

Analisis Sentimen Kurikulum Merdeka Dengan Penerapan *Convolutional Neural Network*

*Independent Curriculum Sentiment Analysis with The Application of Convolutional
Neural Network*

Fandi Muhammad Fajar¹, Dina Maulina*²

¹ Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta

² Program Studi Manajemen Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta
e-mail: fandi.3047@students.amikom.ac.id¹, dina.m@amikom.ac.id²

Abstrak

Kurikulum merdeka merupakan kurikulum baru yang telah diterapkan pemerintah Indonesia sejak februari 2022 berdasarkan Permendikbudristek No 56 Tahun 2022. Tingkat keberhasilan penerapan kurikulum merdeka pada masing-masing daerah berbeda, hal ini terjadi karena kurikulum merdeka bukan merupakan suatu keharusan yang diterapkan pada satuan Pendidikan, namun dapat disesuaikan dengan kondisi kesiapan masing-masing satuan Pendidikan. Melalui data Kemendikbud terdapat 143.265 dari 34 yang sudah menerapkan kurikulum tersebut hal ini menuai banyak pendapat pro dan kontra diberbagai kalangan mulai guru, murid, ataupun wali murid. Banyak sekali media untuk meluapkan pendapat masyarakat salah satunya twitter. Banyaknya tweet membuat pengguna internet sulit mendapatkan opini negatif, positif atau netral. Dengan bantuan analisis sentimen, pendapat ini dapat digabungkan dan diolah menjadi data untuk menghasilkan informasi yang lebih jelas. Proses analisis sentimen mencakup langkah pra-pemrosesan di mana setiap teks dibersihkan untuk mendapatkan data yang bersih dan jelas. Ada beberapa langkah yang terlibat dalam proses termasuk pembersihan teks, pelipatan wadah, tokenisasi, penghapusan stopword, derivasi, dan lainnya. Evaluasi dari penelitian ini menggunakan Confusion Matrix dengan 3.271 data opini dari Twitter mendapat nilai akurasi tertinggi 60%, dengan didapatkannya hasil diatas dapat dilihat bahwa respon masyarakat terhadap Kurikulum Merdeka kurang baik.

Kata kunci—Deep Learning, Convolutional Neural Network, Kurikulum Merdeka, Analisis Sentimen.

Abstrack

The independent curriculum is a new curriculum that has been implemented by the Indonesian government since February 2022 based on Permendikbudristek No. 56 of 2022. The level of success in implementing the independent curriculum in each region is different, this happens because the independent curriculum is not a requirement that is applied to educational units, but can adjusted to the readiness conditions of each educational unit. Based on data from the Ministry of Education and Culture, there are 143,265 out of 34 who have implemented the curriculum. This has generated many pros and cons opinions from various groups, including teachers, students and parents. There are lots of media to express people's opinions, one of which is Twitter. The large number of tweets makes it difficult for internet users to get negative, positive or neutral opinions. With the help of sentiment analysis, these opinions can be combined and processed into data to produce clearer information. The sentiment analysis process includes a pre-processing step where each text is cleaned to get clean and clear data. There are several steps involved in the process including text cleaning, container folding, tokenization, stopword removal, derivation, and more. Evaluation of this research using a Confusion Matrix with 3,271 opinion data from Twitter received the highest accuracy score of 60%. By obtaining the results above it can be seen that the public's response to the Merdeka Curriculum is not good.

Keywords—Deep Learning, Convolutional Neural Network, Independent Curriculum, Sentiment Analysis.

1. PENDAHULUAN

Kurikulum merdeka merupakan kurikulum baru yang telah diterapkan pemerintah Indonesia sejak februari 2022 berdasarkan Permendikbudristek No. 56 Tahun 2022[1]. Terdapat 143.265 satuan Pendidikan sudah mengimplementasikan kurikulum merdeka dari 34 provinsi

History of article:

Received: Mei, 2024 : Accepted: Mei, 2024

yang ada di Indonesia, sisanya masih menggunakan kurikulum lama, khususnya di daerah-daerah plaosok. Data tersebut diambil dari web resmi Kemendikbud (<https://kurikulum.gtk.kemdikbud.go.id/>). Hal inipun menuai banyak pendapat pro dan kontra diberbagai kalangan publik dari mulai guru, murid, ataupun wali murid itu sendiri. Banyak sekali media untuk meluapkan pendapat masyarakat salah satunya yaitu *twitter*.

