

PENERAPAN DEEP LEARNING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK ANALISIS SENTIMEN PRODUK SKINCARE

Balqis Desti A¹, Gunawan²

¹ Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Bengkulu, Indonesia

² Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Bengkulu, Indonesia

e-mail: ¹balqisdesti@gmail.com, ²gunawan@umb.ac.id

Abstrak

Perkembangan industri skincare di Indonesia mengalami peningkatan yang cukup pesat seiring meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap perawatan kulit. Banyaknya ulasan konsumen pada platform e-commerce dapat dimanfaatkan untuk mengetahui kecenderungan opini pengguna terhadap suatu produk. Namun, jumlah ulasan yang sangat besar membuat proses analisis secara manual menjadi kurang efektif. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dalam melakukan klasifikasi sentimen ulasan produk skincare secara otomatis. Dataset yang digunakan diperoleh dari Kaggle dengan jumlah 8.629 data ulasan produk skincare. Tahapan penelitian meliputi labeling data, preprocessing teks berupa cleansing, lowercasing, tokenizing, stopword removal, sequences, dan padding, kemudian dilanjutkan dengan proses pelatihan model CNN menggunakan Python dengan pustaka TensorFlow dan Keras. Untuk mengatasi ketidakseimbangan data antara kelas positif dan negatif, penelitian ini menerapkan parameter class weight pada proses pelatihan model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu menghasilkan akurasi sebesar 76% dengan nilai macro average F1-score sebesar 0,73. Model lebih baik dalam mendeteksi sentimen positif dibandingkan sentimen negatif karena distribusi data yang tidak seimbang. Meskipun demikian, CNN dinilai cukup efektif untuk diterapkan dalam analisis sentimen ulasan skincare berbahasa Indonesia dan dapat digunakan sebagai sistem pendukung keputusan awal bagi konsumen maupun pelaku bisnis e-commerce.

Kata kunci: Convolutional Neural Network; Klasifikasi Teks; Review Produk; Skincare; Deep Learning.

Abstract

The skincare industry in Indonesia has experienced rapid growth alongside increasing public awareness of skin care. The large number of consumer reviews on e-commerce platforms can be utilized to identify user opinion trends toward certain products. However, the vast amount of reviews makes manual analysis inefficient. Therefore, this study aims to implement the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm for automatic sentiment classification of skincare product reviews. The dataset used in this study was obtained from Kaggle and consisted of 8,629 skincare product reviews. The research stages included data labeling and text preprocessing, such as cleansing, lowercasing, tokenizing, stopword removal, sequencing, and padding, followed by CNN model training using Python with the TensorFlow and Keras libraries. To address the issue of data imbalance between positive and negative classes, this study applied the class weight parameter during the model training process. The results showed that the CNN model achieved an accuracy of 76% with a macro average F1-score of 0.73. The model performed better in detecting positive sentiment than negative sentiment due to the imbalanced data distribution. Nevertheless, CNN was considered sufficiently effective for sentiment analysis of Indonesian-language skincare reviews and can be utilized as an initial decision-support system for consumers and e-commerce business practitioners.

Keywords: Convolutional Neural Network; Text Classification; Product Reviews; Skincare; Deep Learning.

1. PENDAHULUAN

Industri skincare mengalami pertumbuhan pesat karena peningkatan kesadaran dalam beberapa tahun terakhir publik tentang perawatan kulit dan kesehatan kulit. Dengan banyaknya merek dan varian produk yang tersedia di e-commerce, produk skincare kini menjadi salah satu kategori dengan tingkat persaingan tinggi. Kondisi ini memberi pelanggan lebih banyak pilihan ketika memilih produk yang memenuhi kebutuhan mereka. Ulasan orang lain yang telah menggunakan produk merupakan sumber penting dalam membuat keputusan pembelian. Bentuk ulasan tersebut termasuk *electronic Word Of Mouth* (e-WOM), yakni opini konsumen yang terbukti dapat mempengaruhi persepsi calon pembeli. [1]

Namun sulit bagi produsen dan konsumen untuk mengevaluasi secara menyeluruh, kecenderungan pendapat karena jumlah ulasan yang sangat besar dan beragam. Akibatnya diperlukan system yang dapat melakukan analisis sentimen secara otomatis untuk mengkategorikan ulasan menjadi kategori positif atau negatif. Analisis sentimen merupakan salah satu bidang dalam *Natural Language Processing* (NLP) yang fokus pada pemrosesan data teks. Sifat-sifat bahasa alami yang kompleks, seperti penggunaan bahasa tidak baku, ambiguitas makna, dan sinonim, merupakan tantangan utama dalam menganalisis sentimen. Maka dari itu dibutuhkan pendekatan berbasis kecerdasan buatan yang mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan otomatis. Melalui memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), system dapat memproses ribuan ulasan yang terus bertambah di platform e-commerce dan menyimpulkan kecenderungan opini konsumen terhadap suatu produk skincare.

Salah satu arsitektur deep learning, *Convolutional Neural Network* (CNN), awalnya dikembangkan untuk mengenali pola visual dalam gambar melalui arsitektur LeNet-5 [2]. Dan saat ini, CNN telah banyak dimanfaatkan dalam pemrosesan teks, termasuk tugas klasifikasi sentiment, penelitian sebelumnya menunjukkan menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan kalimat berdasarkan konteks dan ekspresi sentimennya secara efektif[3]. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Johnson dan Zhang [4] menegaskan bahwa CNN memiliki keunggulan dalam menangkap pola-pola lokal dalam teks, seperti frasa penting, yang sangat berperan dalam menentukan kecenderungan opini pengguna. Kemampuan ini menjadikan CNN sebagai pilihan yang relevan untuk menganalisis ulasan produk skincare di platform e-commerce, di mana volume data bersifat besar dan terus berkembang. Klasifikasi merupakan pengelompokan data ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan pola yang diamati dari informasi berlabel, dan kemudian digunakan untuk memprediksi kelas data baru yang belum diketahui sebelumnya[5].

