Analisis Sentimen Kesehatan Mental pada *Platform* X Menggunakan GRU dengan Meperhatikan Fitur Ekstraksi

Qaulan Tsaqila
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
qaulantsa@students.telkomuniversity.ac.id

Fitriyani
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
fitriyani@telkomuniversity.ac.id

***Abstrak* — Saat ini, *platform* X menjadi salah satu *platform* populer di Indonesia untuk mengekspresikan opini dan sentimen, termasuk kondisi kesehatan mental. *Volume* data teks yang tinggi menyulitkan proses identifikasi data *tweet* sentimen secara manual. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan untuk mengklasifikasikan data *tweet* sentimen, melalui data tekstual Indonesia dari *platform* X. Penelitian ini menggunakan model *deep learning* Gated Recurrent Unit (GRU) untuk mengklasifikasikan data *tweet* sentimen kesehatan mental. Data teks diproses dengan menggunakan tahap pra-pemrosesan, kemudian untuk meningkatkan hasil analisisnya diperlukan pendekatan ekstraksi fitur yang lebih efektif dalam menangkap makna semantik secara optimal. Sehingga pada penelitian ini direpresentasikan dengan dua metode ekstraksi fitur, yaitu Word2Vec dan TF-IDF Weighted Word2Vec. Model selanjutnya, dilatih dan dievaluasi dengan metrik klasifikasi berupa accuracy, precision, recall, dan F1-score untuk mengukur ketepatan prediksi secara keseluruhan serta kemampuan model dalam mengidentifikasi setiap kelas sentimen. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan, model GRU dengan Word2Vec mencapai akurasi keseluruhan sebesar 87,45%. Sedangkan, kombinasi GRU dengan TFIDF Weighted Word2Vec mencapai akurasi keseluruhan sebesar 88,94%. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan pembobotan TF-IDF dapat meningkatkan kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen mental secara lebih efektif.**

***Kata Kunci* — Analisis Sentimen, Kesehatan Mental, *Platform* X, GRU, Word2Vec, TF-IDF Weighted Word2Vec**

I. PENDAHULUAN

Kesehatan mental adalah isu global yang semakin mendapat, Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) menegaskan adanya peningkatan prevalensi gangguan kesehatan mental yang signifikan di banyak negara [1]. Diperkuat oleh data Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) di Indonesia mencatat hasil prevalensi gangguan mental emosional pada penduduk berusia di atas 15 tahun mencapai angka yang mengkhawatirkan [2]. Perkembangan media sosial sebagai sarana ekspresi publik membuka peluang baru dalam memahami kondisi psikologis masyarakat, salah satunya melalui *platform* X [3]. *Platform* X merupakan media sosial berbasis teks yang dinilai mampu merefleksikan emosi serta opini para penggunanya. Sejumlah penelitian terdahulu telah menunjukkan bahwa data media sosial dapat dimanfaatkan secara efektif untuk analisis sentimen dan deteksi gangguan mental menggunakan pendekatan machine learning dan deep learning [4], [5], [6]. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada analisis sentimen kesehatan mental berbahasa Indonesia dengan memanfaatkan model Gated Recurrent Unit (GRU) dan perbandingan dua pendekatan ekstraksi fitur, yaitu Word2Vec dan TF-IDF Weighted Word2Vec.

Topik analisis sentimen kesehatan mental dengan memanfaatkan data media sosial dipandang relevan untuk dikerjakan sebagai tugas akhir karena meningkatnya kebutuhan akan metode pemantauan kesehatan mental yang bersifat cepat, berskala besar, dan berbasis data aktual masyarakat. Media sosial memungkinkan pengumpulan data psikologis secara tidak langsung dan real-time, sehingga menjadi alternatif yang menjanjikan dibandingkan pendekatan konvensional yang cenderung terbatas pada survei dan wawancara. Oleh karena itu, pemanfaatan data teks media sosial untuk analisis sentimen kesehatan mental memiliki nilai akademik dan praktis yang tinggi.