Twitter merupakan layanan jejaring social yang bersifat *Microblogging* sehingga memungkinkan penggunaanya untuk berkomunikasi dan mengungkapkan pendapatnya (*tweet*) tentang topik tertentu[2]. Dengan adanya opini-opini tersebut dapat dimanfaatkan untuk berbagai macam hal, antara lain adalah melihat tingkat popularitas artis/politikus/tokoh, menganalisa tren produk yang populer, mengetahui sentiment analysis suatu produk atau layanan. Sentimen analys merupakan proses menganalisis teks digital untuk menentukan apakah teks bermakna positif, negatif, atau netral. Dalam proses sentiment analysis terdapat tahapan pre-processing data, pada proses ini setiap teks akan dilakukan proses pembersihan atau *cleaning data* guna mendapatkan data yang bersih dan jelas. Dalam menganalisis sentiment terdapat sebuah Teknik deep learning yang disebut Convolutional Neural Network sebuah metode yang dibuat untuk mengklasifikasikan data berbentuk teks[3], dengan menggunakan *Embbeding layer* pada proses *embbeding*[4]. Diharapkan melalui proses analisis sentiment dengan metode *Deep Learning* menggunakan algoritma CNN dapat membantu menilai opini public secara tepat. Masalah yang diangkat dalam penelitian ini dirumuskan dengan latar belakang tersebut untuk mengetahui hasil implementasi *Convolutional Neural Network* dalam klasifikasi tanggapan masyarakat terhadap Kurikulum Merdeka, mengukur dan mengevaluasi performa *Convolutional Neural Network*, serta hasil keseluruhan opini masyarakat terhadap Kurikulum Merdeka. Dalam pelaksanaan penelitian ini, berbagai permasalahan akan dibatasi seperti dataset mengenai kurikulum merdeka diperoleh dari *crawling data* pada *twitter* berupa teks berbahasa Indonesia dan tidak menyertai gambar. Selain itu data sentiment diklasifikasikan ke dalam kelas positif, negative, dan netral. Data yang telah terkumpul dilakukan proses penghapusan supaya tidak ada data duplikat. Dalam proses penghapusan data hanya dapat mendeteksi data dengan karakter teks yang sama persis. Serta proses pemberian label dilakukan secara manual. Adapun maksud dan tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah mengetahui secara keseluruhan tanggapan masyarakat terhadap Kurikulum Merdeka. Penerapan metode *crawling* data pada *Python* dan API pada media social *twitter*. Serta mengetahui tingkat akurasi algoritma CNN dalam melakukan sentiment analysis.

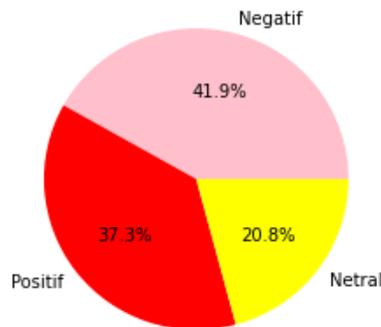
Penelitian tentang analisis sentiment sudah banyak dilakukan oleh para peneliti sebelumnya, banyak peneliti melakukannya dengan beragam metode dengan tujuan yang beragam pula. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh [3] didapatkan 1980 data dari akun Instagram @biznethome berupa teks, kemudian dataset yang telah diambil lalu dikelompokkan menjadi 4 aspek dan diberi label sentiment positif serta negative, berdasarkan hasil penelitian tersebut dapat diambil kesimpulan dengan melihat nilai *f1-score* sebanyak 91,62% sehingga dapat dijadikan patokan untuk perusahaan penyedia jasa layanan internet untuk bahan evaluasi. Selain itu menurut penelitian [5] yang melakukan pengumpulan data melalui *twint* didapatkan 16.451 data untuk data latih dan 3.405 untuk data uji, dengan hasil pengujian model didapatkan akurasi tertinggi sebesar 86% dengan *epoch* 100 dan 150 serta sentiment tertingginya yaitu negatif.

