

Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Aplikasi *Mobile Banking* Dengan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* Dan *PCA*

I Made Juniandika^{a1}, Gst. Ayu Vida Mastrika Giri^{a2}, Anak Agung Istri Ngurah Eka Karyawati^{b3}, I Gusti Ngurah Anom Cahyadi Putra^{b4}

^aProgram Studi Informatika, Universitas Udayana
Kuta Selatan, badung, Bali, Indonesia
¹juniandika7072@email.com
²vida@unud.ac.id

^bProgram Studi Informatika, Universitas Udayana
Kuta Selatan, badung, Bali, Indonesia
³eka.karyawati@unud.ac.id
⁴anom.cp@unud.ac.id

Abstrak

Analisis sentimen adalah proses untuk menilai dan memahami opini yang terkandung dalam teks yang dihasilkan oleh pengguna. Dalam konteks aplikasi mobile banking, pendekatan analisis sentimen berbasis aspek efektif untuk mengevaluasi opini pengguna mengenai fitur-fitur tertentu. Penelitian ini memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk menganalisis sentimen dan aspek dengan memproses fitur-fitur teks secara mendalam. Selain itu, digunakan Principal Component Analysis (PCA) untuk mereduksi dimensi data, yang mempercepat proses analisis tanpa mengorbankan informasi penting. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi metode CNN dan PCA dengan pengaturan hyperparameter terbaik menghasilkan akurasi 96% untuk klasifikasi sentimen, 87% untuk klasifikasi aspek positif, dan 86% untuk klasifikasi aspek negatif, dengan waktu pelatihan rata-rata masing-masing 0,4 menit, 2 menit, dan 0,7 menit. Tanpa PCA, akurasi meningkat menjadi 98% untuk sentimen, 79% untuk aspek positif, dan 88% untuk aspek negatif, tetapi waktu pelatihan jauh lebih lama, yaitu 13 menit, 7 menit, dan 4 menit. Meskipun PCA sedikit mengurangi akurasi, efisiensi waktu yang ditawarkannya memberikan keuntungan besar dalam analisis sentimen berbasis aspek, membantu pengembang aplikasi untuk lebih memahami kebutuhan pengguna dan meningkatkan kualitas layanan.

Keywords: Analisis Sentimen, Convolutional Neural Network, PCA, Hyperparameter, efisiensi waktu.

