

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi E-Samsat Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode BiGRU

Rahma Kania Dewi^{1*}, Bertho Tantular², Jadi Suprijadi³, Anindya Apriliyanti Ptavitasari⁴

^{1,2,3,4}Statistika, Universitas Padjadjaran, Sumedang, Indonesia
*rahma19006@mail.unpad.ac.id

Received: 24 January 2023

Revised: 4 August 2023

Accepted: 4 October 2023

ABSTRAK – Menyelenggarakan fasilitasi pelaksanaan tugas pendapatan daerah dan pelayanan umum merupakan salah satu tugas pokok, fungsi, rincian tugas unit, dan tata kerja Badan Pendapatan Daerah Provinsi Jawa Barat. Salah satu pelayanan umum untuk masyarakat dalam meningkatkan Pelayanan kepada Masyarakat Jawa Barat adalah meluncurkan salah satu inovasi e-samsat dalam memberikan pelayanan pembayaran Pajak Kendaraan Bermotor (PKB) tahunan dan memperbaharui status kepemilikan berupa aplikasi *smartphone* berbasis Android yaitu Samsat Mobile Jawa Barat (SAMBARA) dan dapat diunduh gratis pada *Google Play Store*. Kepuasan pelayanan merupakan hal yang penting dalam pengembangan pelayanan maka dari itu dilakukan penelitian. Penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap aplikasi Samsat Mobile Jawa Barat (SAMBARA) di *Google Play Store* dengan mengelompokkan ulasan pengguna menjadi tiga kelompok yaitu Positif, Negatif dan Netral. Metode yang dipilih adalah *Bidirectional gated recurrent unit* (BiGRU). BiGRU mampu memprediksi ulasan pengguna dengan akurasi hingga 87,37%, yang dianggap baik dan dapat digunakan untuk membantu perkembangan aplikasi pelayanan di Jawa Barat.

Kata kunci – Analisis Sentimen, BiGRU, Deep Learning, E-Samsat, Jawa Barat

ABSTRACT – Organizing the facilitation of local revenue tasks and public services is one of the main tasks, functions, detailed unit tasks, and work procedures of the West Java Provincial Revenue Agency. One of the public services for the community in improving service to the West Java community is to launch an e-samsat innovation in providing annual Motor Vehicle Tax (PKB) payment services and updating ownership status through an Android-based smartphone application called Samsat Mobile Jawa Barat (SAMBARA) and can be downloaded for free on the Google Play Store. Service satisfaction is an important aspect in service development, therefore research was conducted. This study analyzes the sentiment of the Samsat Mobile Jawa Barat (SAMBARA) application on the Google Play Store by categorizing user reviews into three groups: Positive, Negative, and Neutral. The method chosen is the *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU). BiGRU is able to predict user reviews with an accuracy of up to 87.37%, which is considered good and can be used to help the development of service applications in West Java.

Keywords – Sentiment Analysis, BiGRU, Deep Learning, E-Samsat, West Java

I. PENDAHULUAN

Berdasarkan Peraturan Gubernur Jawa Barat No. 80 Tahun 2016 tentang tugas pokok, fungsi, rincian tugas unit, dan tata kerja Badan Pendapatan Daerah Provinsi Jawa Barat, Badan Pendapatan Daerah Provinsi Jawa Barat merupakan badan pemerintahan tingkat provinsi yang memiliki tanggung jawab, Tugas Pokok dan Fungsi kepada Gubernur melalui Sekretaris Daerah untuk menyelenggarakan perumusan kebijakan teknis bidang keuangan aspek pendapatan daerah yang menjadi kewenangan Daerah Provinsi, menyelenggarakan pengelolaan keuangan aspek pengelolaan pendapatan daerah yang menjadi kewenangan Daerah Provinsi, menyelenggarakan fasilitasi pelaksanaan tugas pendapatan daerah dan pelayanan umum, menyelenggarakan administrasi Badan, menyelenggarakan evaluasi dan pelaporan Badan, dan menyelenggarakan fungsi lain sesuai dengan tugas pokok dan fungsinya [1].