Pendekatan berbasis Deep Learning pun mulai banyak digunakan untuk memahami emosi dalam teks di media sosial. Ainapure et al. [7] dan Sugumaran et al. [8] menggunakan model Gated Recurrent Unit (GRU) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) untuk menganalisis sentimen pada tweet terkait COVID-19 dan isu mental, yang menghasilkan akurasi tinggi dalam deteksi emosi secara real-time. Penelitian oleh Rolangon et al. [9] juga membandingkan model RNN dan GRU, dan menemukan bahwa GRU lebih unggul dalam menangani teks pendek yang merupakan karakteristik umum dari unggahan di media sosial. Hal ini diperkuat dengan hasil percobaan dalam penelitian Zulkifli et al. [10], yang menunjukkan bahwa kombinasi GRU dan attention mechanism mampu meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi depresi dari teks secara signifikan. Dari hasil penelitian sebelumnya, GRU dinilai menjadi model yang relevan untuk digunakan karena kemampuannya dalam memproses data sekuensial dengan lebih efisien dibandingkan varian RNN lainnya [11].

Penelitian ini menggunakan pendekatan dari dua ekstraksi fitur yang akan dijalankan pada pelatihan model GRU, yaitu Word2Vec murni dan TF-IDF Weighted Word2Vec dengan pendekatan hibrida. Word2Vec merupakan metode representasi kata berbasis pembelajaran distribusional yang

memetakan setiap kata ke dalam vektor berdimensi tetap berdasarkan konteks kemunculannya dalam korpus, yang nantinya akan menghasilkan representasi vektor berkelanjutan yang mampu menangkap hubungan semantik antar kata dan konteks kata dalam kalimat, sehingga sering kali lebih unggul dalam memahami konteks dan makna kalimat [12][13]. Namun, Word2Vec memperlakukan setiap kata secara relatif setara tanpa mempertimbangkan tingkat kepentingan kata tersebut dalam keseluruhan dokumen, sehingga kata-kata yang kurang informatif tetap memiliki pengaruh yang sama dalam proses pemodelan.

Oleh karena itu, selain menggunakan ekstraksi fitur Word2Vec, dalam penelitian ini mengusulkan pendekatan hibrida TF-IDF Weighted Word2Vec. Pendekatan ini mengkombinasikan kekuatan representasi semantik dari Word2Vec dengan bobot statistik TF-IDF, sehingga kata-kata yang memiliki tingkat kepentingan tinggi dalam dokumen memperoleh kontribusi yang lebih besar. Penelitian oleh Rifaldy et al. [14] menunjukkan bahwa penggabungan Word2Vec dan TF-IDF mampu meningkatkan performa klasifikasi sentimen dibandingkan penggunaan masing-masing metode secara terpisah, karena representasi fitur menjadi lebih informatif dan selektif terhadap kata penting. Selain itu, Xu dan Sun [15] dalam penelitiannya tentang Weighted Word2Vec untuk finegrained sentiment analysis membuktikan bahwa pemberian bobot pada vektor kata secara signifikan meningkatkan kemampuan model dalam menangkap polaritas dan nuansa emosi pada teks pendek.

Sudah cukup banyak penelitian terdahulu yang menggunakan pendekatan ekstraksi fitur Word2Vec dan TF-IDF secara terpisah, namun masih sedikit penelitian yang secara komprehensif dan bersamaan membandingkan efektivitas fitur ekstraksi Word2Vec (semantik) melawan TF-IDF Weighted Word2Vec (semantik dan bobot statistik) ketika diterapkan pada model GRU untuk domain analisis sentimen kesehatan mental berbahasa Indonesia. Oleh karena itu penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas representasi fitur ekstraksi terhadap performa model GRU sekaligus menganalisis sentimen terkait kesehatan mental pada *platform* X yang berbahasa Indonesia.

Berdasarkan latar belakang yang telah dijabarkan, terdapat beberapa ruang lingkup untuk memastikan fokus analisis tetap terarah dan sesuai dengan tujuan penelitian. Berikut adalah batasan yang diterapkan dalam penelitian ini; data yang digunakan hanya berasal dari unggahan (*tweet*) berbahasa Indonesia yang berkaitan dengan isu kesehatan mental di *platform* X, klasifikasi sentimen dibatasi pada tiga kategori; positif, negatif, dan netral, model GRU digunakan sebagai satu-satunya algoritma utama untuk proses klasifikasi sentimen, metode representasi fitur yang dibandingkan hanya dua, yaitu Word2Vec dan TF-IDF Weighted Word2Vec, evaluasi model difokuskan pada metrik akurasi, precision, recall, dan F1score, dan proses analisis pelatihan model disertai visualisasi performa per epoch untuk melihat dinamika pembelajaran, termasuk kemungkinan overfitting atau underfitting.