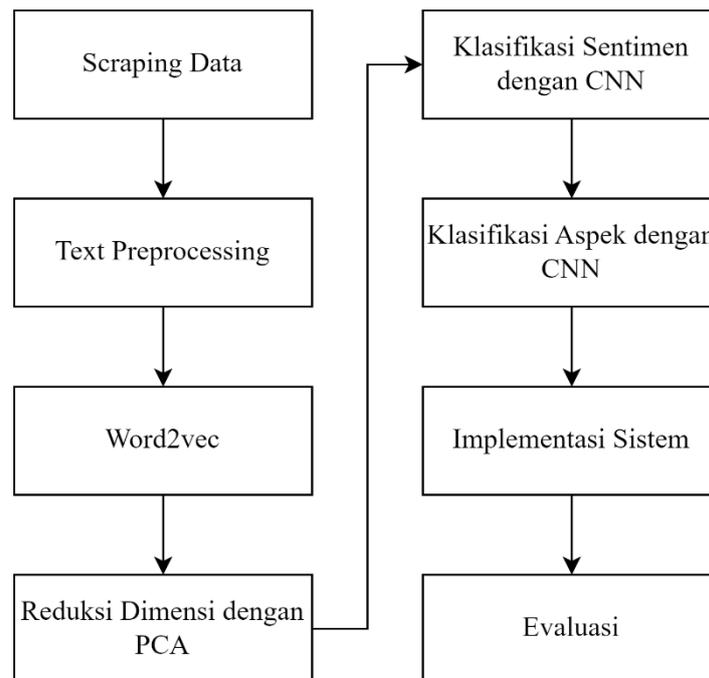
1. Pendahuluan

BRImo merupakan aplikasi keuangan digital berbasis *mobile* yang dimiliki oleh Bank Rakyat Indonesia (BRI) yang diciptakan untuk memberikan kemudahan bagi nasabah dalam melakukan proses transaksi perbankan secara online. Berdasarkan data pada situs Google Play pada tanggal 24 Maret 2023, aplikasi BRImo tercatat memiliki rating sebesar 4,5 dengan jumlah unduhan kurang lebih sebesar 10 juta dan ulasan komentar pengguna sebesar 1.09 juta (*BRImo BRI - Apps on Google Play*, 2023). Ulasan komentar dari pengguna aplikasi pada *Play Store* terdiri dari *review* positif dan negatif yang dapat dijadikan sebagai bahan untuk melakukan analisis sentimen dan aspek dari aplikasi serta dijadikan sebagai tolak ukur terhadap kinerja aplikasi sehingga dapat dilakukan perbaikan[1]. Maka dari itu, diperlukan suatu metode klasifikasi teks untuk melakukan analisis dari ulasan pengguna aplikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. Penggunaan metode yang sesuai tidaklah cukup, seringkali terdapat permasalahan lainnya ketika membangun model yaitu durasi waktu yang diperlukan model untuk memproses data. Semakin banyak fitur dalam data, semakin besar dimensi yang akan dihasilkan, maka waktu eksekusi yang dibutuhkan model juga akan semakin lama. Oleh karena itu diperlukan suatu metode untuk melakukan reduksi dimensi yang dapat mengurangi jumlah dimensi dari fitur data tanpa menghilangkan informasi penting dari data tersebut, sehingga waktu eksekusi dapat dipangkas, salah satunya dengan menggunakan PCA.

Pada penelitian ini peneliti melakukan analisis sentimen dengan dua kelas yaitu positif dan negatif beserta aspek meliputi aspek kemudahan transaksi, kemudahan penggunaan aplikasi, transaksi gagal, gangguan sistem/jaringan, perekaman wajah, dan aspek lainnya pada ulasan aplikasi BRImo pada *Google Play* dengan jumlah dataset sebanyak 10.000 data, menggunakan *hyperparameter tuning* untuk mengetahui pemodelan yang menghasilkan akurasi tertinggi, serta penggunaan *PCA* untuk mempercepat proses pelatihan model. Sistem analisis sentimen dibangun menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan analisa sentimen dari bahasa Indonesia. Penelitian ini diharapkan dapat membantu para pengembang aplikasi untuk mengevaluasi kinerja dari aplikasi BRImo serta melakukan peningkatan layanan dari aplikasi tersebut.

2. Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan menggunakan metode eksperimen dengan urutan langkah-langkah dalam alur metode penelitian pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

1. Pengumpulan Data

Langkah awal dalam penelitian ini adalah melakukan pengumpulan data ulasan aplikasi BRImo pada kolom komentar *Google Play Store*. Proses pengambilan data ini menggunakan library dari package *pandas* yaitu *google-play-scraper* dengan bahasa pemrograman *Python*. Hasil dari scrapping ini akan disimpan pada file berformat *.csv*.

Terdapat dua jenis data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data latih sebanyak 80% dan data uji sebanyak 20%. Untuk analisis sentimen, data yang dipilih adalah data yang memiliki rating 1 dan 5. Pemilihan rating 1 untuk mewakili ulasan dengan sentimen negatif dan rating 5 mewakili ulasan bersentimen positif. Sementara untuk analisis aspek data yang digunakan adalah data sentimen positif dan negatif yang masing-masing berjumlah 5000 data. Untuk klasifikasi aspek bersentimen positif terdiri dari tiga kelas aspek yaitu aspek kemudahan transaksi sebanyak 2343 data, aspek kemudahan penggunaan aplikasi sebanyak 360 data, dan aspek lainnya sebanyak 2297 data. Sedangkan untuk klasifikasi aspek bersentimen negatif terdiri dari empat kelas aspek yaitu aspek transaksi gagal sebanyak 1166 data, aspek gangguan sistem/jaringan sebanyak 1200 data, aspek perekaman wajah sebanyak 1404 data,

dan aspek lainnya sebanyak 1230 data. Distribusi data yang digunakan untuk klasifikasi aspek dapat dilihat pada Tabel 1.