Pada Tahun 2018, Pemerintah Provinsi Jawa Barat bekerja sama dengan Tim Pembina Samsat Jawa Barat, Badan Pendapatan Provinsi Jawa Barat, Kepolisian, dan Jasa Raharja, dalam menyelenggarakan fasilitasi pelaksanaan tugas pendapatan daerah dan meningkatkan Pelayanan kepada Masyarakat Jawa Barat meluncurkan salah satu inovasi e-samsat paling baru dalam memberikan pelayanan pembayaran Pajak Kendaraan Bermotor (PKB) tahunan dan memperbaharui status kepemilikan berupa aplikasi *smartphone* berbasis Android yaitu Samsat Mobile Jawa Barat (SAMBARA) dan dapat diunduh gratis pada *Google Play Store*. Melalui Inovasi ini Masyarakat bisa secara cepat, mudah, praktis, dan akurat dalam melakukan kewajiban dalam membayar Pajak Kendaraan Tahunan [2].

Jumlah ulasan aplikasi SAMBARA tiap tahunnya memiliki Jumlah yang besar yaitu 1062 hingga 3663 ulasan dan dalam pengembangan kepuasan dalam institusi Badan Pendapatan Provinsi Jawa Barat melakukan pengembangan sistem kepuasan pada ulasan pengguna secara manual dengan 1 tenaga kerja. Dengan adanya ulasan pengguna yang berjumlah banyak dan pengembangan sistem kepuasan pada ulasan pengguna secara manual dengan satu tenaga kerja serta mendukung aplikasi SAMBARA, maka perlu diadakannya penelitian analisis sentimen melalui ulasan pengguna aplikasi SAMBARA di *Google Play Store* untuk mempelajari dan mengembangkan kepuasan dari seluruh ulasan pengguna tersebut atas efisiensi, efektivitas, cara pandang, dan emosi terhadap layanan.

Peneliti memodelkan klasifikasi teks menggunakan pendekatan *machine learning* dan mendapatkan model terbaik untuk klasifikasi ini. Digunakannya *machine learning* atau pembelajaran mesin khususnya yaitu *deep learning* untuk mengatasi adanya ulasan yang meningkat pesat sehingga tidak bisa dilakukan pengembangan sistem kepuasan pada ulasan secara manual, permasalahan jumlah data yang besar dan pengembangan sistem pelayanan secara otomatis yang diharapkan nanti akan berkontribusi dalam memperbaiki layanan, mengembangkan layanan, memberikan gambaran umum terhadap persepsi pengguna aplikasi dan mengembangkan kepuasan pengguna aplikasi.

Selanjutnya terdapat studi kasus perbandingan metode untuk analisis sentimen dengan pendekatan machine learning dari beberapa publikasi yaitu pertama penelitian Dimas Ananda, dkk 2021 [3] mengenai analisis sentimen yang berjudul *Application of the Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU) in the Sentiment Analysis of Tokopedia Application Users* dengan metode BiGRU, GRU, LSTM, dan BiLSTM dengan hasil metode berbasis BiGRU memperoleh akurasi lebih besar dibandingkan GRU, LSTM, dan BiLSTM. Yang kedua penelitian dari Fadly Faturrohman & Dewi Rosmala 2022 [4] yang berjudul Analisis Sentimen Sosial Media dengan Metode Bidirectional Gated Recurrent Unit dengan memperoleh akurasi sebesar 97.7% yang merupakan performa model yang sangat bagus. Yang ketiga Mohammed Jabreel & Antonio Moreno 2021 [5] yang berjudul *Target-dependent Sentiment Analysis of Tweets using a Bi-directional Gated Target-dependent Sentiment Analysis of Tweets using a Bi-directional Gated* dengan membandingkan metode LSTM dan SVM. Metode berbasis Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU) dari penelitian tersebut memperoleh akurasi lebih besar dibandingkan LSTM dan SVM. Kemudian yang ke empat Yixin Tang, Jiada Liu, 2022 [6] yang berjudul *Gated Recurrent Units for Airline Sentiment Analysis of Twitter Data* menggunakan metode BiGRU, CNN, *Single Layer Network* dan hasil yang diperoleh metode berbasis BiGRU memperoleh akurasi lebih besar dibandingkan CNN dan *Single Layer Network*.