Menurut penelitian [6] yang mengkombinasikan metode LSTM dengan CNN untuk meningkatkan performa analisis sentiment melalui perbandingan metode LSTM, LSTM-CNN, serta CNN-LSTM didapatkan hasil bahwa metode CNN-LSTM memiliki tingkat akurasi paling tinggi yaitu 62% bila dibandingkan dengan kombinasi metode lainnya. Analisis sentiment juga pernah dilakukan untuk mereview sentiment customer terhadap produk IndiHome dan FirstMedia, pengujian dilakukan dengan menggunakan 2178 data IndiHome dan 1932 data First Media, setelah melalui hasil pengujian didapatkan bahwa nilai akurasi tertinggi sebesar 98% untuk provider IndiHome serta 91% untuk provider First Media [7]. Penelitian mengenai opini masyarakat tentang kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka juga pernah dilakukan dengan menggunakan 986 data yang berasal dari *twitter*, setelah melalui proses *crawling* data dan

selanjutnya yang kemudian diolah dengan menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) didapatkan hasil akurasi terbaik sebesar 80,42% [8]. Implementasi *Recurrent Neural Network* dapat digunakan untuk melihat sentiment Masyarakat terhadap kenaikan iuran BPJS Dimana dataset yang digunakan berasal dari library python *GetOldTweets3* dengan format data yang diambil adalah format JSON (Java Script Object Notation) yang kemudian dirubah ke dalam bentuk CSV, untuk mengecek performansi sistem maka dilakukan partisi data latih dan data uji yaitu 90% : 10% didapatkan rata-rata nilai akurasi, presisi, recall dan f-1 score sebesar 86,66% [9].

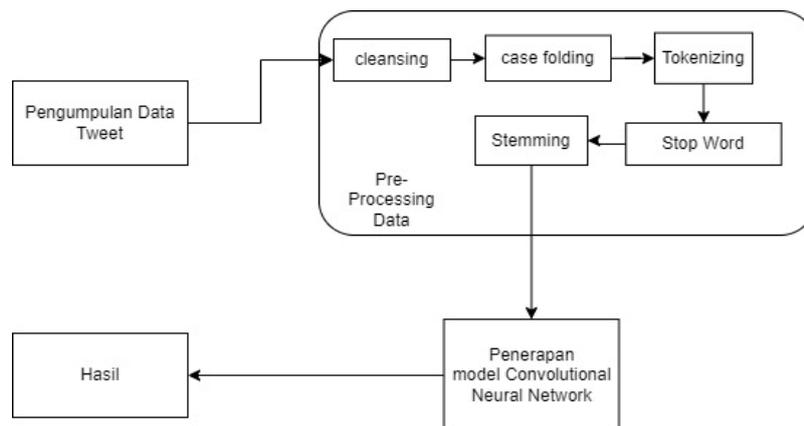
2. METODE PENELITIAN

Pengumpulan data yang dilakukan dalam penelitian ini dengan proses *crawling data* atau *screaping data* pada media sosial *twitter*. Proses pengambilan data menggunakan *library tweepy* dengan kata kunci “Kurikulum Merdeka” yang dikumpulkan sejak 14 Desember 2022 sampai dengan 07 Februari 2023. Data yang terkumpul sebanyak 3271, data diberi label positif, negative, dan netral secara manual. Melalui proses labeling tersebut didapatkan data negative sebanyak 41.9%, positif 37.3%, dan netral 20.8%, seperti terlihat pada gambar 1.



Gambar 1. PieChart data

Pengujian akurasi dari metode yang digunakan menggunakan *Confusion Matrix* dengan menghitung tingkat *accuracy*-nya. Alur Perancangan algoritma *Convolutional Neural Network* dalam penelitian ini terlihat pada gambar 2.



Gambar 2. Proses Perancangan Algoritma

Berdasarkan Gambar 2, data yang berhasil didapatkan dari proses *crawling data* selanjutnya masuk proses *preprocessing data* guna memperbaiki kesalahan pada data mentah. Pada tahap *preprocessing data* terdapat beberapa tahapan yaitu *Cleansing, Case Folding, Tokenizing, Stop Word, Stemming*, setelah data sudah bersih maka proses selanjutnya masuk pada penerapan model CNN dengan output berupa label sentiment setiap *tweet*.

Ketika kalimat masukannya adalah "I really like this movie!" dan digunakan sebagai matriks berukuran 7x5. Tiga area filter 2, 3 dan 4, masing-masing dengan 2 filter, maka setiap filter akan melakukan konvolusi pada matriks ekspresi dan menghasilkan peta fitur. Kombinasi 1-maks kemudian dibuat pada setiap kartu, dari mana jumlah hasil maksimum dari setiap kombinasi kartu diambil. Dengan demikian, vektor fitur invarian akan dihasilkan dari semua 6 peta dan kemudian digabungkan menjadi vektor fitur untuk level kedua dari belakang.

