

ANALISIS PERFORMA METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN WORD EMBEDDING GLOVE PADA KLASIFIKASI SENTIMEN DARI TWITTER

¹Intan Wulansari ²Rifiana Arief

Magister Manajemen Sistem Informasi, Universitas Gunadarma,
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok, Jawa Barat, Indonesia - 16424

¹ intanwulan30@gmail.com, ² rifiana@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak

Media sosial masih menjadi salah satu sarana yang digunakan untuk mengakses, berbagi, dan berdiskusi mengenai berbagai informasi dan isu-isu yang beredar di masyarakat. Setiap pengguna media sosial bebas untuk mengutarakan tanggapannya dalam menanggapi setiap informasi dan isu – isu yang ada. Salah satu media sosial untuk mengutarakan tanggapan atau opini yang sering digunakan adalah twitter. Tweet Salah satu metode Deep Learning yang dapat digunakan untuk analisis sentimen adalah Convolutional Neural Network (CNN). Tujuan dari penelitian ini adalah menentukan metode terbaik dalam melakukan analisis sentiment pada data tweets yang diambil dari media social twitter dengan kata kunci kuliah daring. Metode analisis sentiment yang digunakan adalah model CNN dengan word embedding Glove dan tanpa Glove. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN menggunakan word embedding Glove 100 dimensi mendapatkan nilai akurasi yang cukup tinggi yaitu 82.86 %, presisi 71%, F1-score 70% dan waktu yang dibutuhkan untuk melakukan training selama 2 jam 47 menit 59 detik. Model CNN menggunakan word embedding tanpa glove memiliki nilai akurasi lebih kecil yaitu 77.46%, presisi 69% dan f1-score 69.4% dan waktu yang dibutuhkan untuk melakukan training model CNN tanpa glove membutuhkan waktu selama 5 jam 29 menit 15 detik. Berdasarkan performa model klasifikasi maka model terbaik yang diperoleh adalah model CNN dengan word embedding menggunakan Glove.

Kata Kunci : Analisis Sentimen , Convolutional Neural Network, Glove

Abstract

Social media is still one of the means used to access, share, and discuss a variety of information and issues that circulate in the community. Every social media user is free to express his/her responses in responding to any information and questions – issues that exist. One of the social media for expressing responses or opinions that is commonly used is twitter. Tweet One of the deep learning methods that can be used for sentimental analysis is the Convolutional Neural Network.(CNN). The aim of this study is to determine the best method of conducting sentiment analysis on tweets data taken from social media twitter with online lecture keywords. The method of sentiment analysis used is the CNN model with word embedding Glove and without Glove. The results of the research showed that CNN models using word embedded Glove 100 dimensions obtained fairly high accuracy values of 82.86%, precision 71%, F1-score 70% and the time it took to do training for 2 hours 47 minutes 59 seconds. The CNN model using Word embedding without glove had smaller accurations of 77.46%, 69% and f1-score 69.4%, and it took 5 hours 29 minutes 15 seconds to do the training of CNN model without gloves.

Keywords : Sentiment Analysis , Convolutional Neural Network, Glove

PENDAHULUAN

adalah suatu pendekatan dalam analisis sentimen untuk proses ekstraksi, konversi, dan menafsirkan opini dari sebuah teks serta Natural Language Processing (NLP)

mengklasifikasikannya ke dalam sentimen positif, negatif atau netral dengan menggunakan pendekatan [1]. *Deep learning* merupakan salah satu algoritma yang bisa digunakan pada analisis sentimen [2]. CNN merupakan salah satu metode dari *deep learning* yang dapat diterapkan untuk melakukan klasifikasi suatu objek. CNN dapat mengekstraksi fitur dari informasi global dan melakukan operasi konvolusi dari layer sebelumnya sehingga data dapat diekstraksi sebagai fitur dan mempertimbangkan hubungan antar fitur tersebut [3]. Sebelumnya penelitian serupa pernah dilakukan oleh Nabil dan Rifky dengan judul “Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Belajar Daring Selama Pandemi Covid-19 dengan Deep Learning” menggunakan metode Naïve Bayes, K-NN dan deep learning. Hasil dari penelitian ini adalah metode deep learning memberikan hasil akurasi terbaik dari dua metode lainnya yaitu dengan nilai sebesar 100% untuk akurasi, presisi dan recall [4]. Penelitian juga dilakukan oleh Arliyanti Nurdin dkk, mengenai klasifikasi Teks menggunakan metode Word2Vec, GloVe dan FastText. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa word embedding dengan metode FastText lebih unggul dibandingkan dengan metode lainnya meskipun bergantung pada dataset yang digunakan. Pada dataset newsgroup nilai F-Measure mencapai 0.979 sedangkan nilai F-

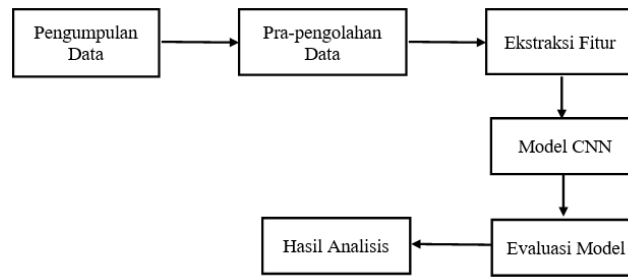
Measure untuk dataset Reuters hanya 0.815 [5].