Proses klasifikasi umumnya terdiri dari dua tahap utama, yaitu tahap pelatihan (training) untuk membangun model berdasarkan dataset yang telah dilabeli, dan tahap pengujian (testing) untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi kelas data yang belum dikenali. Evaluasi model dilakukan dengan mengukur tingkat akurasi prediksi terhadap data uji. Salah satu aspek penting dalam pelatihan model neural network seperti CNN adalah penentuan jumlah epoch, yaitu jumlah iterasi pelatihan lengkap terhadap seluruh dataset. Beberapa studi melaporkan bahwa pemilihan epoch yang tepat dapat memengaruhi performa model secara signifikan[6]. karena ukuran data yang besar, proses pelatihan biasanya dibagi menjadi batch yang lebih kecil untuk efisiensi komputasi.

Analisis Review Sentimen Pelanggan terhadap produk Indihome dan First media pada Data Twitter dengan Model CNN" yang dilakukan oleh Saleh Hasan Badjrie et al, [7] pada tahun 2021 adalah salah satu contoh dari beberapa peneliti yang menggunakan algoritma CNN untuk analisis guna melakukan penilaian terhadap produk layanan internet dari dua provider, dengan menggunakan metode analisis sentimen terhadap review pelanggan di media sosial twitter. Menyatakan bahwa hasil analisis review customer Indihome dan First Media mendapatkan nilai tertinggi dengan algoritma convolutional neural network dengan akurasi 98% dan 91%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma ini bekerja dengan efektif.

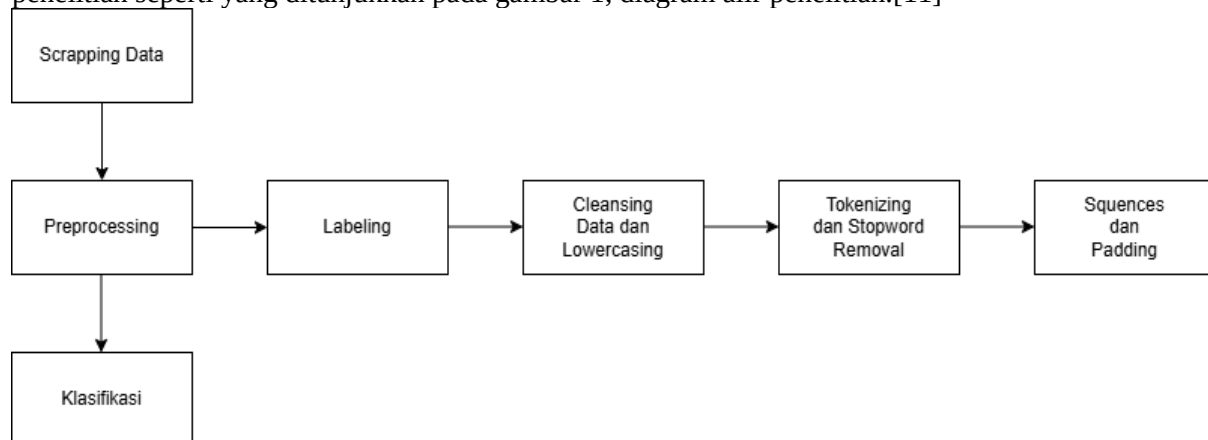
Penelitian tambahan yaitu "Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota di Media Sosial Twitter Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*" yang dilakukan oleh Ginni Hema Sitio et al. [8] pada tahun 2023 bertujuan mengklasifikasikan opini masyarakat yang diungkapkan pada tweet ke dalam tiga kategori sentiment yaitu, positif, netral, dan negatif serta mengevaluasi efektivitas pada metode convolutional neural network dalam melakukan klasifikasi tersebut. Menyimpulkan hasil dari metode CNN berhasil dalam mengklasifikasi sentiment tweet dengan nilai akurasi yang didapatkan

94,94% dengan parameter CNN yaitu jumlah epoch 100 dan nilai *batch size* 4, dan hasil presisi yang diperoleh sebesar 67%, *recall* sebesar 62%, dan *F1-score* sebesar 64%.

Kemudian terdapat juga penelitian yang dilakukan oleh Ekarini Lathifa et al. [9] pada tahun 2024, yang berjudul “Penerapan Algoritma *convolutional neural network* dalam Analisis Sentimen Pengaruh *Brand Image* dan Label Harga dengan *Study Analisis Produk Skincare Skintific*” yang bertujuan untuk menghasilkan hasil analisis produk skincare Skintific dengan menggunakan algoritma CNN untuk mengumpulkan data yang akurat dari review pengguna produk skincare Skintific di website Tokopedia. Dari hasil *review* yang diperoleh terhadap produk skincare skintific ini cenderung netral, dengan hasil akurasi pada percobaan pertama sebesar 97% dan hyperparameter *batch size* 32, *learning rate* 0,01 dan epoch 5 dengan susunan *layer*. Dan pada penelitian ini memilih python sebagai bahasa pemrograman didasarkan pada ketersediaan pendukungnya, seperti keras dan tensorflow, yang sangat populer dan banyak digunakan untuk membangun model deep learning. Hal ini membuat implementasi CNN dalam penelitian ini lebih mudah. Selain itu, yang mendukung pengembangan analisis sentimen berbasis teks secara lebih efisien.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah algoritma *convolutional neural network* (CNN), yang bertujuan untuk mengklasifikasikan sentiment ulasan konsumen berdasarkan review konsumen [10]. Pertama, data dikumpulkan dan dilabelkan menjadi kelas "positif" atau "negatif". Tahap pre-processing juga dilakukan untuk mengatasi gangguan yang ada dalam data sehingga data yang dibuat menjadi lebih terstruktur, yang terdiri dari *cleansing data*, *lowercasing*, *tokenizing* dan *stopword removal*, dan terakhir *sequences* dan *padding*. Setelah proses *pre-processing* selesai, dilanjutkan dengan algoritma *convolutional neural network* (CNN) atau deep learning digunakan untuk melakukan proses klasifikasi. Penelitian dijalankan dengan menggunakan Google Colab untuk memanfaatkan GPU yang tersedia, sehingga proses pelatihan model menjadi lebih cepat dan efisien. Algoritma diimplementasikan menggunakan bahasa Python dengan menggunakan pustaka Keras dan TensorFlow. Rancangan penelitian seperti yang ditunjukkan pada gambar 1, diagram alir penelitian.[11]



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.1. Scrapping Data

Dataset yang digunakan untuk penelitian ini diperoleh dari website Kaggle. Website ini berisi informasi tentang produk perawatan kulit yang dijual secara online dan menampilkan konten produk yang biasa ditemukan di platform ecommerce.