Tujuan dilakukan penelitian ini diantaranya untuk menganalisis pengaruh penerapan pendekatan hybrid yang menggabungkan Word2Vec dengan TF-IDF (TF-IDF Weighted Word2Vec) terhadap kinerja model GRU dalam klasifikasi sentimen kesehatan mental pada data platform X berbahasa Indonesia dan membandingkan performa metode ekstraksi fitur Word2Vec dan TF-IDF Weighted Word2Vec dalam mendukung model GRU, serta menentukan metode ekstraksi fitur yang menghasilkan performa terbaik dalam analisis sentimen kesehatan mental.

II. KAJIAN TEORI

Pada penelitiannya, Umami et al. [6] menggunakan model Support Vector Machine (SVM) untuk menganalisis sentimen komentar Instagram terkait layanan BPJS Kesehatan dan berhasil mencapai akurasi sebesar 83%. Walaupun penelitian tersebut tidak berfokus pada isu kesehatan mental, namun hasilnya menunjukkan bahwa metode machine learning dapat bekerja secara efektif dalam mengekstraksi opini publik dari data media sosial. Selanjutnya, Rolangon et al. [9] membandingkan beberapa arsitektur Recurrent Neural Network (RNN), termasuk GRU, dalam menganalisis sentimen terhadap pelayanan rumah sakit menggunakan data tweet berbahasa Indonesia. Penelitian ini menekankan pentingnya proses preprocessing serta pemilihan arsitektur yang sesuai untuk tugas klasifikasi sentimen.

Keerthan Kurman et al. [16] melakukan penelitian komprehensif terhadap berbagai varian RNN, termasuk LSTM, Bi-LSTM, Stacked LSTM, GRU, dan Bi-GRU, dalam mengklasifikasikan teks media sosial terkait depresi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa GRU memberikan performa 8 yang kompetitif dibandingkan arsitektur lainnya. Kelebihan penelitian ini terletak pada ruang lingkup eksperimen yang luas dan fokus langsung pada isu kesehatan mental, meskipun belum dijelaskan apakah penelitian tersebut mempertimbangkan masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset yang digunakan. Priyaa et al. [17] mengambil pendekatan berbeda dengan menggunakan dataset kuesioner DASS-21 untuk memprediksi tingkat kecemasan, stres, dan depresi melalui berbagai algoritma supervised learning seperti Decision Tree, Random Forest, SVM, Naïve Bayes, dan KNN. Evaluasi dilakukan menggunakan akurasi, F1-score, precision, recall, dan specificity. Kelebihan penelitian ini terletak pada penggunaan instrumen psikologis yang valid, namun keterbatasannya muncul karena data kuesioner tidak sepenuhnya mencerminkan dinamika bahasa alami dan variatif sebagaimana terdapat pada data media sosial.

Sementara itu, Sultan Ahmed et al. [18] membangun model klasifikasi depresi pada teks berbahasa Bangla dengan membandingkan algoritma SVM, Naïve Bayes, LSTM, dan GRU. Hasil penelitian menunjukkan keunggulan pendekatan GRU, meskipun dataset yang digunakan relatif kecil dengan hanya 983 sampel. Keterbatasan ukuran dataset tersebut dapat mempengaruhi kemampuan generalisasi model pada konteks data sosial yang lebih luas. Wida Sofiya dan Erwin Budi Setiawan [19] mengusulkan pendekatan hibrida yang menggabungkan GRU sebagai metode ekstraksi fitur dan SVM sebagai algoritma klasifikasi dalam analisis sentimen media sosial. Pendekatan ini memanfaatkan kekuatan GRU dalam menangkap konteks temporal serta kemampuan SVM yang baik dalam pemisahan kelas. Namun demikian, dokumentasi terkait evaluasi model masih terbatas sehingga menyulitkan penilaian menyeluruh terhadap efektivitas pendekatan tersebut. Terakhir, Alaydrus et al. [20] menerapkan arsitektur deep learning CNNLSTM untuk