Penelitian lain mengenai analisis sentimen juga dilakukan oleh Saleh, Oktarini dan Hilman terkait analisis sentimen terhadap Indihome dan First Media. Metode penelitian yang digunakan adalah CNN. Hasil dari penelitian ini adalah nilai akurasi pada tiap label provider dan juga performansi berupa nilai precision, recall, dan f1-score. Untuk nilai akurasi provider tertinggi adalah provider Indihome sebesar 98%, nilai precision sebesar 98%, recall 98% dan f1-score 98% sedangkan untuk provider First media nilai akurasi sebesar 91%, precision 92%, recall 90% dan f1-score 91% [6].

Berdasarkan uraian tersebut maka pada penelitian ini dilakukan klasifikasi opini pada data twitter terhadap opini kuliah daring menggunakan algoritma deep learning dengan metode CNN dan glove untuk melakukan klasifikasi opini pada data twitter terhadap opini kuliah daring. Kinerja model CNN dengan glove dan tanpa glove dianalisis untuk menentukan metode mana yang lebih baik dalam melakukan analisis sentimen.

METODE PENELITIAN

Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1. Penelitian dilakukan dalam 6 tahapan yaitu pengumpulan data, pra-pengolahan data, ekstraksi fitur, model CNN, evaluasi model, dan hasil analisis.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data

Penelitian ini dimulai dengan melakukan pengumpulan data dari data tweet Twitter. Data pada penelitian ini menggunakan data dari forum github yang bersifat open source yang dapat diakses pada link berikut <https://github.com/rifkyahmadsaputra/Sentiment-Analysis-Online-Lectures-in-Indonesia>. Pengumpulan dataset dilakukan dengan cara mengambil data tweet dari twitter menggunakan scrapping tool Twint (<https://github.com/twintproject/twint>). Data yang diambil berupa data tweets dengan kata kunci “Kuliah Online”. Data yang diambil sebanyak 25000 data. Data yang diambil berupa data tweets dengan kata kunci “Kuliah Daring”.

Pra-pengolahan Data

Tahap pra-pengolahan data dilakukan agar data set penelitian berupa data tweets siap untuk digunakan ke dalam model CNN. terdiri dari beberapa langkahdimana dalam tahap ini akan dilakukan cleaning, casefolding, tokenization, stopword, stemming dan pelabelan pada setiap data

tweet. Tahap ini bertujuan untuk mengekstrak informasi dari data tweet serta mengubah kata-kata yang ada pada setiap tweet sehingga siap digunakan sebagai *input* untuk model CNN.

1. Cleaning

Tahap pertama yang dilakukan pada pra-pengolahan data adalah cleaning text. Cleaning text dilakukan untuk menghapus karakter khusus pada dataset seperti tanda baca, angka numerik dan karakter lainnya termasuk emotikon termasuk link Uniform Resource Locator (URL). Tujuan dari cleaning text adalah menghapus karakter yang tidak mempengaruhi pada proses pelabelan tweet.

2. Case Folding

Tahap selanjutnya adalah case folding. Pada tahap ini data tweets hasil cleaning selanjutnya dengan membuat semua huruf menjadi huruf kecil atau lower case [7].

3. Tokenization

Tokenization merupakan suatu proses untuk memisah suatu kalimat ke dalam unit yang lebih kecil yaitu token yang ditandai oleh suatu karakter pemisah.

Beberapa contoh karakter pemisah antara lain spasi, tanda baca, angka, dan karakter selain huruf [8].

4. Stopword

Tahap selanjutnya adalah melakukan stopword pada data. Stopword adalah kumpulan kata yang bukan merupakan ciri atau kata unik yang terdapat dalam sebuah dokumen [9].

5. Stemming

Stemming merupakan salah satu tahapan pada pra-pemrosesan data yang bertujuan untuk mengubah kata menjadi kata asal dengan menghilangkan imbuhan pada kata. Semua imbuhan kata apakah itu awalan kata (prefixes), sisipan kata (infixes), akhiran kata (suffixes) akan dihilangkan. Selain imbuhan juga akan dihilangkan kata-kata turunan yang memiliki awalan dan akhiran (confixes) [10].