Berdasarkan informasi dari 4 literatur yang telah disebutkan di paragraf sebelumnya mengenai studi kasus perbandingan metode untuk analisis sentimen, Metode *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU) memperoleh akurasi yang besar dibandingkan metode lainnya. Sehingga menjadi salah satu alasan mengapa penelitian ini menggunakan Metode BiGRU sebagai algoritma untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi SAMBARA.

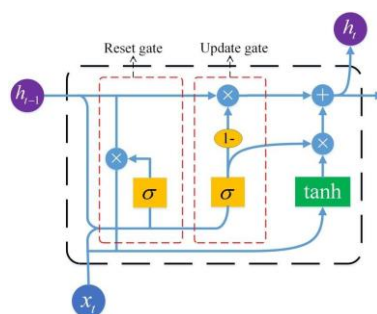
II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan analisis teks subjektif dengan proses memahami, mengekstrak dan mengolah data tekstual secara otomatis untuk mendapatkan pengetahuan dan informasi sentimen yang terkandung dalam suatu kalimat opini. Analisis sentimen dilakukan untuk melihat pendapat atau kecenderungan opini terhadap sebuah masalah atau objek seperti opini masyarakat mengenai produk, merek, layanan masyarakat, politik, atau topik lainnya oleh seseorang, apakah cenderung berpandangan netral atau beropini negatif atau positif [7].

B. Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit (GRU) adalah salah satu pengembangan arsitektur RNN yang yang dapat mengklasifikasikan data berurutan atau time series. *GRU* memiliki komputasi yang sederhana dari tipe arsitektur *Recurrent Neural Network (RNN)* lainnya, *GRU* memiliki akurasi yang sama dan cukup efektif untuk mengatasi masalah gradien yang menghilang. *GRU* memiliki 2 gate untuk komponen pengatur alur informasi *hidden state Gated Recurrent Unit (GRU)*, ialah *reset gate* dan *update gate*. *Reset gate* digunakan untuk menentukan bagaimana untuk menyatukan informasi masa lalu dan input yang baru, sedangkan *update gate* berfungsi menentukan seberapa banyak informasi masa lalu yang didapatkan untuk tetap disimpan atau dipertahankan [8]. Semakin tinggi nilai *update gate*, semakin banyak informasi masa lalu dipertahankan. Semakin kecil nilai *reset gate*, semakin banyak informasi diabaikan. Salah satu kelemahan jaringan *GRU* adalah hanya dapat menggunakan konteks sebelumnya tanpa mempertimbangkan konteks masa depan, sehingga *GRU* hanya dapat mengatur urutan dari depan yang mengakibatkan hilangnya informasi [9].



Gambar 1 Arsitektur Gated Recurrent Unit (GRU)
Sumber : Jing chen et al, 2021 [10]

Setiap *hidden state* pada langkah waktu t dihitung menggunakan persamaan berikut:

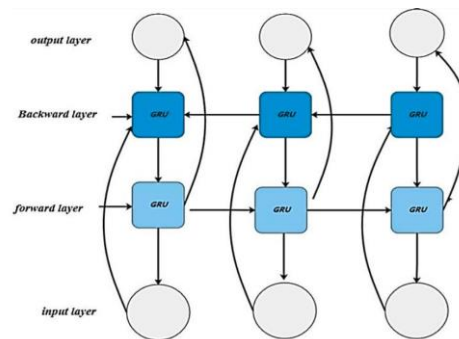
$$\begin{aligned}
 Z_t &= \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \\
 r_t &= \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \\
 \tilde{h}_t &= \tanh(W_h \cdot [r_{t-1}, x_t] + b_c) \\
 h_t &= (1 - Z_t) \times h_{t-1} + Z_t \times \tilde{h}_t
 \end{aligned}$$