2.2. Labeling

Tahap yang dilakukan untuk mengumpulkan nilai sentimen dari rating produk konsumen terhadap produk *skincare* yang ada pada platform ecommerce.

2.3. Cleansing Data dan Lowecasing

Proses pembersihan data dilakukan dengan menghapus elemen-elemen yang tidak relevan seperti URL, simbol, tagar, nama pengguna, angka, spasi berlebih, tanda baca, serta karakter yang

berulang. Setelah itu, seluruh teks diubah menjadi huruf kecil (*lowercase*) agar kata yang sama tidak dianggap berbeda hanya karena perbedaan kapitalisasi. Langkah-langkah praproses semacam ini terbukti dapat meningkatkan kinerja model *neural network* dalam tugas klasifikasi teks [12].

2.4. Tokenizing dan Stopword Removal

Tokenisasi adalah proses memecah kalimat menjadi bagian-bagian kecil seperti kata atau frasa, agar teks lebih mudah diproses oleh sistem. Setelah itu, dilakukan penghapusan *stopword*, yaitu kata-kata umum seperti 'dan', 'atau', dan 'yang', karena dianggap tidak memiliki makna penting dalam analisis[13].

2.5. Sequences dan Padding

Setelah proses tokenisasi, terkadang muncul kendala jika terdapat kata-kata yang memiliki panjang dan susunan huruf yang tidak sama, karena mesin bisa saja menganggap kata-kata tersebut identik. Untuk mengatasi hal ini, setiap token kemudian diubah menjadi urutan angka (*sequence*) dalam bentuk *array*, agar semua data memiliki panjang yang seragam. Kemudian dilakukan proses padding dengan menambahkan nilai khusus di awal atau akhir urutan sehingga setiap input memiliki bentuk yang sama dan bisa diproses dengan baik oleh model[10].

2.6. Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi teks, penelitian ini memanfaatkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) sebagai salah satu metode deep learning yang dikenal efektif dalam mengklasifikasikan data berukuran besar. CNN merupakan pengembangan dari Artificial Neural Network (ANN) yang memiliki keunggulan dalam mengekstraksi fitur penting secara otomatis, sehingga sesuai untuk diterapkan pada data teks yang kompleks [14]. Meskipun awalnya CNN dirancang untuk pengolahan data visual seperti citra, penerapannya telah meluas ke bidang pemrosesan bahasa alami, termasuk analisis sentimen dan klasifikasi opini. Studi menunjukkan bahwa pemanfaatan CNN, baik secara tunggal maupun dikombinasikan dengan model lain seperti BERT dan RNN, dapat meningkatkan akurasi dalam memahami konteks teks berbahasa Indonesia [3]. Dalam penelitian ini, model CNN dirancang untuk mengonversi setiap kata yang telah diproses menjadi representasi numerik melalui Embedding Layer, kemudian diekstraksi cirinya menggunakan Convolutional Layer (Conv1D) dan Pooling Layer. Hasil ekstraksi tersebut diteruskan ke Dense Layer dan Output Layer untuk menghasilkan prediksi sentimen. Selain itu, mengingat distribusi data yang tidak seimbang antara ulasan positif dan negatif, diterapkan parameter *class_weight* pada proses pelatihan. Tujuannya adalah agar model tetap sensitif terhadap kelas minoritas, sehingga performa klasifikasi dapat lebih seimbang.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Scrapping Data

Pada penelitian ini data yang digunakan merupakan data yang diambil dari website *Kaggle* dengan judul “*Skincare Review*” (Hafidah Mustha’annah, 2020), dataset dipilih karena sudah melalui proses seleksi yang menyediakan data relevan untuk kebutuhan klasifikasi teks pada judul, yaitu klasifikasi sentiment ulasan produk *skincare*, dengan Subjek penelitian adalah data produk *review* dan rating yang berjumlah 8.629 data. Data diunduh dalam format CSV dan tidak memerlukan web *scrapping* tambahan dari situs shopee secara langsung.

3.2 Labeling

Labeling merupakan langkah penting dalam menyiapkan dataset untuk pelatihan model machine learning. Setiap data ulasan dilabeli dengan kategori positif dan negatif, dimana dibuat berdasarkan ulasan pelanggan tentang produk. Ulasan dengan rating tinggi (4-5) menunjukkan sentimen positif, sedangkan ulasan dengan rating rendah (1-3) menunjukkan sentimen negatif. Gambar 2 menunjukkan kode program proses pelabelan data yang digunakan untuk mengelompokkan ulasan ke dalam kelas positif dan negatif berdasarkan nilai rating sedangkan hasil pembagian dapat dilihat pada tabel 1.

```

import pandas as pd

# Load data
df = pd.read_csv('/content/00. Review.csv')

# Hapus spasi di nama kolom kalau ada (opsional tapi aman)
df.columns = df.columns.str.strip()

# Buat data positif: rating > 3
df_positif = df[df['Rating'] > 3].copy()
df_positif['label'] = 'positif'

# Buat data negatif: rating <= 3
df_negatif = df[df['Rating'] <= 3].copy()
df_negatif['label'] = 'negatif'

# Gabungkan
df_final = pd.concat([df_positif, df_negatif], ignore_index=True)

# Cek distribusi label
print(df_final['label'].value_counts())

# Print 5 data pertama
print(df_final[['Review', 'Rating', 'label']].head())