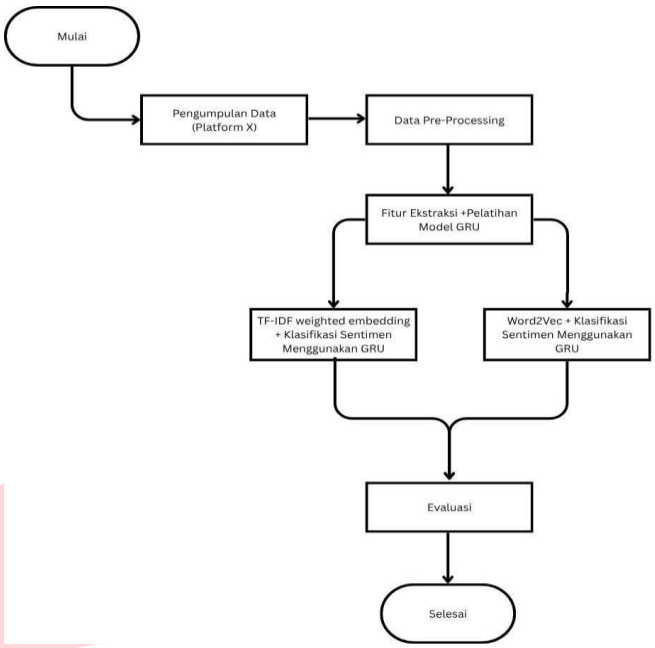
mendeteksi emosi negatif pada komentar media sosial berbahasa Indonesia. Meskipun model yang digunakan bukan berbasis GRU, penelitian ini tetap relevan karena menekankan pentingnya pemodelan konteks sekuensial dalam 9 analisis teks. Ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis deep learning dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengenalan emosi pada data teks lokal.

Berdasarkan kajian literatur yang telah dibahas, disimpulkan bahwa algoritma Gated Recurrent Unit (GRU) menjadi salah satu metode yang telah digunakan di beberapa penelitian sebelumnya dan menunjukkan efektivitas yang lumayan tinggi dalam memahami konteks dari teks, terutama untuk data tidak terstruktur dalam skala besar seperti unggahan media sosial. Sementara itu, metode ekstraksi dengan berbagai pendekatan telah digunakan dalam penelitian terdahulu. Metode berbasis statistik seperti TF-IDF menyoroti kata-kata yang penting dalam dokumen berdasarkan frekuensi kemunculannya di seluruh korpus. Namun, pendekatan ini belum mampu menangkap hubungan semantik atau kedekatan makna antar kata. Sebaliknya, metode embedding seperti Word2Vec unggul dalam merepresentasikan makna dan kedekatan semantik kata, tetapi tidak mempertimbangkan tingkat kepentingan kata secara statistik dalam dokumen. Maka, untuk mengatasi keterbatasan tersebut dalam penelitian ini salah satu fitur ekstraksi yang digunakan yaitu TF-IDF Weighted Word2Vec sebagai pendekatan ekstraksi fitur hibrida yang menggabungkan bobot statistik berbasis IDF dengan representasi vektor semantik. Xu dan Sun [15] dalam penelitiannya juga menegaskan bahwa pemberian bobot pada vektor Word2Vec secara signifikan dapat meningkatkan kualitas representasi teks dalam fine-grained sentiment analysis, terutama pada teks pendek yang padat informasi. Maka, pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan embedding yang lebih informatif dan kontekstual. Selain itu, Word2Vec digunakan sebagai pembanding untuk menilai sejauh mana penambahan bobot TF-IDF memberikan pengaruh terhadap performa model GRU.