Untuk mengetahui seberapa tinggi akurasi yang dihasilkan menggunakan Confusion Matrik. Penggambaran akurasi menggunakan kurva *ROC (Receiver Operating Characteristics)* disertai dengan nilai *AUC (Area Under the Curve)*.

$$Accuracy (\%) = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \times 100\% \dots\dots\dots(1)$$

$$Precision (\%) = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \dots\dots\dots(2)$$

$$Recall (\%) = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \dots\dots\dots(3)$$

$$F1-Score (\%) = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \times 100\% \dots\dots\dots(4)$$

Akurasi adalah derajat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual atau sebenarnya. Akurasi adalah kesesuaian informasi yang diinginkan dengan jawaban model klasifikasi. Recall adalah penghapusan informasi yang telah berhasil dihapus dari informasi terkait informasi tersebut[10]. Pada kata kunci atau tingkat keberhasilan sistem dalam pencarian informasi, dan ukuran F, atau lebih umum skor F1, adalah perhitungan evaluasi dari hasil kombinasi *recall* dan *precision*. TP (*True Positive*) merupakan data yang mendapat hasil klasifikasi dengan benar sesuai dengan data positif, FP (*False Positive*) merupakan data yang mendapat hasil klasifikasi kurang tepat dari data positif, dan FN (*False Negative*) merupakan data yang mendapat hasil klasifikasi kurang tepat[11][12].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dibahas data yang akan digunakan, preprocessing yang akan dilakukan, pelabelan data, splitting data, menganalisa hasil. Data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari proses *crawling data* di media social *twitter* dengan kata kunci kurikulum merdeka. Data yang dikumpulkan 14 desember 2022 sampai dengan 07 february 2023. Data yang terkumpul sebanyak 3271. Data berisi tanggapan masyarakat tentang kurikulum merdeka. Tabel 1 adalah contoh data yang telah dikumpulkan.

Tabel 1. Contoh Tweet Masyarakat

Nomor	Tweet
1.	cape bngt kurikulum merdeka
2.	semangat buat kita pejuang kurikulum merdeka 

3.	buku kurikulum merdeka kurang lengkap 😞 😞
4.	jujurly kurikulum merdeka kurang cocok buat era pasca pandemic karena anak-anak pada freak karena gatau apa-apa
5.	Km kurikulum merdeka yg tdk merdeka

Ada beberapa tahapan pada proses *preprocessing* data. Berikut tahapan-tahapan yang dapat diterapkan pada penelitian ini:

1. Cleansing

Cleansing data adalah tahapan untuk membersihkan kalimat dari karakter emoji, *punctuation* (tanda baca), *single char* (karakter tunggal), *hashtag* (#), *username* (@username), *link* (<http://situs.com>), dan *email* (nama@email.com). Contoh dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Cleansing

Sebelum dilakukan <i>Cleansing</i>	Sesudah dilakukan <i>Cleansing</i>
@alice jujurly kurikulum merdeka kurang cocok buat era pasca pandemic karena anak-anak pada freak karena gatau apa-apa	Jujur kurikulum merdeka kurang cocok buat era pasca pandemic karena anak-anak pada freak karena gatau apa-apa

2. Case Folding

Case Folding yaitu proses menyamaratakan huruf kapital menjadi huruf kecil. Dengan menggunakan fungsi *Lower()*. Contoh dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Case Folding

Sebelum dilakukan <i>Case Folding</i>	Sesudah dilakukan <i>Case Folding</i>
Hai, aku Bila. Si anak Kurikulum merdeka yang lagi sibuk sama projek P5. Aku kelas 10 untuk tahun ajaran 2022/2023. Ayo jadi teman belajar!	hai, aku bila. si anak kurikulum merdeka yang lagi sibuk sama projek p5. aku kelas 10 untuk tahun ajaran 2022/2023. ayo jadi teman belajar!