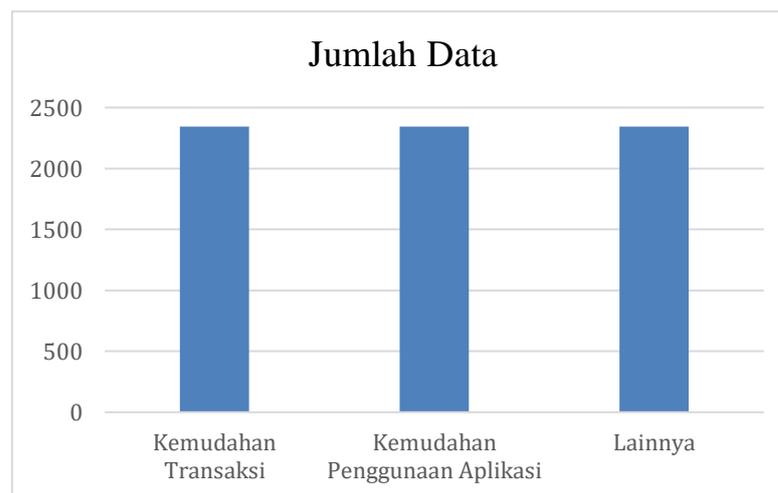
Tabel 1. Distribusi Dataset untuk Klasifikasi Aspek

Sentimen	Aspek	Jumlah Data
Positif	Kemudahan Transaksi	2343
	Kemudahan Penggunaan Aplikasi	360
	Lainnya	2297
Negatif	Kegagalan Transaksi	1166
	Gangguan Sistem/Jaringan	1200
	Perekaman Wajah	1404
	Lainnya	1230

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat perbandingan label aspek untuk data bersentimen positif sangat tidak berimbang hal ini dapat menyebabkan turunnya performa pada metode yang akan digunakan sehingga diperlukan teknik oversampling.

Pada Gambar 2 dapat dilihat jumlah data aspek bersentimen positif yang akan digunakan berimbang pada setiap label aspek yang ada. Total keseluruhan data yang digunakan untuk klasifikasi aspek bersentimen positif sebanyak 7029 data.

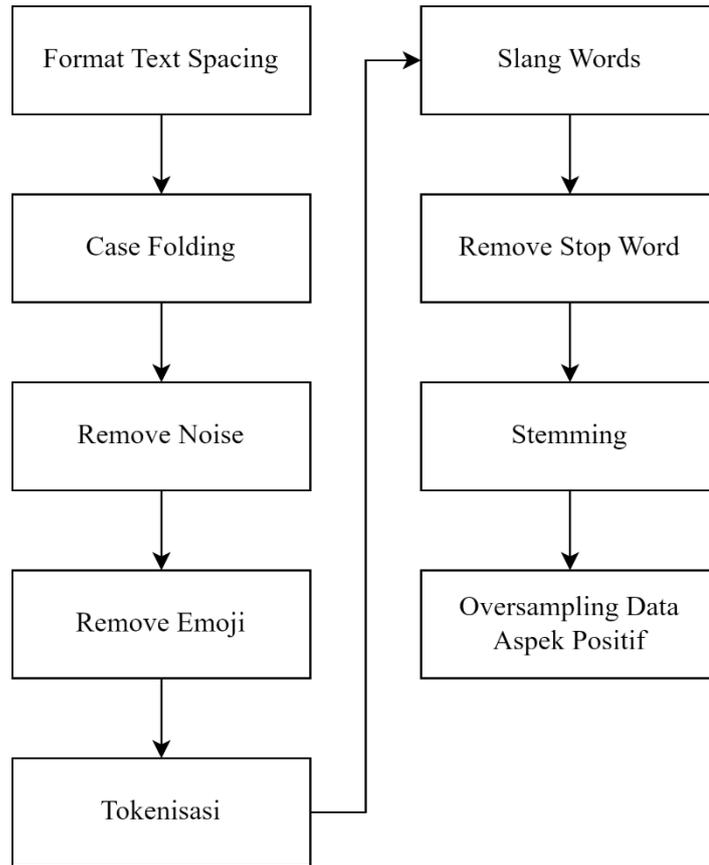
Gambar 2. Jumlah Data Aspek Positif Setelah Sampling Data



Pelabelan aspek memanfaatkan fitur pencarian pada kolom ulasan bersentimen positif dan negatif dengan menggunakan beberapa kata kunci seperti transaksi, penggunaan aplikasi, sinyal/jaringan, dan perekaman wajah. Hal ini dikarenakan pada penelitian ini hanya menggunakan ulasan yang menyinggung tentang kemudahan dan kegagalan transaksi, kemudahan penggunaan aplikasi, gangguan sistem/jaringan, dan perekaman wajah.