III. METODE

A. Sistem yang Dibangun

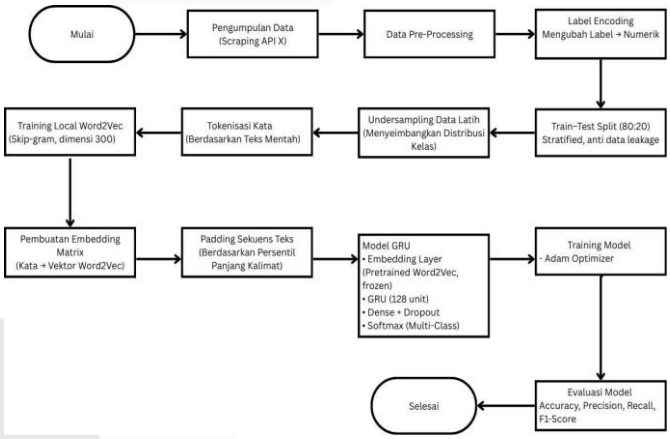
Proses kerja sistem ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan data, ekstraksi fitur dengan dua pendekatan; Word2Vec dan TF-IDF Weighted Word2Vec, pembangunan model GRU, dan evaluasi performa terhadap hasil klasifikasi sentimen. Metodologi diawali dengan crawling data dari *platform* X menggunakan kata kunci yang berkaitan dengan kesehatan mental. Data kemudian dikonsolidasikan menjadi satu dataset terstruktur. Selanjutnya dilakukan preprocessing untuk membersikan teks dari *noise*, untuk menjamin tidak ada data duplikat maka dilakukan semantic deduplication guna menghapus data yang memiliki kesamaan makna agar tidak menimbulkan bias (8.945 total data yang dikumpulkan → 8.722 total data bersih). Data yang sudah bersih kemudian melalui tahap sentimen labeling ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. Setelah itu dilakukan ekstraksi fitur menggunakan Word2Vec dan TF-IDF Weighted Word2Vec untuk merepresentasikan teks kedalam bentuk numerik. Representrasi fitur tersebut diproses menggunakan model GRU dan dilakukan evaluasi guna menilai keakuratan model.



GAMBAR 1
Flowchart Arsitektur Sistem

B. Word2Vec dan GRU

Word2Vec digunakan sebagai metode representasi kata berbasis konteks yang memetakan setiap kata ke dalam vektor berdimensi tetap (300 dimensi) berdasarkan kemiripan konteks kemunculannya.



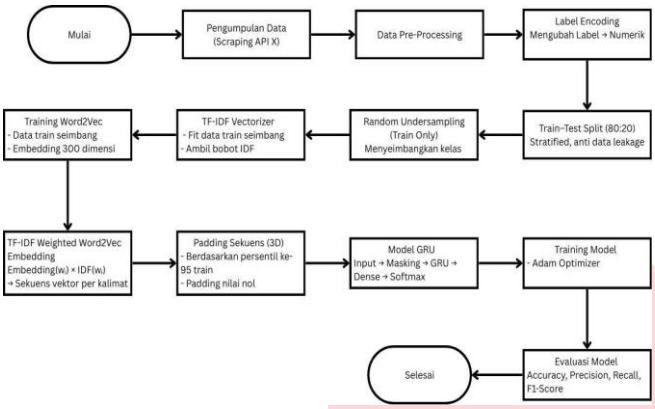
GAMBAR 2
Flowchart Word2Vec dan GRU

Dataset yang telah melalui tahap pra-pemrosesan menghasilkan teks bersih dan label sentimen yang dikonversi ke bentuk numerik, kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 menggunakan *stratified split*. Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, diterapkan teknik *undersampling* pada data latih sebelum proses tokenisasi dan *padding* berdasarkan persentil ke-95 panjang kalimat. Model Word2Vec lokal dilatih menggunakan arsitektur *skip-gram* pada data latih untuk menghasilkan *embedding matrix* yang digunakan sebagai bobot awal pada *Embedding Layer* dan dikunci selama pelatihan. Model GRU dibangun dengan satu lapisan GRU berukuran 128 unit, diikuti *Dense Layer* dan *Dropout*, serta dilatih menggunakan optimizer Adam.

Evaluasi performa dilakukan pada data uji menggunakan metrik akurasi.

C. TF-IDF Weighted Word2Vec dan GRU

Pendekatan TF-IDF Weighted Word2Vec dengan model GRU mengikuti alur pemodelan yang serupa dengan Word2Vec.