6. Pelabelan Data

Data hasil stemming, selanjutnya data akan diberi label untuk memudahkan proses analisis sentiment. Pelabelan data dilakukan secara otomatis menggunakan kamus lexicon. Kamus lexicon yang digunakan adalah kamus positive dan kamus negative dari <https://github.com/fajri91/InSet> [11]. Data akan diberi nilai sesuai dengan bobot yang ada pada kamus.

Ekstraksi Fitur

Tahap selanjutnya adalah melakukan word embedding menggunakan dua cara yaitu tanpa model Glove dan dengan model Glove.

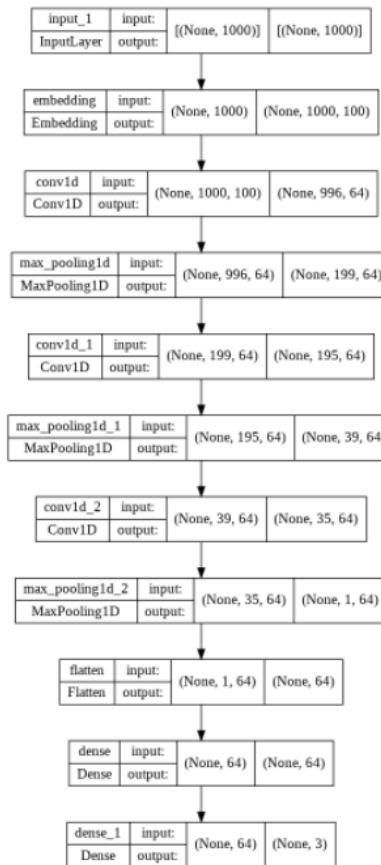
Pada tahap ini dilakukan ekstraksi fitur word embedding yaitu proses konversi kata yang berupa karakter *alphanumeric* ke dalam bentuk *vector*.

Word Embedding Glove

Word embeddings merupakan proses konversi kata yang berupa karakter kedalam sebuah vector. GloVe menggunakan metode global matrix factorization, matriks yang mewakili kemunculan atau ketiadaan kata-kata dalam suatu dokumen [12]. Pelatihan model GloVe bertujuan untuk mempelajari vektor kata sedemikian rupa sehingga dot product kata - kata tersebut sama dengan logaritma probabilitas kata - kata untuk muncul bersama atau probabilitas co - occurencinya [5].

Arsitektur Model CNN

Pada tahap ini dilakukan pembuatan arsitektur model CNN. Pada lapisan pertama merupakan layer input yang menyimpan teks yang akan diubah menjadi matriks dari gabungan vector representasi kata. Pada lapisan kedua terdapat layer embedding. Convolutional Layer, layer ini akan melakukan konvolusi terhadap data input dengan menggeser sebuah filter agar dapat menghasilkan output. Lapisan berikutnya adalah Pooling Layer. Lapisan ini dilakukan untuk mengurangi dimensi dari output hasil konvolusi menjadi data dengan ukuran yang lebih kecil sehingga mudah mengontrol *overfitting*. Proses pooling dapat dilakukan



Gambar 2. Model CNN

menggunakan *max pooling* atau *average pooling*. Lapisan terakhir pada CNN adalah Fully Connected Layer, pada lapisan ini setiap neuron terhubung ke semua aktivasi dari lapisan sebelumnya. Pada Gambar 2 berikut merupakan layer-layer pada arsitektur model CNN yang digunakan dalam penelitian.

Evaluasi Model

Setelah itu dilakukan evaluasi model menggunakan Confusion Matrix. *Confusion matrix* juga dikenal dengan *error matrix* yaitu sebuah metode yang memungkinkan memvisualisasikan suatu kinerja algoritma, salah satunya adalah *supervised learning* [13].

Setiap kolom dari matriks merepresentasikan prediksi dari setiap kelas atau *predicted class*, sementara setiap baris merepresentasikan kelas sebenarnya *actual class* [14]. Metrics yang digunakan adalah TP (true positive), FN (false negative), TN (true negative), dan FP (false positive) pada data pelatihan.

Analisis

Tahap terakhir yaitu menganalisis performa model klasifikasi sentimen dengan model CNN menggunakan word embedding dengan Glove dan tanpa Glove. Analisis performa model klasifikasi dilakukan berdasarkan pada confusion matrix.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengumpulan Data

Data yang diambil berupa data tweets dengan kata kunci “Kuliah Online”. Data yang diambil sebanyak 25000 data. Data yang telah diambil kemudian akan dimasukkan kedalam file dengan ekstensi .CSV. Contoh data tweet belum diolah dapat dilihat pada Tabel 1.

Hasil Pra-pengolahan Data

Pada tahap ini dataset yang disimpan dalam bentuk CSV dilakukan preprocessing, proses ini dilakukan untuk membersihkan data teks yang tidak terstruktur. Hasil pra-pemrosesan tahap cleaning dan case folding dapat dilihat pada Gambar 3.