2. Preprocessing

Tahapan *preprocessing* teks mencakup *format text spacing*, *case folding*, *remove noise*, *remove emoji*, tokenisasi, *slang word*, *remove stop word*, dan *stemming*. Alur tahap *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. *Text Preprocessing*

Format *text spacing* mengatur format tanda baca dan spasi agar lebih rapi seperti menambahkan spasi setelah tanda baca titik dan koma, menghapus spasi berlebih di antara kata-kata, serta menghilangkan spasi di awal dan akhir teks. *Case folding* untuk dengan mengubah huruf besar menjadi huruf kecil. *Remove Noise* untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan dalam teks, seperti simbol, tag, angka, atau karakter aneh. *Remove Emoji* untuk menghilangkan emoji pada teks menggunakan library emoji. *Tokenizing* untuk memecah string masukan menjadi token-token per kata. *Slang word* untuk merubah kata-kata yang mengalami kesalahan dalam ejaan penulisan. *Stopword Removal*. Tahapan ini bertujuan untuk menghapus kata-kata yang tidak berhubungan dengan dokumen. *Stemming* dilakukan untuk mendapatkan kata dasar dari setiap kata dalam teks. *Oversampling* digunakan untuk menyeimbangkan jumlah data aspek sentimen positif sehingga masing-masing kelas aspeknya memiliki jumlah data yang sama.

3. Word2vec

Pada penelitian ini *word embedding* yang digunakan adalah *word2vec* untuk mengkonversi teks menjadi representasi numerik dalam bentuk *vector*. Penggunaan *word2vec* didasarkan pada penelitian yang dilakukan oleh Pratama, Murdiansyah dan Lhaksana (2023) yang menyatakan bahwa *word2vec* membantu meningkatkan kinerja model klasifikasi.

4. Reduksi Dimensi

Dalam penelitian ini akan menguji metode dengan penerapan reduksi dimensi menggunakan *PCA* dan tanpa reduksi dimensi. Reduksi dimensi dengan *PCA* akan mengambil informasi penting dalam data yang besar dengan menemukan pola pada dimensi yang paling tinggi[2]

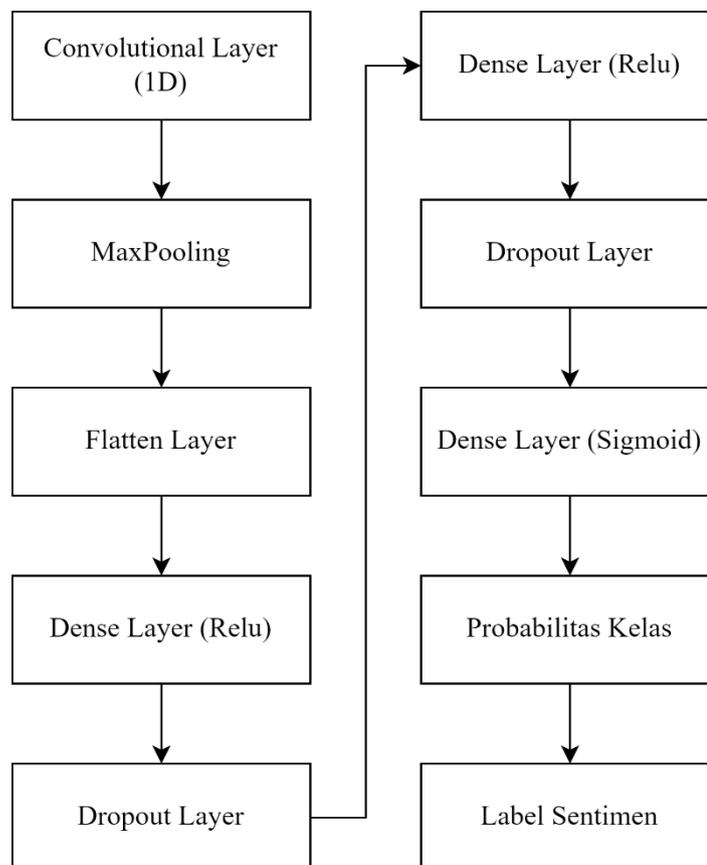
serta menghasilkan dimensi sebesar k *principal component* yang digunakan sedangkan tanpa reduksi dimensi langsung menggunakan dimensi yang dihasilkan dari vektor kalimat.