```

Gambar 2. Proses Labeling Data

Tabel 1. Hasil Labeling Data

Positif	Negatif
6036	2413

3.3 Cleansing Data dan Lowercasing

Selanjutnya dilakukan pre-processing, hasil dari data cleansing mengalami perubahan, yang semulanya terdapat tanda baca, karakter berulang, spasi tambahan, serta emoji, maka pada tahapan cleansing ini hal-ha tersebut dibersihkan. Setelah dilakukan proses cleansing data dilanjutkan dengan lowercasing, yaitu mengubah huruf kapital menjadi huruf-huruf kecil. Gambar 3 menunjukkan kode program proses *cleansing* data yang berfungsi menghapus karakter tidak relevan sebelum dilakukan pemrosesan lanjutan, sedangkan Gambar 4 menampilkan kode program *lowercasing* yang digunakan untuk menyeragamkan bentuk teks ulasan. Hasil dari proses *cleansing* dan *lowercasing* masing-masing ditampilkan pada Tabel 2 dan Tabel 3.

```

# 1. Upload file dari komputer ke Google Colab
from google.colab import files
import pandas as pd
import re

uploaded = files.upload()

# 2. Baca file CSV yang sudah diupload
df = pd.read_csv("00. Review.csv")

# 3. Hapus data duplikat (jika ada baris yang sama persis)
df_clean = df.drop_duplicates()

# 4. Hapus baris yang memiliki nilai kosong (NaN)
df_clean = df_clean.dropna()

# 5. Fungsi untuk membersihkan teks review
def clean_text(text):
    text = text.lower() # ubah semua huruf jadi kecil
    text = re.sub(r"[.?!\\]", "", text) # hapus teks dalam tanda kurung siku [ ]
    text = re.sub(r"[^a-zA-Z\s]", "", text) # hapus angka dan tanda baca
    text = re.sub(r"\s+", " ", text).strip() # hapus spasi berlebih
    return text

# 6. Terapkan fungsi clean_text ke kolom Review
df_clean["Clean_Review"] = df_clean["Review"].apply(clean_text)

# 7. Hapus review yang berhubungan dengan jualan (contoh: sold, preloved, jual)
df_clean = df_clean[~df_clean["Clean_Review"].str.contains("sold|preloved|jual")]

# 8. Tampilkan 10 data teratas untuk memastikan hasilnya
print(df_clean[["Review", "Clean_Review"]].head(10))

# 9. Simpan hasil pembersihan ke file baru
df_clean.to_csv("Cleaned_Review.csv", index=False)

# 10. Download file hasil yang sudah dibersihkan
files.download("Cleaned_Review.csv")

```

Gambar 3. Source code cleansing data


```
import pandas as pd

# Load data
df = pd.read_csv('/content/Cleaned_Review.csv')

# Ubah semua teks di kolom Review menjadi lowercase
df['Review_lower'] = df['Clean_Review'].str.lower()

# Jika sudah ada kolom Cleaned_Review, bisa juga langsung di-lowercase
df['Clean_Review'] = df['Clean_Review'].str.lower()

# Cek hasil 5 data teratas
print(df[['Clean_Review', 'Review_lower']].head())
```

Gambar 4. Source code lowercase data

Tabel 2. Hasil Cleansing Data

Ulasan	Cleansing
Beli ini karena murahh awalnya, tapi pas dipake langsung fallin' in lovee 😍 buat daily emang paling cuma pake loose powder aja tp tetep aku set pake Pixy ini ala-ala setting spray dan bikin muka kayak mulus tanpa poridan shining bgt, bisa ngebantu nahan minyak jugaaa	Beli ini karena murahh awalnya tapi pas dipake langsung fallin in lovee buat daily emang paling cuma pake loose powder aja tp tetep aku set pake Pixy ini alaala setting spray dan bikin muka kayak mulus tanpa poridan shining bgt bisa ngebantu nahan minyak jugaaa
Waktu di aplikasikan di mukaku tuh seger banget, dan wanginya juga gak terlalu strong jadi masih nyaman buat hidungku 😊, nah kalau untuk lock make up kayaknya kurang cocok di aku, karena tetep luntur make up nya 😞 tapi kalo untuk segerin itu ajib benerr	Waktu di aplikasikan di mukaku tuh seger banget dan wanginya juga gak terlalu strong jadi masih nyaman buat hidungku nah kalau untuk lock make up kayaknya kurang cocok di aku karena tetep luntur make up nya tapi kalo untuk segerin itu ajib benerr

Tabel 3. Hasil Lowercasing

Lowercasing
beli ini karena murahh awalnya tapi pas dipake langsung fallin in lovee buat daily emang paling cuma pake loose powder aja tp tetep aku set pake pixy ini alaala setting spray dan bikin muka kayak mulus tanpa poridan shining bgt bisa ngebantu nahan minyak jugaaa

3.4 Tokenizing dan Stopword Removal

Tahapan selanjutnya yaitu tokenizing yaitu memecahkan sebuah kalimat kedalam potongan-potongan kata, untuk mempermudah dalam memaknai setiap katanya. Proses tokenizing menghasilkan 18.629 kata dari 8.646 review. Sehingga lebih mudah untuk mengelola teks berikutnya, dataset review dibagi menjadi per-kata. Kemudian melakukan stopwords removal untuk mengurangi kata-kata yang tidak mengandung makna. Gambar 5 menunjukkan kode program proses tokenizing dan stopwords removal yang bertujuan memecah teks menjadi kata-kata serta menghapus kata umum yang tidak memiliki makna sentiment, sedangkan hasil tokenizing dan stopwords removal dapat dilihat pada tabel 4 dan 5.

```

from nltk.tokenize import RegexpTokenizer
from nltk.corpus import stopwords

# Tokenizer berbasis regex (hanya ambil huruf a-zA-Z)
tokenizer = RegexpTokenizer(r'\w+')

# Ambil stopwords Indonesia
stop_words = set(stopwords.words('indonesian'))

def tokenize_and_remove_stopwords(text):
    tokens = tokenizer.tokenize(text.lower()) # tokenizing
    filtered_tokens = [w for w in tokens if w not in stop_words] # hapus stopwords
    return filtered_tokens

# Contoh
sample_text = "produk ini sangat bagus dan membuat kulit saya lebih lembut"
print("Hasil tokenizing + stopword removal:", tokenize_and_remove_stopwords(sample_text))

