendapatkan hasil akurasi sebesar 72.88%.

SIMPULAN

Berdasarkan proses implementasi dan pembahasan yang telah dilakukan diatas, dapat disimpulkan bahwa analisis sentiment terhadap produk skincare berhasil dilakukan dengan menggunakan algoritma LSTM dan word embedding Word2Vec dan dibangun dengan menggunakan bahasa pemrograman python.

Berdasarkan hasil percobaan terhadap 1500 data review yang telah dikumpulkan dengan menggunakan model yang telah bangun maka diperoleh sebanyak 697 pengguna memberikan review negatif, 598 pengguna memberikan review positif sedangkan sebanyak 205 pengguna memberikan review, dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa pengguna lebih cenderung memberikan review negatif terhadap produk skincare female daily

network.

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan confusion matrix didapatkan nilai akurasi dari metode algoritma LSTM dengan menggunakan word2vec sebesar 91%. Pada model LSTM dengan data training sebesar 90% dan testing sebesar 10% didapatkan nilai akurasi sebesar 91%, pada Pada model LSTM dengan data training sebesar 80% dan testing sebesar 20% didapatkan nilai akurasi sebesar 87% dan pada pada model LSTM dengan data training sebesar 70% dan testing sebesar 30% didapatkan nilai akurasi sebesar 85%. Sedangkan pada metode algoritma LSTM dengan tidak menggunakan word2vec sebesar 74%. Pada model LSTM dengan data training sebesar 90% dan testing sebesar 10% didapatkan nilai akurasi sebesar 74%, pada Pada model LSTM dengan data training sebesar 80% dan testing sebesar 20% didapatkan nilai akurasi sebesar 69% dan pada pada model LSTM dengan data training sebesar 70% dan testing sebesar 30% didapatkan nilai akurasi sebesar 73%. Dari kesimpulan tersebut, dapat diberikan saran yaitu diharapkan untuk pengembangan penelitian berikutnya dapat melakukan perbandingan dengan metode lain atau meningkatkan akurasi pada algoritma LSTM yang sebelumnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Afrinanda, Rizky et al. (2023). Hybrid Model for Sentiment Analysis of Bitcoin Prices using Deep Learning Algorithm. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 22(2), 309–324.
- Amin, Samina et al. (2022). Adapting recurrent neural networks for classifying public discourse on COVID-19 symptoms in Twitter content. *Soft Computing*, 26(20), 11077–11089.
- Astuti, Tri, & Astuti, Yuli. (2022). Analisis Sentimen Review Produk Skincare Dengan Naïve Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization (PSO). *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 6(4), 1806–1815.
- Bonny, Jannatul Jahan et al. (2022). Deep Learning Approach for Sentimental Analysis of Hotel Review on Bengali text. *2022 Second International Conference on Advances in Electrical, Computing, Communication and Sustainable Technologies (ICAECT)*, 1–7. IEEE.
- Budiman, Mohammad Reza Faisal Irwan, & Abadi, Friska. (2023). Pemanfaatan Machine Learning Sebagai Sensor Berbasis Media Sosial Untuk Pemantauan Bencana Banjir Di Lahan Basah. *Prosiding Seminar Nasional Lingkungan Lahan Basah*, 8(2), 94–100.
- Dharma, Eddy Muntina Et Al. (2022). The Accuracy Comparison Among Word2vec, Glove, And Fasttext Towards Convolution Neural Network (Cnn) Text Classification. *Journal Of Theoretical And Applied Information Technology*, 100(2), 31.

- Hendrawan, Ivan Rifky. (2022). Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, Svm Dan Xgboost Dalam Klasifikasi Teks Sentimen Masyarakat Terhadap Produk Lokal Di Indonesia. *Transformasi*, 18(1).
- Hidayat, Erwin Yudi, & Handayani, Devioletta. (2022). Penerapan 1D-CNN untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Kosmetik Berdasar Female Daily Review. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 8(3), 153–163.
- Ihsan, Miftahul et al. (2022). LSTM (Long Short Term Memory) for Sentiment COVID-19 Vaccine Classification on Twitter. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 13(1), 79–89.
- Isnain, Auliya Rahman et al. (2022). Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen. *JEPIN (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, 8(2), 299–303.