1. Cleaning

Tweets hasil proses cleaning adalah kolom `text_clean`. Hasil tahap selanjutnya

pada pra-pemrosesan data dapat dilihat pada Gambar 4 berikut. Hasil proses case folding dapat dilihat pada kolom `text_casefolding`. Setelah melalui proses tokenisasi maka kalimat tersebut menjadi sekumpulan array yang setiap selnya berisi kata-kata yang ada pada kalimat tersebut seperti yang terlihat pada kolom `text_tokenize`. Pada proses stopwords digunakan library `nlk corpus ‘indonesian’`. Hasil proses hasil stopword dapat dilihat pada kolom `text_filter`.

2. Pelabelan Data

Pada pelabelan ini akan dihasilkan 3 kelas yaitu positive, negative dan netral. Data yang bobotnya bernilai > 1 akan berlabel positive, data > 1 akan berlabel negative dan data yang bernilai 0 berlabel netral. Pada Tabel 2 dapat dilihat hasil pelabelan berdasarkan skor polaritas dari kata dalam suatu kalimat.

Tabel 1. *Raw Tweets*

No	Username	Raw Tweets
1	stayhble	Kuliah daring lagi anjerr baru aja bayar kosan
2	yeaitsnay	daring tu enak tp ga dapet uang saku anjir jadi males
3	makjimissufekw	@missufe Aku udah semangat mau kuliah offline eh daring lagi,tentu saja paling sangat semangat ya daring lagi

tweet_text	text_clean
Akhirnya menginjakkan kaki ke kampus @Unair_Official setelah sekian lama melakukan kuliah Doktorat secara daring. https://t.co/g15r1NcRkl	Akhirnya menginjakkan kaki ke kampus Official setelah sekian lama melakukan kuliah Doktorat secara daring
Mahasiswa positif COVID-19 di Universitas Syiah Kuala (USK) Banda Aceh bertambah 330 orang. Karena itu, kuliah daring https://t.co/aqpcuY3Q9	Mahasiswa positif COVID di Universitas Syiah Kuala USK Banda Aceh bertambah orang Karena itu kuliah daring
Aku udah semangat mau kuliah offline eh daring lagi,tentu saja paling sangat semangat ya daring lagi,	Aku udah semangat mau kuliah offline eh daring lagitententu saja paling sangat semangat ya daring lagi,
kesel bgt gasih kuliah daring?	kesel bgt gasih kuliah daring
asli gw mental daring bngt anjir, tkut bngt sama kuliah luring	asli gw mental daring bngt anjir tkut bngt sama kuliah luring
@studywithjaeyun waah college student yaa, semangat kuliah ya walaupun daring gini huhu. kalo aku daring juga nih pdhal asik offline.	waah college student yaa semangat kuliah ya walaupun daring gini huhu kalo aku daring juga nih pdhal asik offline

Gambar 3. Tweets hasil proses Cleaning

text_clean	text_casefolding	text_tokenize	text_filter	text_stemming
Akhirnya menginjak kaki ke kampus Official setelah sekian lama melakukan kuliah Doktoral secara daring	akhirnya menginjak kaki ke kampus official setelah sekian lama melakukan kuliah doktoral secara daring	['akhirnya', 'menginjakkan', 'kaki', 'ke', 'kampus', 'official', 'setelah', 'sekian', 'lama', 'melakukan', 'kuliah', 'doktoral', 'secara', 'daring']	['menginjakkan', 'kaki', 'kampus', 'official', 'sekian', 'kuliah', 'doktoral', 'daring']	['akhir', 'injak', 'kaki', 'ke', 'kampus', 'official', 'telah', 'sekian', 'lama', 'laku', 'kuliah', 'doktoral', 'cara', 'daring']
Mahasiswa positif COVID di Universitas Syiah Kuala USK Banda Aceh bertambah orang Karena itu kuliah daring	mahasiswa positif covid di universitas syiah kuala usk banda aceh bertambah orang karena itu kuliah daring	['mahasiswa', 'positif', 'covid', 'di', 'universitas', 'syiah', 'kuala', 'usk', 'banda', 'aceh', 'bertambah', 'orang', 'karena', 'itu', 'kuliah', 'daring']	['mahasiswa', 'positif', 'covid', 'universitas', 'syiah', 'kuala', 'usk', 'banda', 'aceh', 'bertambah', 'orang', 'kuliah', 'daring']	['mahasiswa', 'positif', 'covid', 'di', 'universitas', 'syiah', 'kuala', 'usk', 'banda', 'aceh', 'tambah', 'orang', 'karena', 'itu', 'kuliah', 'daring']
Aku udah semangat mau kuliah offline eh daring lagitentu saja paling sangat semangat ya daring lagi,	aku udah semangat mau kuliah offline eh daring lagitentu saja paling sangat semangat ya daring lagi,	['aku', 'udah', 'semangat', 'mau', 'kuliah', 'offline', 'eh', 'daring', 'lagitentu', 'saja', 'paling', 'sangat', 'semangat', 'ya', 'daring', 'lagi,']	['udah', 'semangat', 'kuliah', 'offline', 'eh', 'daring', 'lagitentu', 'semangat', 'ya', 'daring', 'lagi,']	['aku', 'udah', 'semangat', 'mau', 'kuliah', 'offline', 'eh', 'daring', 'lagitentu', 'saja', 'paling', 'sangat', 'semangat', 'ya', 'daring', 'lagi']
kesel bgt gasih kuliah daring	kesel bgt gasih kuliah daring	['kesel', 'bgt', 'gasih', 'kuliah', 'daring']	['kesel', 'bgt', 'gasih', 'kuliah', 'daring']	['kesel', 'bgt', 'gasih', 'kuliah', 'daring']
asli gw mental daring bngt anjir tkut bngt sama kuliah luring	asli gw mental daring bngt anjir tkut bngt sama kuliah luring	['asli', 'gw', 'mental', 'daring', 'bngt', 'anjir', 'tkut', 'bngt', 'sama', 'kuliah', 'luring']	['asli', 'gw', 'mental', 'daring', 'bngt', 'anjir', 'tkut', 'bngt', 'kuliah', 'luring']	['asli', 'gw', 'mental', 'daring', 'bngt', 'anjir', 'tkut', 'bngt', 'sama', 'kuliah', 'luring']