Keterangan:

- Z_t = update reset
- r_t = reset gate
- \tilde{h}_t = candidate hidden state
- h_t = final hidden state
- h_{t-1} = state
- σ = lapisan jaringan gerbang sigmoid
- Tanh = lapisan jaringan fungsi aktivasi tanh
- W_h, W_z, W_r = matriks bobot

C. Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)

Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU) adalah arsitektur GRU yang terdiri dari dua GRU, GRU pertama mengambil input gate dalam arah maju, dan yang lainnya dalam arah mundur dengan mengambil forget gate. Sejak diperkenalkan, banyak peneliti menggunakan BiGRU untuk banyak tugas yang berbeda, termasuk analisis sentimen dan variannya [11]. Begitu banyak peneliti telah memanfaatkan *Bidirectional* GRU karena mampu memproses data di kedua arah dan informasi dari kedua *hidden layer* yang terpisah, kemudian dikumpulkan di *output layer* [12] Arsitektur dengan dua arah ini dapat menekuni data masa lalu dan data masa yang akan datang untuk setiap sekuen input yang sangat berguna untuk bisa mengakses dari informasi sebelum dan setelahnya [13].



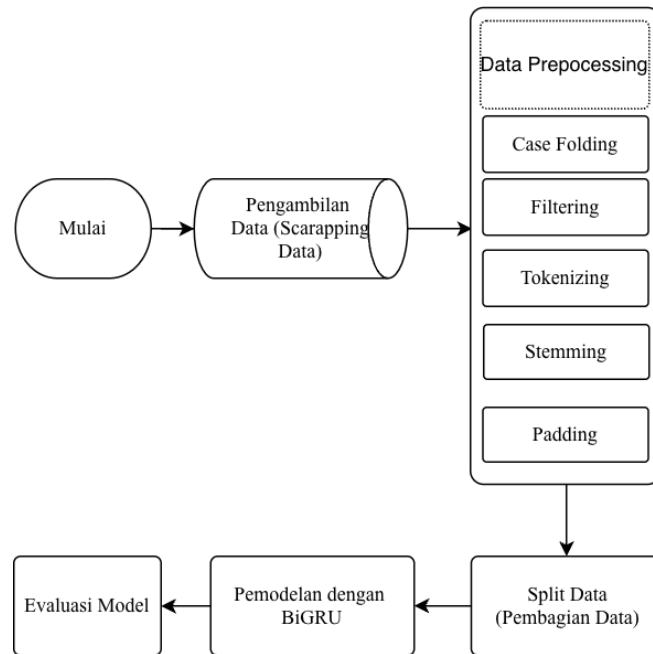
Gambar 2 Arsitektur Bidirectional Gated Recurrent Unit (GRU)
 Sumber: Ali et al., 2021 [14]

Arsitektur yang digunakan memakai formulasi hitungan sama seperti Gated Recurrent Unit (GRU) namun dilakukan hitungan dua arah:

$$\begin{aligned}
 \vec{h}_t &= \tanh(\vec{W}_h \cdot [\vec{h}_{t-1}, x_t] + \vec{b}_h) \\
 \overleftarrow{h}_t &= \tanh(\overleftarrow{W}_h \cdot [h_{t-1}, x_t] + \overleftarrow{b}_h) \\
 h_t &= \vec{h}_t \oplus \overleftarrow{h}_t
 \end{aligned}$$

III. METODOLOGI

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah Metode *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU). Analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi SAMBARA menggunakan bantuan *software* Google Collab dan *Python Programming Language*. Berikut visualisasi langkah- langkah metode penelitian:



Gambar 3 Arsitektur Bidirectional Gated Recurrent Unit (GRU)

Secara khusus, pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data ulasan pengguna dari Google Play Store yang berjumlah 2988 data, sedangkan data preprocessing adalah urutan tugas *Case Folding*, *Tokenizing*, *Filtering*, *Stemming*, dan *Padding*. Data tersebut kemudian dibagi menjadi dua kelompok untuk model pelatihan dan pengujian serta evaluasi model. BiGRU sebagai algoritma yang digunakan sebagai model dan beberapa literatur dijelaskan pada pendahuluan paper ini.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