5. Klasifikasi Sentimen dan Klasifikasi Aspek

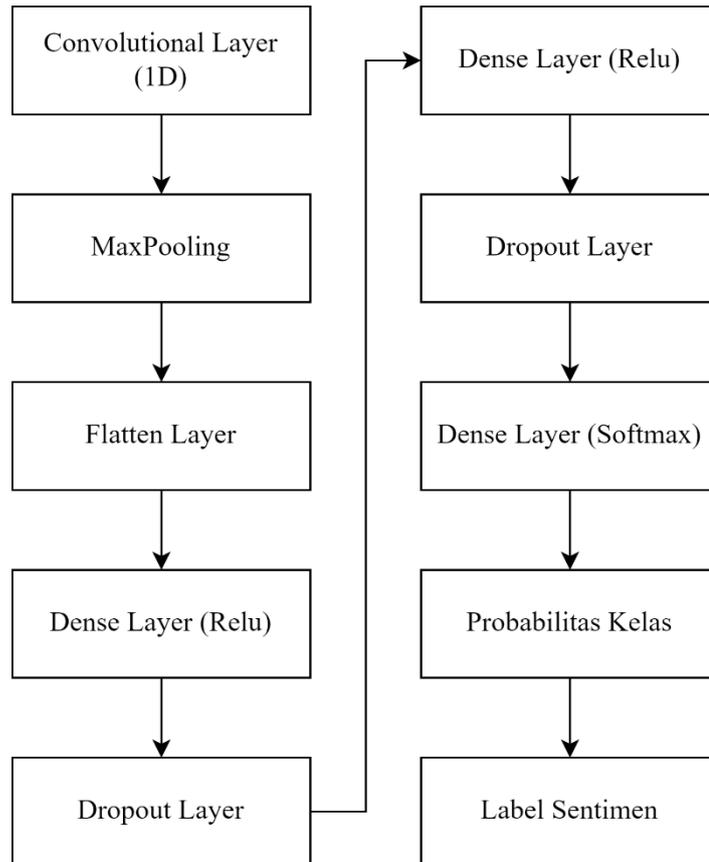
Klasifikasi sentimen dan aspek menggunakan *convolutional neural network*. Penerapan klasifikasi sentimen dilakukan terlebih dahulu dikarenakan perbedaan aspek yang terdapat antara data bersentimen positif dengan data bersentimen negatif. Gambar 4 dan 5 merupakan arsitektur metode CNN untuk mesin klasifikasi sentimen dan aspek. Setelah dilakukan proses *word embedding* dan penerapan reduksi dimensi menggunakan PCA maupun tanpa reduksi dimensi pada data, selanjutnya akan masuk dan diproses ke dalam lapisan-lapisan yang ada pada arsitektur CNN yang meliputi lapisan *convolutional*, lapisan *max pooling*, lapisan *flatten*, lapisan *dropout*, dan lapisan *fully connected*.

Pada penelitian ini, penulis menggunakan konvolusi 1D. Pemilihan konvolusi 1D dikarenakan sangat efektif dalam menurunkan fitur dari segmen dengan panjang yang tetap dari keseluruhan dataset dan bekerja dengan baik untuk permasalahan NLP[3]. Setelah itu dilakukan operasi perkalian dan penjumlahan antara bobot *filter* dan bobot dari matriks *input*, serta operasi *non-linear* menggunakan fungsi aktivasi *ReLU*. *ReLU* digunakan karena memiliki keuntungan kompleksitas rendah[4]. Proses tersebut akan menghasilkan *feature map*

Lapisan *flatten* ditambahkan untuk memastikan dimensi dari vektor sesuai dengan input yang diharapkan oleh lapisan berikutnya[5]. Menambahkan lapisan *dropout* untuk mencegah *overfitting*. Tahapan terakhir yaitu *output layer*. Dalam *output layer* pada mesin klasifikasi sentimen terdapat *fully connected layer* yang memiliki 1 neuron dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. *Sigmoid* digunakan untuk permasalahan klasifikasi biner. Sedangkan untuk mesin klasifikasi aspek positif menggunakan jumlah neuron 3 pada *output layer* dan pada mesin klasifikasi aspek negatif, pada *output layer* jumlah neuron sebanyak 4. Fungsi aktivasi yang digunakan untuk kedua model aspek tersebut yaitu *softmax*. *Softmax* digunakan untuk permasalahan klasifikasi *multiclass*