Gambar 4. Hasil Proses Case Folding Hingga Stemming

Tabel 2. Pelabelan

Text_Stemming	Polarity_score	Label
['iya', 'sih', 'maksud', 'sender', 'kuliah', 'online', 'kali']	2	Positive
['males', 'kuliah', 'online', 'temennya', 'sikit']	-6	Negative
['tumben', 'td', 'kuliah', 'online', 'dosen', 'join', 'zoom', 'trs', 'temen', 'ngcht', 'nyuruh', 'masuk', 'krn', 'yg', 'udh', 'join', 'tinggal', 'gua', 'doang', 'yg', 'blm', 'okedeh', 'cepat', 'cepatcuma', 'pakek', 'daster', 'kemeja', 'timpa', 'gt', 'daster', 'gua', 'pasma', 'jadilaaaa']	-6	Negative
['makasih', 'nder', 'doa', 'ya', 'biar', 'online', 'nya', 'lanjut', 'pandemi', 'selesai', 'tp', 'kuliah', 'online', 'nya', 'panjang', 'aja']	0	Neutral

Hasil Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur menggunakan Word Embedding yang akan digunakan adalah Glove 100 Dimensi. Pada Gambar 5 dapat dilihat hasil word embedding glove 100D dari kata “daring”.

Pemrosesan data menggunakan algoritma

Convolutional Neural Netwok (CNN) dengan nilai epoch sebesar 100 epoch. Pengujian dilakukan dengan menggunakan CNN tanpa Glove dan kedua CNN menggunakan Glove. Penelitian menggunakan Glove dengan dimensi 100.

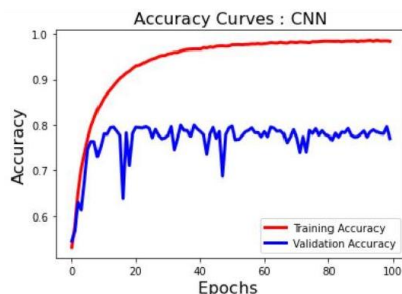
Pelatihan Model CNN

```
array([-0.19417, -0.39872, -0.46106, 0.030558, -0.061238,
0.53386, -0.02339, -0.20421, -0.55543, 0.6444,
0.49527, 0.50779, -0.5355, -0.45442, -0.47434,
0.77593, -0.32526, 0.43995, 0.12968, 0.71767,
0.7001, -0.34409, -0.34876, -0.63442, 0.22895,
0.75223, -0.74405, 0.34465, 0.65998, -0.57182,
-0.62576, 0.096887, -0.70459, -0.63752, 0.68014,
-0.11557, -0.59003, -0.3513, 0.30067, -0.076653,
0.3355, 0.44778, 0.12248, 0.48259, -0.19552,
0.23656, 0.82454, 0.15462, 0.20913, 0.3857,
-0.21018, 0.24357, 0.36792, 0.94907, 0.081199,
-0.78751, 0.52562, -0.29, 0.55753, -0.69513,
-0.28101, 0.69672, -0.15647, 0.094126, 0.35902,
-0.25344, 0.20248, -0.1597, -0.18422, 0.079926,
-0.21689, -0.79753, -0.79346, 0.13869, -0.10237,
-0.04381, -0.076726, -0.059715, -0.28006, -0.52502,
0.089511, 0.30797, 0.38948, 0.10206, -0.95444,
-0.38028, 0.40482, 0.28159, -0.31184, -0.83959,
0.65727, -0.090827, -0.11142, -0.0099625, -0.60587,
0.13058, -0.99017, -0.57774, -0.21511, 0.39993 ],
dtype=float32)
```