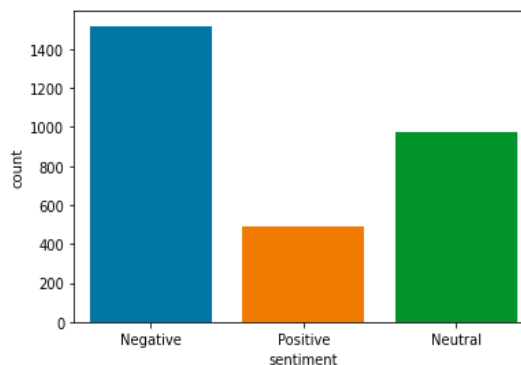
Berikut adalah hasil dan pembahasan penelitian dengan mengikuti metodologi di atas yaitu pemodelan analisis sentimen menggunakan *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU):

A. Pengambilan Data (Scraping Data)

Hasil Scraping data ulasan aplikasi SAMBARA di situs *Google Play Store* diambil sebanyak 2988 data ulasan pengguna.

B. Pelabelan Data (Labeling Data)

Ada 3 label yang digunakan yaitu “Negative”, “Netral”, dan “Positive”. Label “Negatif” adalah ulasan yang mengandung kata-kata kotor, ejekan, atau kontradiksi. Label “Netral” merupakan review yang memiliki kata-kata yang bermakna informasi, dan tidak memihak pada pro atau kontra. Label “Positif” adalah data ulasan yang berisi kata-kata kebaikan, pujian, persetujuan, atau dukungan. Pelabelan dilakukan oleh penulis terhadap 2988 data ulasan. Jumlah pelabelan untuk setiap kelas dapat dilihat pada Gambar 4 dan Tabel 1.



Gambar 4 Grafik Labeling Data

Tabel 1 Kelas Sentimen, Jumlah Sentimen, & Contoh Hasil Kelas Sentimen

Kelas sentimen	Jumlah Sentimen	Contoh Hasil Kelas Sentimen
Negatif	1519	Selalu pop up " go to settings and enable permissions" padahal semua udh ok. Terus mau daftar no hp gk bisa no rangka dan NIK sesuai komplain ke email gagal, aneh susah banget buat hidup maju, bikin aplikasi itu untuk mempermudah kalau pelayanannya ajah dipersulit buat apa aplikasinya di buat.
Netral	976	Pak....kl sdh byr...lalu mau ambil stnk asli tanpa bawa ktp asli bisa pak? Tp bw fotocopy ktp n surat kuasa
Positif	493	Sangat mmbantu , top bgt sambara smoga smakin mningkat kualitas'y

C. Pemrosesan Data (Prepossessing Data)

Tabel 2 Contoh Hasil Pemrosesan Data

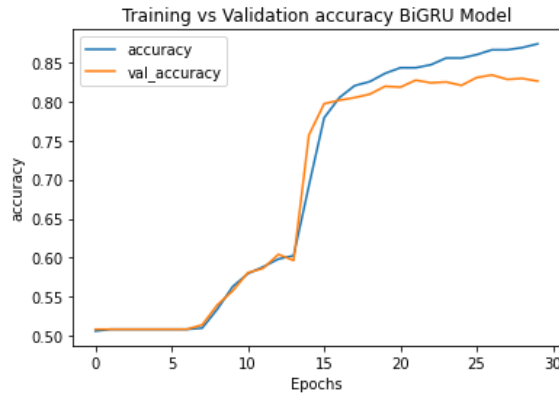
Contoh Hasil Case Folding
sangat mmbantu , top bgt sambara smoga smakin mningkat kualitas'y
Contoh Hasil Tokenizing
'sangat', 'mmbantu', 'top', 'bgt', 'sambara', 'smoga', 'smakin', 'mningkat', 'kualitas'y'
Contoh Hasil Filtering
'sangat', 'membantu' , 'top', 'banget', 'sambara', 'semoga', 'semakin', 'meningkat', 'kualitasnya'
Contoh Hasil Stemming
'sangat', 'bantu', 'top', 'banget', 'sambara', 'semoga', 'makin', 'tingkat', 'kualitas'
Contoh Word Index & Padding
{ '<OOV>': 1, 'pajak': 2, 'bisa': 3, 'bayar': 4, 'aplikasi': 5, 'stnk': 6, 'motor': 7, 'samsat': 8, ... }
maaf mau nanya saya mau pajak pas masukin nopolnya tidak keluar apa maintenance terima kasih
[49 6 170 2 6 3 31 190 1 7 153 23 151 60 50 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0]