3. Tokenizing

Tokenizing merupakan proses pemisahan kata dalam kalimat menjadi kata tunggal serta penghapusan tanda baca dan angka dengan kamus data yang diperlukan pada program. Contoh dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Tokenizing

Sebelum dilakukan <i>Tokenizing</i>	Sesudah dilakukan <i>Tokenizing</i>
buku kurikulum merdeka kurang lengkap 😞 😞	buku kurikulum merdeka kurang lengkap

4. Stopword

Stopword removal merupakan proses untuk menghilangkan kata yang tidak penting. Contoh dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Stopword

Sebelum dilakukan <i>Stopword</i>	Sesudah dilakukan <i>Stopword</i>
Km kurikulum merdeka yg tdk merdeka	kurikulum merdeka merdeka

5. Stemming

Stemming adalah suatu proses untuk menemukan kata dasar dari sebuah kata. Pada proses ini menggunakan *library* python *Sastrawi*. Contoh dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Stemming

Sebelum dilakukan <i>Stemming</i>	Sesudah dilakukan <i>Stemming</i>
Kurikulum merdeka memberikan keleluasaan dan kemudahan bagi pendidik untuk bersama menciptakan pembelajaran berkualitas yang sesuai dengan karakteristik satuan pendidikan dan kebutuhan belajar murid	'kurikulum', 'merdeka', 'ber', 'leluasa', 'mudah', 'bagi', 'didik', 'sama', 'cipta', 'ajar', 'kualitas', 'karakteristik', 'satuan', 'didik', 'butuh', 'ajar', 'murid'

Pada Tahapan ini dilakukan *word embedding*. *Word embedding* adalah metode yang digunakan untuk membuat sebuah vektor dari pengubahan representasi kata[13]. Teknik yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan *embedding layer*. *Embedding layer* merupakan teknik *word embedding* yang dapat dipelajari dengan model *neural network* pada permasalahan natural *language procoessing*[14].

Selanjutnya tahapan *Data Split* yaitu membagi data menjadi dua yaitu data latih dan data uji[15]. Data latih digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji untuk menguji dan mengetahui performa model. Pada penellitian ini dilakukan 2 skenario *split* data yaitu model A dengan *test_size* = 0.2, yang berarti dari 3271 data diambil 20% atau sebanyak 654 dan sisanya 80% untuk data latih atau sebanyak 2617 data, sedangkan untuk model B dengan *test_size* = 0.3, yang berarti 30% untuk data uji dan 70% untuk data test. Setelah melewati tahapan tersebut diatas langkah selanjutnya adalah pembuatan model *Concolutional Neural Network* (CNN) dibangun menggunakan *library keras* pada Python, seperti yang terdapat pada Gambar 3

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding_1 (Embedding)	(None, 100, 300)	960900
conv1d_1 (Conv1D)	(None, 93, 64)	153664
max_pooling1d_1 (MaxPooling1D)	(None, 46, 64)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 46, 64)	0
dense_3 (Dense)	(None, 46, 32)	2080
dropout_3 (Dropout)	(None, 46, 32)	0
dense_4 (Dense)	(None, 46, 24)	792
global_max_pooling1d_1 (GlobalMaxPooling1D)	(None, 24)	0
dense_5 (Dense)	(None, 3)	75

=====
 Total params: 1,117,511
 Trainable params: 1,117,511
 Non-trainable params: 0

Gambar 3. Layer CNN

Lapisan masukan data pertama dari model ini secara implisit dapat disebut lapisan masukan. Lapisan masukan dengan format keluaran (Tidak ada, 100, 300) menggunakan keluaran lapisan masukan. Tidak ada yang berarti bahwa dimensi lapisan adalah variabel, yaitu ukuran

yang ditetapkan tidak tetap, tetapi ditentukan secara otomatis dalam proses pencocokan atau prediksi. Layer ini bertanggung jawab untuk membuat proyeksi vektor dengan nilai proyeksi atau dimensi 300 sesuai dengan nilai variabel masukan fuzzy. Lapisan conv1d adalah lapisan yang menerima masukan berupa keluaran dari lapisan masukan. Level dengan format output (Tidak ada, 93, 64) membuat output dari level input kernel dapat difilter (operasi dot matrix). Kernel memindahkan kolom (secara horizontal) dari tiga titik data kapan saja. Ada 64 filter per konvolusi. Dengan ukuran kernel 3 dan pergeseran atau step 1 maka didapatkan vektor keluaran sebesar 1 x 48. Contoh konvolusi yang terjadi dapat dilihat pada Gambar 3. Level ini memiliki regulator tipe l2 dengan nilai 0,0005 digunakan untuk menghindari overfitting dan fungsi Aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU). Kemudian layer global_max_pooling_1d mengambil hasil dari nilai maksimum perhitungan konvolusi yang dilakukan oleh kernel dan menetakannya sebagai nilai elemen kata terkuat.