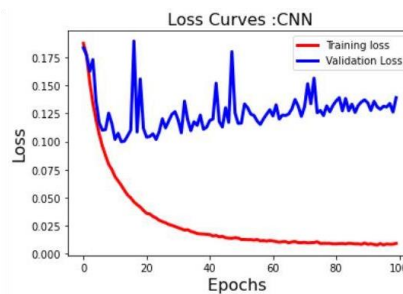
Gambar 5. Word Embedding Glove100D

Tabel 3. Hasil Training Data Tanpa Glove

Epoch	Akurasi	Loss	Val Akurasi	Val Los
1	0.5307	0.1877	0.5451	0.1837
2	0.5788	0.1770	0.5673	0.1711
3	0.6536	0.1535	0.6301	0.1628
4	0.7041	0.1342	0.6131	0.1731
...
97	0.9840	0.0087	0.7820	0.1308
98	0.9844	0.0084	0.7812	0.1340
99	0.9845	0.0085	0.7962	0.1263
100	0.9836	0.0092	0.7706	0.1392



(a) Grafik Akurasi CNN



(b) Grafik Loss CNN

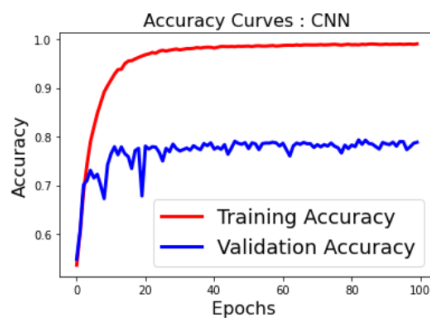
Gambar 6. Hasil Training CNN Tanpa Glove

Proses training dengan CNN menggunakan Glove dengan data tweet sebanyak 23.698 data, dan menggunakan Glove sebagai Embedding Layer dengan dimensi sebesar 100 vektor kata. Hasil training data tanpa Glove dapat dilihat pada Tabel 3.

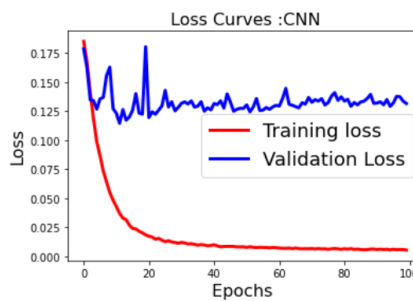
Dari Tabel 3 ditunjukkan bahwa semakin banyak epoch yang dijalankan, nilai loss yang dihasilkan semakin kecil, seperti pada epoch ke-1 nilai loss yang didapat sebesar 0.1877, pada epoch ke-4 nilai loss yang didapat sebesar 0.1342, selanjutnya pada epoch ke-100 nilai loss yang didapat sebesar

Tabel 4. Hasil Training Data dengan Glove

Epoch	Akurasi	Loss	Val Akurasi	Val Los
1	0.5359	0.1671	0.5484	0.1785
2	0.6035	0.1671	0.6065	0.1622
4	0.6857	0.1409	0.70010	0.1346
5	0.7421	0.1184	0.7101	0.1340
...
96	0.9895	0.0060	0.7898	0.1319
97	0.9900	0.0057	0.7734	0.1376
98	0.9902	0.0058	0.7793	0.1373
99	0.9896	0.0058	0.7865	0.1335
100	0.9907	0.0054	0.7886	0.1315



(a) Akurasi CNN+Glove 100 D



(b) Loss CNN+Glove 100 D

Gambar 7. Hasil Training CNN dengan Glove

0.0092. Nilai akurasi juga terus bertambah seiring dengan bertambahnya epoch. Pada epoch ke-1 nilai akurasi sebesar 0.5307 dan pada epoch ke-100 nilai akurasi mencapai 0.9836. Proses training berlangsung selama 5 jam 16 menit 21 detik. Perubahan loss serta akurasi dari epoch ke-1 sampai epoch ke-100 dapat dilihat dalam grafik, grafik hasil loss dan akurasi training CNN tanpa Glove dapat dilihat pada Gambar 6.

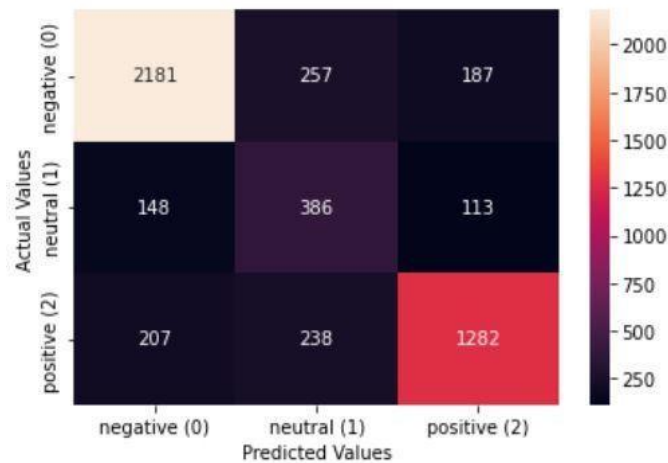
Pada Tabel 4 berikut disajikan hasil training data menggunakan Glove. Pada Tabel 4 ditunjukkan bahwa semakin banyak epoch yang dijalankan maka nilai loss yang

dihasilkan semakin kecil. Pada epoch ke-100 nilai loss sebesar 0.0054 dan menghasilkan akurasi sebesar 0.9907.