D. Pembagian Data (Split Data)

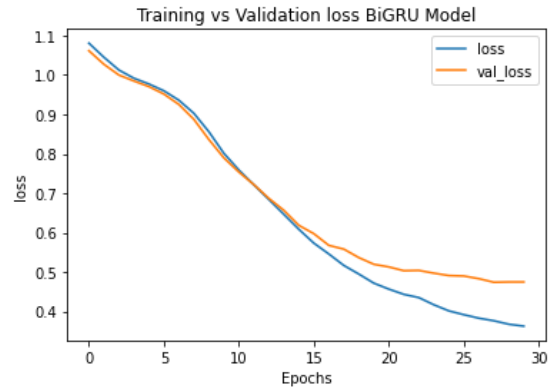
Data dalam penelitian ini akan dikelompokkan menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membuat dan melatih model yang akan digunakan. Pengujian data digunakan untuk menguji model yang telah dibuat. Distribusi data latih dan data pengujian pada penelitian ini adalah 70:30, sehingga 70% data dari setiap kelas digunakan untuk pelatihan sedangkan sisanya 30% digunakan untuk pengujian.

E. Pemodelan Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)

Pemodelan dilakukan menggunakan BiGRU dengan lapisan terakhir berupa lapisan dense dengan fungsi aktivasi *SoftMax* dengan kepadatan 3 untuk mengklasifikasikan antara 3 kelas yaitu negatif, netral dan positif. Pelatihan model dilakukan dengan 30 *epoch* dan 32 *batch size*. *Loss* yang digunakan adalah *categorical cross entropy*, *optimizer* menggunakan *Adaptive Moment Estimation* atau Adam, dan menggunakan akurasi sebagai metriknya.



Gambar 5 Plot Akurasi Pelatihan



Gambar 6 Plot Loss Pelatihan

Dari pemodelan ini didapatkan hasil akurasi pelatihan 87,37%, *loss* pelatihan 36,26%, validasi akurasi 82,61%, dan validasi *loss* 47,49%. Hasil diperoleh menunjukkan bahwa algoritma ini baik, kuat dan dapat menjadi alternatif analisis sentimen untuk aplikasi SAMBARA. Namun hasil validasi *loss* lebih besar dari *loss* pelatihan yang menunjukkan bahwa terjadinya *overfitting*.

Selanjutnya diperoleh akurasi pelatihan yang terus meningkat sesuai dengan Gambar 5 dan Gambar 6 menunjukkan bahwa training *loss* terus menurun. Hal ini menunjukkan bahwa model dilatih secara optimal sehingga terus mengalami perbaikan pada setiap epoch meskipun terlihat *overfitting* pada plotnya.