```

Gambar 5. Source code tahapan tokenizing dan stopwords removal

Tabel 4. Hasil Data Tokenizing

Tokenizing
“beli”, “ini”, “karena”, “murahh”, “awalnya”, “tapi”, “pas”, “dipake”, “langsung”, “fallin”, “in”, “lovee”, “buat”, “daily”, “emang”, “paling”, “Cuma”, “pake”, “loose”, “powde r”, “aja”, “tp”, “tetep”, “aku”, “set”, “pake”, “paxy”, “ini”, “alaala”, “setting”, “spray”, “dan”, “bikin”, “muk a”, “kayak”, “mulus”, “tanpa”, “poridan”, “shining”, “bgt”, “bisa”, “ngebantu”, “nahan”, “minyak”, “juga aa”

Tabel 5. Hasil Stopword Removal

Stopword Removal
“beli”, “karena”, “murahh”, “awalnya”, “tapi”, “pas”, “dipake”, “langsung”, “fallin”, “in”, “lovee”, “buat”, “daily”, “emang”, “paling”, “Cuma”, “pake”, “loose”, “powde r”, “tetep”, “aku”, “set”, “pake”, “paxy”, “alaala”, “setting”, “spray”, “bikin”, “muka”, “kayak”, “mulus”, “t anpa”, “poridan”, “shining”, “bgt”, “bisa”, “ngebantu”, “nahan”, “minyak”, “jugaaa”

3.5 Sequences dan Padding

Pada tahap kali ini dilakukan proses sequences dan padding, di mana setiap kata diubah menjadi rangkaian dan disimpan dalam array. Karena jumlah kata dalam setiap kata tidak sama, proses normalisasi digunakan untuk memastikan bahwa nilai total kalimat sama, yang berarti tidak ada kata yang dipotong atau padding ditambahkan jika ada kata yang kurang. Lalu dilanjutkan untuk menyatukan panjang seluruh urutan dengan menambah nilai khusus (0) untuk menjaga stuktur tensor tetap konsisten. Gambar 6 menunjukkan kode program proses *sequences* dan *padding* yang digunakan untuk mengubah teks ulasan menjadi representasi numerik serta menyeragamkan panjang data sebelum diproses oleh model CNN, sedangkan hasil dari proses *sequences* dan *padding* masing-masing ditampilkan pada Gambar 7 dan Gambar 8.

```

from tensorflow.keras.preprocessing.text import Tokenizer
from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import pad_sequences

max_vocab = 10000
max_length = 100

tokenizer = Tokenizer(num_words=max_vocab, oov_token='<OOV>')
tokenizer.fit_on_texts(df_final['Cleaned_Review'])

sequences = tokenizer.texts_to_sequences(df_final['Cleaned_Review'])
padded_sequences = pad_sequences(sequences, maxlen=max_length, padding='post', truncating='post')

print('Shape padded_sequences:', padded_sequences.shape)

```

Gambar 6. Source code sequences dan padding

```

1 1000 51 23 3 13 1 83 1 39 17 11 16 2661 233 131 4 381 109 1770 12 3 744 15 3 1 4541 31 753 93 146 4 33 1 363 51 7 6
4 1654 11 1516 1242 1288 136 384 118 1 874 104 1143 13 80 656 12 2662 4 46 100 2878 3905 875 271 88 104 1 132 2 3439 16 283 75 560 398 7 6
18 21 65 948 42 3440 3441 234 529 948 10 3442 527 9 271 162 1114 27 828 437 1606 59 445 40 5 2663 24
129 9 257 773 189 3 48 1 195 26 10 308 37 9 12 28 3 2664 86 180 33 1 3 535 254 329 315 8 28 3 8 41 180 33 1915
44 55 1 1560 360 247 100 56 365 1 42 23 41 4542 44 11 171 1 42 41 1169 1144 1 271 661 171 324 75 17 36 171 7 6
200 539 11 18 223 109 17 5 23 1145 19 16 611 2666 11 1 51 270 24 11 399 20 27 41 21 11 2665 4 305 17
185 126 2667 69 338 167 90 3907 270 300 180 406 31 95 2102 1357 19 251 23 88 34 3444 168 270 17 80 129 12 7 6
167 35 1 87 1078 498 26 12 1916 96 100 208 1 203 4 3 143 2879 32 528 1078 498 26 14 3 47 2104 24 304 61 4 3 1 138 97 3 1289 7 6
543 76 2 21 2105 4 4544 1 287 1358 55 2478 457 697 272 2478 457 13 976 3908 1917 113 1359 2479 1 136 130 1 7 6
12 1 98 2 86 16 567 4 512 91 23 171 93 1 198 4 71 1 45 1394 2 37 116 261
87 148 37 16 43 3 36 115 1918 165 3 158 43 10 184 4 22 2 11 16 327 389 1 3 177 2004 22 2 42 350 1146 1 7 6
1 1561 38 57 1 2480 774 335 96 13 2 20 111 445 35 847 75 24 340 35 214 698 4545 617 28 70 1562 164 24 31 932 12 35 116 261 20 3909 7 6
15 3 13 150 131 226 26 33 5 43 73 340 13 4546 26 1 31 12 95 13 56 475 475 182 2880 5 977 1 26 1 249 3 54 30 424 2208 7 6
123 58 28 3 522 1147 2 755 40 737 33 3 3445 438 146 415 4 15 71 36 153 4 11 1 44 468 51 3 555 482 45 259