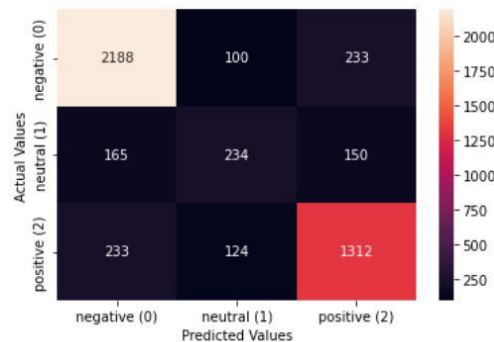
Proses training tersebut berlangsung selama 2 jam 47 menit 59 detik. Semakin besar epoch nilai loss semakin berkurang dan akurasi semakin bertambah. Perubahan pada loss dan accuracy epoch ke-1 sampai epoch ke-100 dapat dilihat pada Gambar 7.

Model yang telah dibuat akan dievaluasi menggunakan confusion matrix. Pada confusion matrix akan dihasilkan nilai true positive, true negative dan lain sebagainya seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya.

Evaluasi Model



Gambar 8. Confusion Matrix CNN tanpa Glove



Gambar 9. Confusion Matrix CNN Menggunakan Glove

Berdasarkan plot confusion matrix yang dihasilkan pada Gambar 8, dapat dihitung nilai akurasi, presisi, recall dan f1-score pada model yang dihasilkan. Pada model CNN tanpa glove menghasilkan nilai akurasi sebesar 77%. Sedangkan untuk nilai presisi pada setiap kelas mendapatkan hasil sebesar 86% untuk kelas negative, 81% untuk kelas positive dan 44% untuk kelas netral. Untuk nilai presisi secara keseluruhan didapatkan hasil sebesar 70%. Dibawah ini merupakan perhitungan lengkap untuk nilai presisi yang didapatkan. Untuk nilai recall pada setiap

kelas mendapatkan hasil sebesar 83% untuk kelas negative, 74% untuk kelas positive dan 60% untuk kelas netral. Untuk nilai recall secara keseluruhan didapatkan hasil sebesar 72%. Dibawah ini merupakan perhitungan lengkap untuk nilai presisi yang didapatkan. Setelah didapatkan nilai presisi dan nilai recall, selanjutnya di-lakukan evaluasi terhadap nilai f1-score.

Nilai f1-score pada setiap kelas mendapatkan hasil yang berbeda. Untuk kelas negative nilai f1-score yang didapatkan sebesar 84%, kelas positive sebesar 77% dan

kelas neutral mendapatkan nilai f1-score kecil yaitu sebesar 51%. Untuk nilai f1-score secara keseluruhan didapatkan hasil sebesar 71%. Hasil evaluasi plot confusion matrix pada model CNN dengan glove dapat dilihat pada Gambar 9.

Hasil akurasi yang didapatkan dari model CNN dengan menggunakan Glove sebesar 82,86%, sedangkan untuk nilai presisi pada setiap kelas mendapatkan hasil sebesar 84,6% untuk kelas negative, 77,4% untuk kelas positive dan 51% untuk kelas netral. Nilai presisi secara keseluruhan didapatkan hasil sebesar 71%. Nilai recall pada setiap kelas mendapatkan hasil sebesar 86,7% untuk kelas negative, 78,6% untuk kelas positive dan 43,6% untuk kelas netral. Untuk nilai recall secara keseluruhan didapatkan hasil sebesar 69,3%. Nilai nilai f1-score sendiri sebesar 0,70%. Untuk kelas negative nilai f1-score yang didapatkan sebesar 85,5%, kelas positive sebesar 77,9% dan kelas neutral mendapatkan nilai f1-score kecil yaitu sebesar 46,4%.

Hasil Analisis

Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN menggunakan word embedding Glove 100 dimensi mendapatkan nilai akurasi yang cukup tinggi yaitu 82,86 %, presisi 71%, F1-score 70% dan waktu yang dibutuhkan untuk melakukan training selama 2 jam 47 menit 59 detik. Sedangkan CNN tanpa glove mendapatkan nilai akurasi lebih kecil yaitu 77,46%, presisi 69% dan f1-score 69,4% dan

waktu yang dibutuhkan untuk melakukan training model CNN tanpa glove membutuhkan waktu selama 5 jam 29 menit 15 detik.