Setelah model dibuat, maka dikompilasi dengan parameter berikut:

1. Mengoptimalkan parameter untuk melatih model "Adam".
2. Loss parameter untuk mendefinisikan fungsi loss.
3. Pengukur parametrik untuk akurasi

Setelah menentukan layer mana yang akan digunakan, langkah selanjutnya adalah menentukan ukuran stack, polinomial dan epoch, atau yang disebut loop, yang kemudian diimplementasikan sistem dalam proses pelatihan model. Selain data pelatihan, juga dilakukan validasi. Dalam sistem ini, inisialisasi ketiga nilai tersebut adalah sebagai berikut:

1. Batch size = 32, 64, dan 128
2. Verbose = 1
3. Epoch = 100

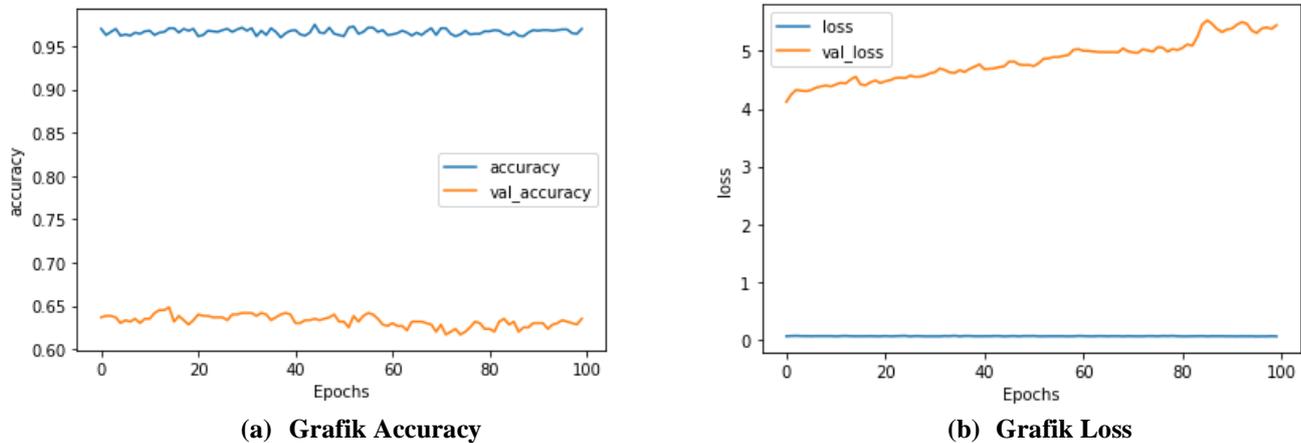
Pelatihan model jaringan saraf convolutional membandingkan beberapa skenario dengan hasil akurasi selama 100 zaman, dengan tujuan dari teknik ini adalah untuk menentukan model yang tepat dan sesuai untuk implementasi. Lihat Tabel 7 sebagai berikut,

Tabel 7. Skenario pengujian

Skenario	Data Training	Optimizer	Batch size	Akurasi Training
A	70%	Adam	32	0.9671
A	70%	Adam	64	0.9686
A	70%	Adam	128	0.9700
B	80%	Adam	32	0.9550
B	80%	Adam	64	0.9569
B	80%	Adam	128	0.9600
C	70%	SGD	32	0.5331
C	70%	SGD	64	0.4740
C	70%	SGD	128	0.5446
D	80%	SGD	32	0.5433
D	80%	SGD	64	0.4558
D	80%	SGD	128	0.5385
E	70%	RMSprop	32	0.9557
E	70%	RMSprop	64	0.9530
E	70%	RMSprop	128	0.9601
F	80%	RMSprop	32	0.9484
F	80%	RMSprop	64	0.9440

F	80%	RMSprop	128	0.9498
---	-----	---------	-----	--------

Dari skenario pengujian yang telah dibuat dengan perbandingan data training 70% dan 80% serta tiga parameter optimizer yaitu Adam, SGD, dan RMSprop, dan juga tiga ukuran *batch_size* yaitu 32, 64, dan 128 memperoleh hasil akurasi tertinggi dengan *data training* sebanyak 70% dengan *batch_size* 128 dan menggunakan *optimizer Adam*, seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil pengujian

Dapat dilihat pada Gambar 4 hasil percobaan menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan menggunakan skenario data latih sebanyak 70% pada epoch 100 terjadi *overfitting*. Tabel 8 adalah rangkuman hasil training skenario yang telah dilakukan.