F. Evaluasi Model

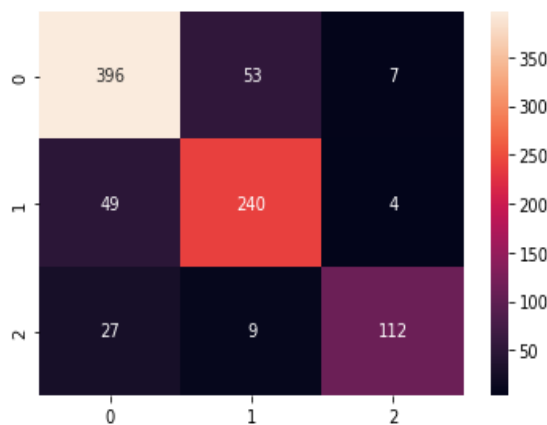
Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* yang merupakan metode untuk menilai kualitas dari model klasifikasi dalam melakukan prediksi [15]. Banyak matriks digunakan untuk mengevaluasi metode pembelajaran mesin tetapi model optimal dipilih menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur kinerja model [16]. Dengan nilai yang diperoleh dari matriks konfusi maka diperoleh nilai akurasi, presisi, recall, f1-score. Berikut merupakan rumus dari masing-masing matriks:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{FP + TP}{TP}$$

$$Recall = \frac{TP}{FN + TP}$$

$$F1\ Score = \frac{2}{recall^{-1} + precision^{-1}} = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} = \frac{2TP}{TP + (FP + FN)}$$



Gambar 7 Confusion Matrix

Dari *confusion matrix*, nilai evaluasi lain dapat dihasilkan. Tabel 3 adalah evaluasi matriks untuk BiGRU, BiLSTM, LSTM, dan GRU. Pada Tabel 3, kita dapat melihat bahwa BiGRU jauh lebih baik dalam memprediksi ulasan sentimen untuk aplikasi Samsat Mobile Jawa Barat (SAMBARA).

Table 3 Evaluasi Metrik

Hasil	BiGRU	GRU	BiLST M	LSTM
accuracy	0,8737	0,5084	0,8355	0,5084
precision	0,84	0,26	0,81	0,26
recall	0,83	0,51	0,81	0,51
f1-score	0,83	0,34	0,81	0,34