```

Gambar 7. Hasil Sequences

1	3	535	254	329	315	8	28	3	8	41
1144	1	271	661	171	324	75	17	36	171	7
27	41	21	11	2665	4	305	17	0	0	0
34	3444	168	270	17	80	129	12	7	6	0
498	26	14	3	47	2104	24	304	61	4	3
1917	113	1359	2479	1	136	130	1	7	6	0
1394	2	37	116	261	0	0	0	0	0	0
327	389	1	3	177	2004	22	2	42	350	1146
214	698	4545	617	28	70	1562	164	24	31	932
56	475	475	182	2880	5	977	1	26	1	249
153	4	11	1	44	468	51	3	555	482	45
18	33	13	180	12	11	2481	82	12	1019	9
80	24	1	250	116	192	61	1244	25	80	0
1849	34	1468	909	0	0	0	0	0	0	0
2007	64	1	46	2110	2	1431	15	465	102	1

Gambar 8. Hasil Padding

3.6 Klasifikasi

Tahap pelatihan model convolutional neural network untuk melakukan klasifikasi terhadap data teks ulasan yang telah melakukan proses pra-pemrosesan sebelumnya. Tujuan klasifikasi ini untuk membangun dan menguji model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma CNN terhadap ulasan produk skincare. Model CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan, dimulai dari embedding layer untuk mengubah kata menjadi representasi vektor, dilakukan dengan lapisan konvolusi atau dimensi (Conv1D) untuk mengenali pola-pola kata tertentu. Setelah itu terdapat lapisan global max pooling untuk merangkum fitur paling dominan, serta lapisan dense untuk proses klasifikasi akhir. Tetapi karena distribusi data yang digunakan tidak seimbang (ulasan positif jauh lebih banyak dibandingkan ulasan negatif), diterapkan parameter *class_weight* pada saat pelatihan model. Nilai *class_weight* yang diperoleh adalah {0: 1,75, 1: 0,70}, di mana angka lebih besar diberikan untuk kelas negatif sebagai upaya agar model lebih sensitif dalam mendeteksi ulasan bernada negatif. Proses pelatihan semula dirancang dengan jumlah epoch maksimal 10. Namun, berkat penerapan teknik Early Stopping dengan *patience*=3, model secara otomatis menghentikan pelatihan lebih cepat, tepatnya pada epoch ke-4, karena validation loss tidak lagi menunjukkan penurunan signifikan setelah epoch tersebut. Oleh sebab itu, pembahasan hasil difokuskan pada hingga 4 epoch pertama yang menjadi tahapan paling signifikan. Gambar 9 menunjukkan kode program proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan untuk melatih model berdasarkan data ulasan yang telah melalui tahap pra-pemrosesan. Selanjutnya, Gambar 10 menampilkan penerapan parameter *class weight* pada proses pelatihan model yang bertujuan untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antara kelas positif dan negatif.


```

from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Embedding, Conv1D, GlobalMaxPooling1D, Dense, Dropout

max_vocab = 10000
max_length = 100

model = Sequential([
    Embedding(input_dim=max_vocab, output_dim=128), # input_length sudah deprecated, jadi cukup ini
    Conv1D(128, 5, activation='relu'),
    GlobalMaxPooling1D(),
    Dense(64, activation='relu'),
    Dropout(0.5),
    Dense(1, activation='sigmoid') # output layer untuk klasifikasi biner
])

model.compile(
    loss='binary_crossentropy',
    optimizer='adam',
    metrics=['accuracy']
)

# Build model agar summary lengkap
model.build(input_shape=(None, max_length))

model.summary()

```

Gambar 9. Klasifikasi menggunakan algoritma CNN

```

from sklearn.utils import class_weight
import numpy as np

class_weights = class_weight.compute_class_weight(
    class_weight='balanced',
    classes=np.unique(y_train),
    y=y_train
)

class_weights_dict = dict(enumerate(class_weights))
print("Class weights:", class_weights_dict)

```

Gambar 10. Penerapan parameter class weight

Model: "sequential_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding_1 (Embedding)	(None, 100, 128)	1,280,000
conv1d_1 (Conv1D)	(None, 96, 128)	82,048
global_max_pooling1d_1 (GlobalMaxPooling1D)	(None, 128)	0
dense_2 (Dense)	(None, 64)	8,256
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_3 (Dense)	(None, 1)	65

Total params: 1,370,369 (5.23 MB)

Trainable params: 1,370,369 (5.23 MB)

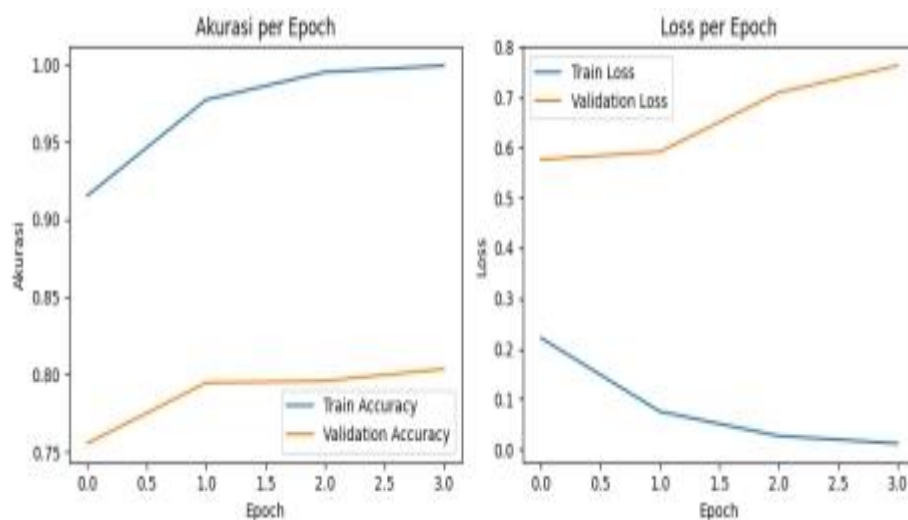
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar 11. Model CNN yang Digunakan

Tabel 6. Perbandingan Akurasi Model CNN pada Setiap Epoch

Epoch	Accuracy Loss
Epoch 2	0.9745 (97,45%) 0.0839
Epoch 3	0.9943 (99,43%) 0.0291
Epoch 4	0.9989 (99,89%) 0.0129