Gambar 4. Arsitektur Mesin Klasifikasi Sentimen



Gambar 5. Arsitektur Mesin Klasifikasi Aspek

6. Tuning Hyperparameter

Tahapan ini dilakukan untuk menyeleksi model terbaik dengan metode *k-fold validation* dengan jumlah data yang digunakan adalah 80% *data training*. Jumlah fold yang digunakan sebanyak lima dengan tujuan untuk mendapatkan kombinasi hyperparameter dengan performa terbaik. *Hyperparameter* yang akan diatur sehingga mendapatkan model CNN terbaik adalah *learning rate*, *batch size*, dan *epoch*. Nilai *hyperparameter* yang akan diuji pada model untuk klasifikasi sentimen dapat dilihat pada Tabel 2. Sedangkan untuk *hyperparameter* yang akan diuji pada model klasifikasi aspek dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 2. *Hyperparameter* Model Klasifikasi Sentimen

No	Parameter	Ukuran
1	Jumlah filter	64
2	Kernel size	2
3	Learning rate	0.01, 0.001, 0.0001
4	Batch size	16, 32, 64
5	Epoch	5, 10, 15

Tabel 3. *Hyperparameter* Model Klasifikasi Aspek

No	Parameter	Ukuran
1	Jumlah filter	64
2	Kernel size	2
3	Learning rate	0.01, 0.001, 0.0001
4	Batch size	16, 32, 64
5	Epoch	15, 20, 25

7. Pengujian Model

Pengujian Model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk menguji model terbaik berdasarkan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f-1 score*. Data yang digunakan adalah data *testing* (20% data). Evaluasi akurasi, *precision*, *recall*, dan *f-1 score* akan memberikan nilai berupa persentase dari hasil klasifikasi *Convolutional Neural Network* dengan reduksi dimensi menggunakan PCA dan tanpa reduksi dimensi, sehingga bila nilai semakin mendekati 1 maka model yang dibuat semakin baik.

3. Hasil dan Pembahasan

Tahap ini menjelaskan performa model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi sentimen dan klasifikasi aspek, baik ketika menggunakan reduksi dimensi dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA) maupun tanpa reduksi dimensi. Proses ini bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana *hyperparameter* terbaik mampu meningkatkan kinerja model. Untuk mengukur performa model klasifikasi, digunakan metode evaluasi *confusion matrix*.

Evaluasi dilakukan dengan *data testing*. Hasil evaluasi model terbaik untuk klasifikasi sentimen dengan reduksi dimensi PCA menggunakan *tuning hyperparameter learning rate* 0.001, *batch size* 32, dan *epoch* 10. Performa model klasifikasi sentimen dengan reduksi dimensi PCA menggunakan *data testing* menunjukkan performa baik. Dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Evaluasi Model Klasifikasi Sentimen dengan Reduksi Dimensi PCA

	precision	recall	f-1 score	Jumlah data
Positif	0.97	0.96	0.96	1012
Negatif	0.96	0.97	0.96	988
Accuracy			0.96	2000
Avg	0.96	0.96	0.96	2000

Hasil evaluasi model klasifikasi sentimen tanpa reduksi dimensi dengan *tuning hyperparameter learning rate* 0.001, *batch size* 16, dan *epoch* 15 dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Evaluasi Model Klasifikasi Sentimen Tanpa Reduksi Dimensi

	precision	recall	f-1 score	Jumlah data
Positif	0.99	0.97	0.98	1012
Negatif	0.97	0.99	0.98	988
Accuracy			0.98	2000
Avg	0.98	0.98	0.98	2000