Berdasarkan akurasi, presisi, recall, dan F1-Score, Bi-GRU memiliki nilai akurasi 87,37%, recall 83%, precision 84% dan f1-score sebesar 83% . Ini cukup untuk mengatakan bahwa algoritma ini baik, kuat dan dapat menjadi alternatif analisis sentimen untuk aplikasi Samsat Mobile Jawa Barat (SAMBARA). Kemudian dilakukan perbandingan dengan metode *Recurrent Neural Network (RNN)* lainnya, Metode *Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)* merupakan model terbaik dikarenakan diperoleh nilai akurasi, precision, recall, dan f1-score yang lebih besar daripada metode lainnya.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil klasifikasi sentimen menggunakan metode *Bidirectional Gated Recurrent (BiGRU)* dengan lapisan terakhir berupa lapisan *dense* dengan fungsi aktivasi *SoftMax* dengan kepadatan 3 untuk mengklasifikasikan antara 3 kelas yaitu negatif, netral dan positif. Pelatihan model dilakukan dengan 30 *epoch* dan 32 *batch size*. *Loss* yang digunakan adalah *categorical cross entropy*, *optimizer* menggunakan *Adaptive Moment Estimation* atau *Adam*, menggunakan akurasi sebagai metriknya dan berbagi data 70:30 diperoleh tingkat akurasi 87,37%. Selain itu, presisi 84%, recall 83% dan f1-Score 83%. Hal ini menunjukkan kemampuan prediksi menggunakan metode *Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)* kuat dan dapat digunakan sebagai metode referensi untuk pengolahan data teks untuk ulasan e-layanan lainnya. Kemudian dilakukan perbandingan dengan metode *Recurrent Neural Network (RNN)* lainnya, Metode *Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)* merupakan model terbaik dikarenakan diperoleh nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score yang lebih besar daripada metode lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Pemerintah Provinsi Jawa Barat, "Peraturan Gubernur (PERGUB) tentang TUGAS POKOK, FUNGSI, RINCIAN TUGAS UNIT DAN TATA KERJA BADAN PENDAPATAN DAERAH PROVINSI JAWA BARAT," Bandung, Jawa Barat: Pemerintah Gubernur Provinsi Jawa Barat, 2016.
- [2] Badan Pendapatan Jawa Barat, "Badan Pendapatan Jawa Barat," [Online]. Available: <https://bapenda.jabarprov.go.id/>.
- [3] D. Ananda, T. Taqiyuddin, I. Faqih, R. Badrahadipura, and A. Pravitasari, "Application of Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU) in Sentiment Analysis of Tokopedia Application Users," in 2021 4th International Conference on Artificial Intelligence and Big Data Analytics (ICAIBDA), 2021, pp. 1-4. doi: 10.1109/ICAIBDA53487.2021.9689758.
- [4] F. Fadurrahman et al., "Analisis Sentimen Sosial Media dengan Metode Bidirectional Gated Recurrent Unit," in Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI), 2022, pp. 203-210. doi: 10.33772/SENSASI.V1I1.962.
- [5] M. Jabreel and A. Moreno, "Target-dependent Sentiment Analysis of Tweets using a Bi-directional Gated Recurrent Neural Network," Proceedings of the 2nd International Conference on Advances in Computational Methods for Social Sciences, 2022, pp. 1-9. doi: 10.5220/0006299900010009.
- [6] Y. Tang and J. Liu, "Gated Recurrent Units for Airline Sentiment Analysis of Twitter Data," [Online]. Available: <https://cs224d.stanford.edu/reports/yixin.pdf>.
- [7] I. F. Rozi, S. H. Pramono, and E. A. Dahlan, "Implementasi Opinion Mining (Analisis Sentimen) untuk Ekstraksi Data Opini Publik pada Perguruan Tinggi," Jurnal EECIS, vol. 6, 2012. [Online]. Available: <https://jurnaleeccis.ub.ac.id/index.php/eccis/article/view/164>.
- [8] S. Singh, S. K. Pandey, U. Pawar, and R. Ram, "Classification of ECG Arrhythmia using Recurrent Neural Networks," Procedia Computer Science, vol. 132, 2018, pp. 1290-1297. doi: 10.1016/j.procs.2018.05.049.
- [9] Q. Yu, H. Zhao, and Z. Wang, "Attention-based bidirectional gated recurrent unit neural networks for sentiment analysis," in Proceedings of the 1st ACM International Conference on Artificial Intelligence and Big Data, 2019, pp. 116-119. doi: 10.1145/3357254.3357262.
- [10] J. Chen, X. Huang, H. Jiang, and X. Miao, "Low-Cost and Device-Free Human Activity Recognition Based on Hierarchical Learning Model," Proceedings of the 15th International Conference on Mobile Systems and Pervasive Computing, 2021.

- [11] E. I. Setiawan, F. Ferry, J. Santoso, S. Sumpeno, K. Fujisawa, and M. H. Purnomo, "Bidirectional GRU for Targeted Aspect-Based Sentiment Analysis Based on Character-Enhanced Token-Embedding and Multi-Level Attention," *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, vol. 13, no. 5, 2020. doi: 10.22266/ijies2020.1031.35.
- [12] M. M. Abdelgwad, H. A. Soliman, A. I. Taloba, and M. F. Farghaly, "Arabic aspect based sentiment analysis using bidirectional GRU based models," 2021.
- [13] X. Liu, Y. Wang, X. Wang, H. Xu, C. Li, and X. Xin, "Bi-directional gated recurrent unit neural network based nonlinear equalizer for coherent optical communication system," *Opt. Express*, vol. 29, no. 4, 2021, pp. 5923-5933. doi: 10.1364/OE.415021.
- [14] W. Ali, Y. Yang, X. Qiu, Y. Ke, and Y. Wang, "Aspect-Level Sentiment Analysis Based on Bidirectional-GRU in SIoT," *IEEE Access*, vol. 9, 2021, pp. 69938–69950. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3078114.
- [15] K. M. Ting, "Confusion Matrix," *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*, 2017, pp. 260–260. doi: 10.1007/978-1-4899-7687-1_50.
- [16] H. Liu and B. Lang, "Machine Learning and Deep Learning Methods for Intrusion Detection Systems: A Survey," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 20, 2019, p. 4396. doi: 10.3390/app9204396.



© 2023 by the authors. This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (<http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).