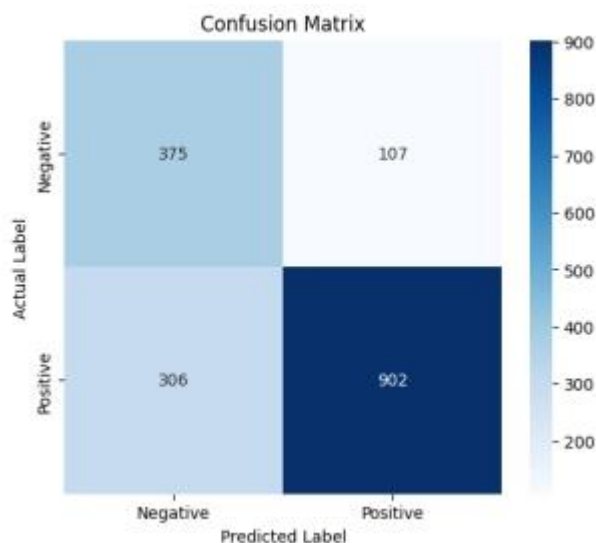
Hasil pelatihan menunjukkan tren peningkatan akurasi pada data pelatihan dari 91,96% di epoch pertama hingga hampir sempurna (99,98%) pada epoch ke-4. Sementara itu, akurasi validasi juga meningkat, meskipun tidak setinggi data pelatihan, yaitu dari 75,56% di epoch pertama menjadi sekitar 80,36% pada epoch ke-4. Grafik akurasi dan loss menggambarkan bahwa meskipun train accuracy terus naik dan train loss turun signifikan, validation loss justru meningkat sejak epoch kedua (dari 0,59 menjadi 0,76), yang mengindikasikan adanya potensi overfitting yang berhasil dikendalikan oleh EarlyStopping, sebagaimana ditunjukkan pada tabel 6 yang menyajikan perbandingan akurasi setiap epoch, Gambar 11 yang menampilkan model latih CNN, serta Gambar 12 yang memperlihatkan grafik akurasi dan loss selama proses pelatihan.



Gambar 12. Grafik Akurasi dan Loss

3.7 Evaluasi

Evaluasi lebih lanjut menggunakan confusion matrix menunjukkan model cenderung lebih akurat dalam memprediksi sentimen positif dibandingkan negatif. Berdasarkan gambar 13, dari 484 ulasan negatif pada data uji sebanyak 375 diantaranya diklasifikasikan dengan benar (true negative), sementara 107 lainnya keliru diprediksi sebagai positif (false positif). Sedangkan pada ulasan positif, model berhasil mengklasifikasikan 902 dari total 1208 data (true positive), meski masih terdapat 306 data positif yang salah diprediksi sebagai negatif (false negative). Selain itu, classification report yang ditunjukkan pada gambar 14 memperlihatkan precision sebesar 0,55 untuk kelas negatif dengan recall 0,78 dan f1-skore 0,64. Namun, kelas positif memperoleh ketepatan lebih tinggi sebesar 0,89 dengan recall 0,75 dan skor f1-0,81. Secara keseluruhan, model mencapai akurasi total sebesar 76% dengan nilai macro average f1-score sebesar 0,73 dan weighted average f1-score sebesar 0,77.



Gambar 13. Confusion Matrix

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.55	0.78	0.64	482
positif	0.89	0.75	0.81	1208
accuracy			0.76	1690
macro avg	0.72	0.76	0.73	1690
weighted avg	0.80	0.76	0.77	1690

Gambar 14. Classification

3.8 Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, penerapan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) pada klasifikasi sentimen ulasan produk skincare menunjukkan performa yang cukup baik, dengan akurasi keseluruhan sebesar 76% dan nilai macro average F1-score sebesar 0,73. Hasil ini menunjukkan bahwa CNN mampu menangkap pola sentimen dalam teks ulasan berbahasa Indonesia, meskipun masih terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan.

Tahapan pra-pemrosesan data, yang meliputi cleansing, lowercasing, tokenizing, stopword removal, serta sequences dan padding, terbukti berperan penting dalam meningkatkan kualitas data sebelum diproses oleh model. Proses ini membantu mengurangi noise pada data teks, sehingga fitur-fitur penting yang merepresentasikan sentimen dapat dipelajari oleh model secara lebih efektif. Hal ini sejalan dengan temuan Camacho-Collados dan Pilehvar yang menyatakan bahwa kualitas pra-pemrosesan memiliki pengaruh signifikan terhadap kinerja model neural network dalam analisis sentimen.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa akurasi pada data latih meningkat secara signifikan hingga mendekati nilai sempurna, sementara peningkatan akurasi pada data validasi cenderung lebih moderat. Perbedaan ini mengindikasikan adanya kecenderungan overfitting, yang umum terjadi pada model deep learning dengan jumlah parameter yang besar. Namun demikian, penerapan teknik EarlyStopping terbukti efektif dalam mengendalikan kondisi tersebut dengan menghentikan proses pelatihan pada saat validation loss tidak lagi menunjukkan penurunan yang signifikan. Dengan demikian, model yang dihasilkan tetap memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik terhadap data uji.

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan confusion matrix dan classification report, model CNN cenderung lebih akurat dalam mengklasifikasikan sentimen positif dibandingkan sentimen negatif. Kondisi ini dapat dijelaskan oleh distribusi data yang tidak seimbang, di mana jumlah ulasan positif jauh lebih banyak dibandingkan ulasan negatif. Meskipun demikian, penerapan parameter

class_weight berhasil meningkatkan nilai recall pada kelas negatif, sehingga model menjadi lebih sensitif dalam mendeteksi ulasan bernada negatif. Namun, nilai precision pada kelas negatif masih relatif rendah, yang menunjukkan bahwa model masih menghasilkan kesalahan prediksi berupa false positive.