Dalam proses evaluasi model klasifikasi aspek, pengujian dilakukan dengan menggunakan *data testing* untuk menilai performa model yang telah dilatih. Model terbaik untuk klasifikasi aspek bersentimen positif dengan reduksi dimensi menggunakan PCA diperoleh melalui proses tuning hyperparameter. Hyperparameter optimal yang digunakan adalah learning rate 0.001, batch size 32, dan epoch 25 dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Evaluasi Model Klasifikasi Aspek Positif dengan Reduksi Dimensi PCA

	precision	recall	f-1 score	Jumlah data
Kemudahan Transaksi	0.89	0.86	0.87	485
Kemudahan Penggunaan Aplikasi	0.90	0.95	0.92	471
Lainnya	0.83	0.80	0.81	450
Accuracy			0.87	1406
Avg	0.87	0.87	0.87	1406

Untuk model klasifikasi aspek bersentimen positif tanpa reduksi dimensi, nilai akurasi terbaik diperoleh dengan nilai learning rate 0.01, batch size 64, dan epoch 25 dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Evaluasi Model Klasifikasi Positif Tanpa Reduksi Dimensi PCA

	precision	recall	f-1 score	Jumlah data
Kemudahan Transaksi	0.82	0.80	0.81	485
Kemudahan Penggunaan Aplikasi	0.83	0.81	0.82	471
Lainnya	0.70	0.75	0.72	450
Accuracy			0.79	1406
Avg	0.79	0.78	0.78	1406

Model terbaik untuk klasifikasi aspek negatif dengan reduksi dimensi menggunakan PCA diperoleh melalui proses *tuning hyperparameter*. *Hyperparameter* optimal yang digunakan adalah *learning rate* 0.0001, *batch size* 16, dan *epoch* 25 dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Evaluasi Model Klasifikasi Aspek Negatif dengan Reduksi Dimensi PCA

	precision	recall	f-1 score	Jumlah data
Perekaman Wajah	0.91	0.95	0.93	260
Transaksi Gagal	0.86	0.74	0.80	252
Gangguan Sistem/Jaringan	0.95	0.89	0.92	246
Lainnya	0.75	0.87	0.81	242
Accuracy			0.86	1000
Avg	0.87	0.86	0.86	1000

Evaluasi selanjutnya adalah model klasifikasi aspek negatif tanpa reduksi dimensi dengan menggunakan *tuning hyperparameter learning rate* 0.01, *batch size* 64, dan *epoch* 20 dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Evaluasi Model Klasifikasi Aspek Negatif Tanpa Reduksi Dimensi

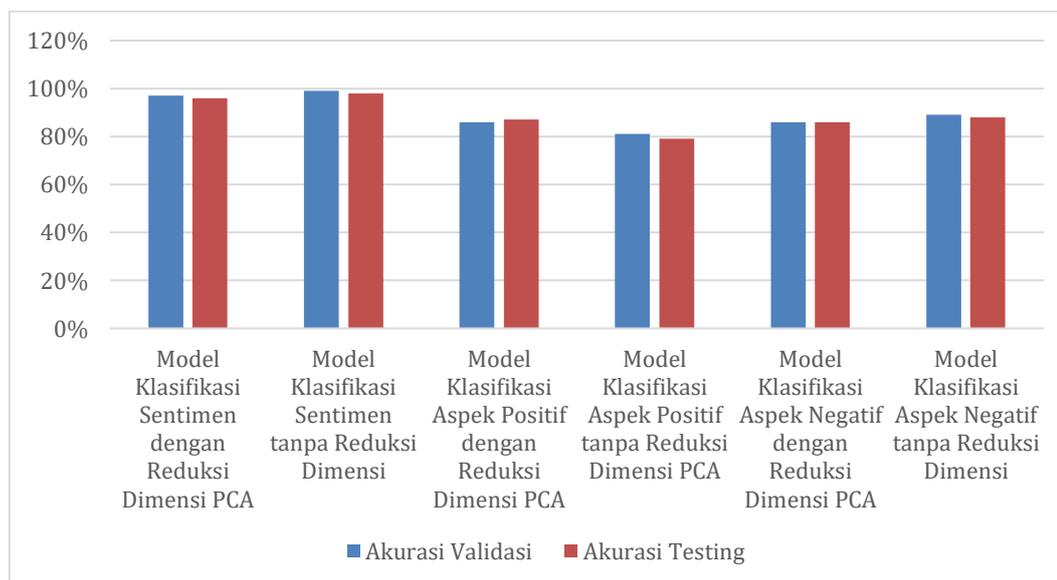
	precision	recall	f-1 score	Jumlah data
Perekaman Wajah	0.95	0.97	0.96	260
Transaksi Gagal	0.75	0.81	0.79	252
Gangguan Sistem/Jaringan	0.98	0.96	0.97	246
Lainnya	0.82	0.76	0.79	242
Accuracy			0.88	1000
Avg	0.88	0.88	0.88	1000

Tabel 10 menyajikan perbandingan akurasi dan waktu pelatihan (*training time*) untuk masing-masing model klasifikasi yang telah dilatih. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa semua model menunjukkan performa yang baik ketika diuji dengan *data testing (unseen data)*.