Tabel 8. Hasil Training Skenario

Epoch	Loss	Accuracy	Val loss	Val akurasi
100/100	0.0532	0.9700	5.4489	0.6350

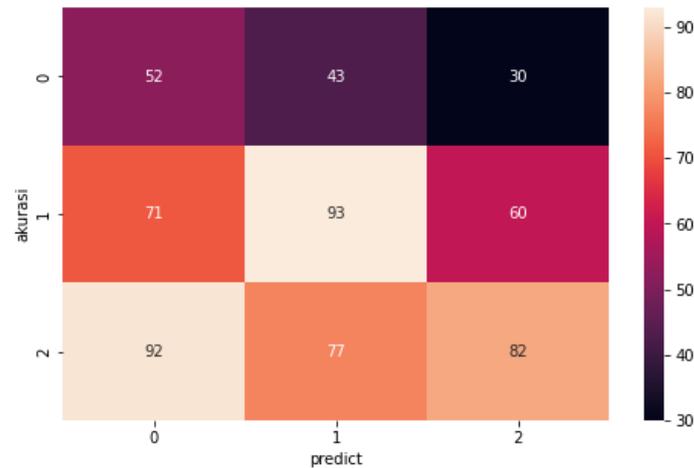
Dengan menggunakan data *training* 80% menggunakan *optimizer Adam* pada *epoch* 100 didapatkan nilai *loss* 0.0532, nilai akurasi 0.97000, nilai *validasi loss* 5.4489, dan nilai validasi akurasi 0.6350 dalam waktu 3 detik oleh karena itu pada penelitian ini mengimplementasikan model CNN dengan skenario A.

Analisis Hasil Pengujian

Dari hasil uji coba yang dilakukan dengan data tes sebanyak 617 data. Menentukan nilai kinerja sistem menggunakan matriks konfusi. Confusion matrix adalah suatu metode untuk mengevaluasi dan menyajikan hasil klasifikasi dalam kaitannya dengan data sebenarnya dan data prediksi dari klasifikasi yang dibuat, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Dari Gambar 4 dapat dihitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

$$Accuracy (\%) = \frac{227+312}{600} \times 100\% = 0,898 \times 100\%$$

Akurasi pada *epoch* 100 tersebut bernilai 89,8%. Nilai ini didapatkan dengan membagi jumlah true positive dengan seluruh jumlah data.



Gambar 4. Confusion Matrix

$$Precision (\%) = \frac{227}{227 + 163} \times 100\% = \frac{227}{390} \times 100\% = 0,58$$

Precision pada *epoch* 100 tersebut bernilai 0,58 atau 58%. Nilai ini didapatkan dengan membagi *true positif* dibagi *true positif* dan *false positif*

$$Recall (\%) = \frac{227}{227 + 73} \times 100\% = \frac{227}{300} \times 100\% = 0,76$$

Precision pada *epoch* 100 tersebut bernilai 0,76 atau 76%. Nilai ini didapatkan dengan membagi *true positif* dengan *true positif* dan *false negative*.

$$F1-Score (\%) = \frac{2 \times 0,58 \times 0,76}{0,58 + 0,76} \times 100\% = \frac{0,8816}{0,4408} \times 100\% = 200$$

F1-Score pada *epoch* 100 tersebut bernilai 200. Nilai ini didapat dengan membagi hasil kali recall dan precision dengan dua, yaitu dibagi dengan jumlah true positive precision recall dibagi dengan true positive dan false positive.

Setelah masing-masing dari nilai recall, precision dan f1-score dinyatakan dalam bentuk presentase, maka hasil dari nilai perhitungan diatas akan dikalikan dengan 100% sehingga didapatkan nilai dari masing-masing persamaan diatas yaitu

1. *Accuracy* : 89%
2. *Precision* : 58%
3. *Recall* : 76%
4. *F1-Score* : 200%

4. KESIMPULAN

Confusion Matrix digunakan untuk proses evaluasi sistem apakah model yang digunakan dan pada penelitian ini didapatkan *accuracy* sebesar 89%, *precision* 58%, *recall* 76%. Hasil akhirnya adalah, perbandingan opini masyarakat terhadap Kurikulum Merdeka pada media sosial Twitter didapatkan bahwa presentase sentimen tertinggi adalah sentimen Negatif, yaitu sebesar 41,9% dilanjut dengan sentimen Positif sebesar 37,3% dan sentimen Netral 20,8%, dari persentase yang didapatkan dapat disimpulkan bahwa Kurikulum Merdeka pada jenjang SMA masih kurang baik.