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, hasil yang diperoleh dalam penelitian ini relatif lebih rendah dibandingkan penelitian oleh Badjrie et al. yang melaporkan akurasi di atas 90% pada data Twitter, serta Sitio et al. yang memperoleh akurasi sebesar 94,94%. Perbedaan ini diduga dipengaruhi oleh karakteristik data yang digunakan, di mana ulasan produk skincare memiliki variasi bahasa yang lebih kompleks dan informal dibandingkan teks opini di media sosial. Selain itu, penelitian ini menggunakan klasifikasi biner tanpa optimasi arsitektur lanjutan atau pretrained embedding, sehingga performa model masih dapat ditingkatkan.

Meskipun demikian, penelitian ini memberikan kontribusi dengan menunjukkan bahwa CNN tetap dapat digunakan sebagai pendekatan awal yang efektif dalam analisis sentimen ulasan produk skincare pada platform e-commerce. Hasil penelitian ini juga menegaskan adanya gap penelitian pada pengolahan ulasan skincare berbahasa Indonesia, khususnya terkait ketidakseimbangan data dan kompleksitas bahasa, yang dapat menjadi peluang untuk pengembangan penelitian selanjutnya dengan pendekatan model yang lebih kompleks seperti LSTM atau BERT.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil memanfaatkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan konsumen terhadap produk skincare di marketplace Shopee. Model dirancang dengan beberapa lapisan inti, seperti Embedding Layer untuk menghasilkan representasi kata dalam bentuk vektor, Convolutional Layer dan Pooling Layer untuk mengekstraksi ciri penting, hingga Dense Layer dan Output Layer yang menghasilkan prediksi sentimen. Guna mengatasi ketidakseimbangan jumlah data ulasan positif dan negatif, diterapkan parameter class_weight saat proses pelatihan. Secara keseluruhan, model menghasilkan akurasi sebesar 76% dengan nilai macro average f1-score 0,73. Implementasi dengan Python beserta pustaka deep learning terbukti memudahkan pengembangan model CNN untuk analisis sentimen ulasan produk skincare. Temuan ini membuka peluang pengembangan lebih lanjut, seperti penambahan jumlah data negatif, tuning hyperparameter, atau eksplorasi model lain seperti LSTM dan BERT agar performa klasifikasi menjadi lebih seimbang dan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. H. Nadia Dwi Oktaviani1, “Pengaruh Kualitas Produk Dan Ewom Terhadap Keputusan Pembelian Skincare Pada E-Commerce Shopee,” *Digit. Bus. Entrep. J. Vol.*, vol. 3, no. 1, pp. 36–46, 2025.
- [2] Y. Lecun *et al.*, “Gradient-based learning applied to document recognition To cite this version : HAL Id : hal-03926082 Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition,” vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 2023.
- [3] H. Murfi, S. Theresia Gowandi, G. Ardanawati, and S. Nurrohman, “BERT-based combination of convolutional and recurrent neural network for Indonesian sentiment analysis,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 151, pp. 1–15, 2024, doi: 10.1016/j.asoc.2023.111112.
- [4] R. Johnson and T. Zhang, “Effective use of word order for text categorization with convolutional neural networks,” *NAACL HLT 2015 - 2015 Conf. North Am. Chapter Assoc. Comput. Linguist. Hum. Lang. Technol. Proc. Conf.*, no. 2011, pp. 103–112, 2015, doi: 10.3115/v1/n15-1011.
- [5] M. M. Cnn and R. N. N. Svm, “Analisis Sentimen Terhadap Produk Skincare,” vol. 5, no. 2, pp. 125–135, 2025.
- [6] W. F. Setiawan, A. Amirullah, I. P. Ariatama, R. Nur, and E. Anggraini, “ES,” vol. 20, no. 1, pp. 77–91, 2026.
- [7] S. H. Badjrie, O. N. Pratiwi, and H. D. Anggana, “Analisis Sentimen Review Customer Terhadap Produk Indihome dan First Media Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Review Analysis Sentiment Customer Product Indihome and First Media Using Convolutional

- Neural Network,” *eProceedings ...*, vol. 8, no. 5, pp. 9049–9061, 2021.
- [8] G. Y. Sitio, A. Rumapea, and D. P. Lumbanraja, “Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Negara Di Media Sosial Twitter Menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Methotika J. Ilm. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 97–104, 2023.
- [9] E. Lathifah, A. Dwi, P. Wicaksono, and A. R. Wijaya, “Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network dalam Analisis Sentimen Pengaruh Brand Image dan Albel Harga (Studi Kasus: Produk Skincare Skintific),” *Positif J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. Volume 10, no. 2, 2024.
- [10] S. Informatika, U. Udayana, J. Raya, K. Udayana, B. Jimbaran, and K. Selatan, “Aspect Based Sentiment Analysis Terhadap Ulasan Produk Skincare di E-Commerce Menggunakan CNN-LSTM,” vol. 3, pp. 261–270, 2025.
- [11] T. Astuti and R. Toyib, “Sentiment Analysis Sudut Pandang Generasi Z Terhadap Keterwakilan Kepemimpinan Muda Pilpres Di Twitter Menggunakan Id Convulation Neural Network,” *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 275–288, 2024, doi: 10.46576/djtechno.v5i2.4653.
- [12] J. Camacho-Collados and M. T. Pilehvar, “On the Role of Text Preprocessing in Neural Network Architectures: An Evaluation Study on Text Categorization and Sentiment Analysis,” *EMNLP 2018 - 2018 EMNLP Work. BlackboxNLP Anal. Interpret. Neural Networks NLP, Proc. 1st Work.*, pp. 40–46, 2018, doi: 10.18653/v1/w18-5406.
- [13] A. N. Azhar, “Fine-tuning Pretrained Multilingual BERT Model for Indonesian Aspect-based Sentiment Analysis,” 2020.
- [14] A. Pambudi and S. Suprpto, “Effect of Sentence Length in Sentiment Analysis Using Support Vector Machine and Convolutional Neural Network Method,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 15, no. 1, p. 21, 2021, doi: 10.22146/ijccs.61627.



ZONasi: Jurnal Sistem Informasi

Is licensed under a [Creative Commons Attribution International \(CC BY-SA 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)