Tabel 10. Perbandingan Akurasi Training dan Testing model klasifikasi.

	Akurasi Validasi	Akurasi Testing	Training Time
Model Klasifikasi Sentimen dengan Reduksi Dimensi PCA	97%	96%	23 detik / 0.4 menit
Model Klasifikasi Sentimen tanpa Reduksi Dimensi	99%	98%	775 detik / 13 menit
Model Klasifikasi Aspek Positif dengan Reduksi Dimensi PCA	86%	87%	130 detik/2 menit
Model Klasifikasi Aspek Positif tanpa Reduksi Dimensi PCA	81%	79%	415 detik/7 menit
Model Klasifikasi Aspek Negatif dengan Reduksi Dimensi PCA	86%	86%	44 detik / 0.7 menit
Model Klasifikasi Aspek Negatif tanpa Reduksi Dimensi	89%	88%	229 detik / 4 menit

Gambar 6. Perbandingan Akurasi *Training* dan *Testing* Model Klasifikasi



4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja model dalam menganalisis sentimen dan aspek pengguna terhadap aplikasi BRImo. Melalui penggunaan algoritma CNN dan PCA diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Penggunaan PCA untuk reduksi dimensi pada model klasifikasi sentimen dan aspek mempengaruhi akurasi dan waktu pelatihan. Model sentimen dengan PCA memiliki akurasi 96%, sedikit lebih rendah dari 98% tanpa PCA. Pada model aspek positif, PCA meningkatkan akurasi menjadi 87% dari 79% tanpa PCA, sementara pada aspek negatif, PCA menurunkan akurasi menjadi 86% dari 88%. Namun, model dengan PCA lebih efisien dalam waktu pelatihan. Model sentimen hanya membutuhkan 0,4 menit, model aspek positif hanya

membutuhkan waktu 2 menit, dan model aspek negatif membutuhkan waktu 0.7 menit. Sedangkan tanpa PCA model sentimen, model aspek positif, dan model aspek negatif masing-masing memerlukan waktu 13 menit, 7 menit, dan 4 menit.

References

- [1] R. Wahyudi dan G. Kusumawardana, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, hal. 200–207, 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.9681.
- [2] Y. Pratama, D. T. Murdiansyah, dan K. M. Lhaksana, "Analisis Sentimen Kendaraan Listrik Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Logistic Regression dan Principal Component Analysis," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 1, hal. 529–535, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5575.
- [3] N. Nurdin, I. Musyawah, N. Nurfitriani, dan A. Jalil, "Pengaruh Pelayanan Mobile Banking Terhadap Kepuasan Nasabah (Studi Pada Mahasiswa Perbankan Syariah IAIN Palu)," *J. Ilmu Perbank. dan Keuang. Syariah*, vol. 2, no. 1, hal. 87–104, 2020, doi: 10.24239/jipsya.v2i1.24.87-104.
- [4] S. N. Listyarini dan D. A. Anggoro, "Analisis Sentimen Pilkada di Tengah Pandemi Covid-19 Menggunakan Convolution Neural Network (CNN)," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 1, no. 7, hal. 261–268, 2021, doi: 10.52436/1.jpti.60.
- [5] I. M. A. Susilayasa, A. A. I. Eka Karyawati, L. G. Astuti, L. A. A. Rahning Putri, I. G. Arta Wibawa, dan I. K. Ari Mogi, "Analisis Sentimen Ulasan E-Commerce Pakaian Berdasarkan Kategori dengan Algoritma Convolutional Neural Network," *JELIKU (Jurnal Elektron. Ilmu Komput. Udayana)*, vol. 11, no. 1, hal. 1, 2022, doi: 10.24843/jlk.2022.v11.i01.p01.

This page is intentionally left blank.