Peneliti menyarankan untuk mengembangkan penelitian lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi tes model yang lebih tepat. Tingkatkan jumlah data dan tingkatkan langkah-langkah pra-pemrosesan yang digunakan, karena jumlah kumpulan data dan pra-pemrosesan juga dapat memengaruhi kinerja model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kepmendikbudristekdikti, “Pedoman penerapan kurikulum dalam rangka pemulihan pembelajaran,” 2022. [Online]. Available: https://jdih.kemdikbud.go.id/sjdih/siperpu/dokumen/salinan/salinan_20220711_121315_Fix Salinan JDIH_Kepmen Perubahan 56 Pemulihan Pembelajaran.pdf
- [2] P. W. A. Wianto, *Analisis Sentimen Media Sosial Untuk Teks Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Cnn (Convolutional Neural Network) (Studi Kasus: Politik)*. 2018.
- [3] M. A. Rahman, H. Budianto, and E. I. Setiawan, “Aspect Based Sentimen Analysis Opini Publik Pada Instagram dengan Convolutional Neural Network,” *J. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1, no. 2, pp. 50–57, 2019, doi: 10.52985/insyst.v1i2.83.
- [4] R. G. Purnasiwi, K. Kusriani, and M. Hanafi, “Analisis Sentimen Pada Review Produk Skincare Menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM),” *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 3, no. 2, pp. 11433–11448, 2023, doi: 10.31004/innovative.v3i2.1649.
- [5] P. L. Parameswari and P. Prihandoko, “Penggunaan Convolutional Neural Network Untuk Analisis Sentimen Opini Lingkungan Hidup Kota Depok Di Twitter,” *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 27, no. 1, pp. 29–42, 2022, doi: 10.35760/tr.2022.v27i1.4671.
- [6] D. T. Hermanto, A. Setyanto, and E. T. Luthfi, “Algoritma LSTM-CNN untuk Binary Klasifikasi dengan Word2vec pada Media Online,” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 8, no. 1, p. 64, 2021, doi: 10.24076/citec.2021v8i1.264.
- [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] S. J. Pipin, R. Purba, and H. Kurniawan, “Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation,” *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 4, no. 4, pp. 806–815, 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.4014.
- [9] F. Faturohman, B. Irawan, and C. Setianingsih, “Analisis Sentimen Pada Bpjs Kesehatan Menggunakan Recurrent Neural Network,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 2, pp. 4545–4552, 2020.
- [10] D. Restyo Nugroho, H. Harliana, and A. C. Fauzan, “Penerapan Algoritma Fuzzy Sugeno Dalam Menentukan Keputusan Guru Berprestasi Di SMKS Roudlotun Nasyiin,” *J. Autom. Comput. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 127–136, 2023, doi: 10.47134/jacis.v3i2.63.
- [11] L. Firdaus and T. Setiadi, “Perbandingan Algoritma Naive Bayes, Decision Tree, dan KNN untuk Klasifikasi Produk Populer Adidas US dengan Confusion Matrix,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 185–195, 2023, doi: 10.30865/json.v5i2.6124.
- [12] S. Nuralia, H. Harliana, and T. Prabowo, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dalam Memprediksi Kelulusan Mahasiswa,” *J. Autom. Comput. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 1, pp. 63–72, 2023, doi: 10.47134/jacis.v3i1.57.
- [13] F. S. Lestari, H. Harliana, M. M. Huda, and T. Prabowo, “Sentiment Analysis of iPusnas Application Reviews on Google Play Using Support Vector Machine,” *Proc. Int. Semin. Business, Educ. Sci.*, vol. 1, no. August, pp. 178–188, 2022, doi: 10.29407/int.v1i1.2656.

-
- [14] I. N. Husada and H. Toba, “Pengaruh Metode Penyeimbangan Kelas Terhadap Tingkat Akurasi Analisis Sentimen pada Tweets Berbahasa Indonesia,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 400–413, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2743.
- [15] R. Oktafiani and R. Rianto, “Perbandingan Algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Decision Tree untuk Sistem Rekomendasi Tempat Wisata,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 113–121, 2023, doi: 10.25077/teknosi.v9i2.2023.113-121.