Penggunaan Word Embedding Glove mengakibatkan peningkatan akurasi CNN dalam analisis sentimen. Berdasarkan hasil analisis yang didapatkan bahwa penambahan Word Embedding Glove dapat memberikan peningkatan terhadap kinerja CNN dalam analisis sentimen. Terjadi kenaikan akurasi sekitar 5,86% Dimana akurasi awal tanpa menggunakan Word Embedding Glove adalah 77% sedangkan akurasi setelah menggunakannya mencapai 82,86% .

KESIMPULAN DAN SARAN

CNN menggunakan word embedding Glove dengan vector kata 100 dimensi mendapatkan nilai akurasi yang cukup tinggi yaitu sebesar 82,86 %. Word embedding Glove dapat meningkatkan kinerja deep learning CNN dalam melakukan analisis sentiment. Waktu yang dibutuhkan untuk melakukan training model CNN menggunakan Glove membutuhkan waktu 2 jam 47 menit 59 detik dengan nilai presisi 71%, F1-score 70%.

Saran untuk penelitian berikutnya adalah dengan melakukan analisis lebih lanjut untuk menentukan pengolahan dataset agar menghasilkan dataset yang bersih dan memiliki sentimen yang tepat sehingga dapat meningkatkan akurasi yang lebih baik. Penggunaan metode Deep Learning lain seperti RNN, LSTM, CNN-LSTM serta

metode Deep Learning lainnya. Penggunaan word embedding glove dengan dimensi lainnya seperti dimensi 300 dan lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Agarwal, N. Mittal, P. Bansal, and S. Garg., "Sentiment analysis using common-sense and context information," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2015, 2015. doi: 10.1155/2015/715730
- [2] Shilpa P.C., R. Shereen, S. Jacob, Vinod P., "Sentiment Analysis Using Deep Learning," *Proceedings of the Third International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV 2021)*, 2021, hal. 183-190
- [3] S. Rani dan P. Kumar, "Deep Learning Based Sentiment Analysis Using Convolution Neural Network," *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 44, no. 4, hal. 3305–3314, 2018. doi: 10.1007/s13369-018-3500-z.
- [4] N. Ramadhani dan R.H. Al-Fadillah, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Belajar Daring Selama Pandemi Covid-19 dengan Deep Learning," *Jurnal Siliwangi Seri Sains dan Teknologi*, vol. 7, no. 2, hal. 66 - 72, 2021.
- [5] A. Nurdin, B.A.S. Aji, A. Bustamin, Z. Abidin, "Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2vec, Glove, Dan Fasttext Pada Klasifikasi Teks," *Jurnal TEKNOKOMPAK*, vol. 14, no. 2, hal. 74-79, 2020.
- [6] S. H. Badjrie, O. N. Pratiwi, H. D. Anggana, "Analisis Sentimen Review Customer Terhadap Produk Indihome Dan First Media Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *e-Proceeding of Engineering*, vol.8, no. 5, Oktober 2021, hal. 9047 - 9061.
- [7] D. G. Nugroho, Y. H. Chrisnanto, A. Wahana, "Analisis Sentimen Pada Jasa Ojek Online Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Pros. SNST Ke-7 Tahun 2016 Fakultas Teknik Universitas Wahid Hasyim Semarang*, vol. 1, no. 1, hal. 156–161, 2016.
- [8] Indriati and A. Ridok, "Sentiment Analysis for Review Mobile Applications Using Neighbor Method Weighted K-nearest Neighbor," *Journal Of Engineering and Sustainable Technology*, vol. 3, no. 1, hal. 23–32, 2016.
- [9] E.C. Dragut, F. Fang, A.P. Sistla, C.T. Yu dan W. Meng, "Stop word and related problems in web interface integration," *Proceedings of the VLDB Endowment*, vol. 2, no. 1, hal.349–360, 2009, <https://doi.org/10.14778/1687627.1687667>.
- [10] R. Feldman dan J. Sanger, *The Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analysing Unstructured Data*. New York: Cambridge

- University Press, 2007.
- [11] F. Koto dan G.Y. Rahmaningtyas, “InSet Lexicon: Evaluation of a Word List for Indonesian Sentiment Analysis in Microblogs,” *IEEE in the 21st International Conference on Asian Language Processing (IALP)*, Singapore, December 2017.
- [12] J. Pennington, R. Socher dan C. Manning, “Glove: Global Vectors for Word Representation,” *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, Doha, Qatar: Association for Computational Linguistics, 2014, hal. 1532–1543.
- [13] S. V. Stehman, “Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 62, no. 1, hal. 77–89, 1997.
- [14] J.B. Brown, “Classifiers and their Metrics Quantified,” *Molecular Informatics*, vol.37, hal. 1-11, 2018