GAMBAR 3
Flowchart TF-IDF Weighted Word2Vec dan GRU

Proses diawali dengan penggunaan data hasil pra-pemrosesan, konversi label sentimen ke bentuk numerik, pembagian data secara *stratified*, serta penyeimbangan data latih menggunakan teknik *undersampling*. Teks kemudian ditokenisasi berdasarkan kosakata data latih. Perbedaan utama terletak pada tahap ekstraksi fitur, di mana bobot TF-IDF dihitung menggunakan *TF-IDF Vectorizer* untuk merepresentasikan tingkat kepentingan kata, sementara model Word2Vec dilatih secara paralel untuk menghasilkan vektor semantik. Setiap vektor Word2Vec kemudian dikalikan dengan bobot TF-IDF sehingga menghasilkan embedding berbobot yang menggabungkan informasi semantik dan statistik. Proses *padding* dilakukan setelah pembobotan embedding untuk menghindari distorsi representasi fitur, kemudian panjang sekuens diseragamkan berdasarkan persentil ke-95. Model GRU dibangun dengan lapisan *masking*, satu lapisan GRU, serta *Dense* dan *Dropout*, dilatih menggunakan optimizer Adam, dan dievaluasi pada data uji menggunakan metrik akurasi.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengumpulan Data

Dataset diperoleh melalui teknik web crawling pada unggahan pengguna platform X yang berkaitan dengan kesehatan mental menggunakan alat crawler berbasis Node.js (tweet-harvest). Data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 8.946, yang mana setelah proses pengumpulan ini, dilakukan proses pembersihan, penghapusan duplikasi, dan menghasilkan total 8.722 sampel data. Dataset ini hanya memuat kolom clean_text yang berisi teks bersih tanpa elemen non teks seperti tautan, emoticon, atau tanda baca berlebih, serta kolom label_sentimen yang berisi kategori sentimen hasil labeling. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini telah melalui tahapan proses labeling sentimen hasil proses labeling hybrid menggunakan kombinasi INSET Lexicon dan lexicon custom (Hybrid LexiconBased) dengan pendekatan pembobotan. Kategori sentimen yang digunakan terdiri atas tiga kelas utama, yaitu positif, negatif, dan netral, yang menggambarkan kecenderungan emosional pengguna terhadap topik yang berkaitan dengan kesehatan mental.

TABEL 1
Distribusi Label Sentimen

Label Sentimen	Jumlah	Persentase
Positive	3.039	34,84%
Neutral	3.313	37,98%
Negative	2.370	27,17%
Total	8.722	100%

Distribusi label menunjukan bahwa data berada dalam kondisi cukup seimbang (*fairly balanced*), dimana kelas mayoritas (netral) hanya berbeda sekitar 3%-11% dari kelas lainnya. Karena kondisi keseimbangan ini penting untuk memitigasi bias model terhadap kelas netral. Fokus penelitian pada sentimen negatif didukung oleh proporsi 27,17% data negatif, yang cukup signifikan untuk melatih sensitivitas model GRU dalam mendeteksi sinyal gangguan psikologis.

Pada *dataset* tidak ditemukan nilai kosong pada kolom *label_sentimen*. Secara keseluruhan, *dataset* memiliki kualitas baik untuk digunakan dalam tahap pelatihan model GRU. Data bersih, representatif, dan telah melalui proses labeling yang konsisten dengan domain penelitian, yaitu analisis ekspresi psikologis dan sentimen pengguna terhadap topik kesehatan mental di media sosial.

B. Hasil Pengujian

Model GRU dengan Word2Vec mencapai akurasi keseluruhan sebesar 87,45%, sedangkan model GRU dengan TF-IDF Weighted Word2Vec mencapai akurasi keseluruhan sebesar 88,94%.

TABEL 2
Classigication Report Word2Vec dengan GRU

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Negative	0.8637	0.8692	0.8665
Neutral	0.8224	0.8733	0.8471
Positive	0.9486	0.8799	0.9130
Macro Avg	0.8783	0.8741	0.8755
Weighted Avg	0.8776	0.8745	0.8753

TABEL 3
Classification Report TF-IDF Weighted Word2Vec dengan GRU

Kelas	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*
Negative	0.93	0.87	0.90
Neutral	0.83	0.89	0.86
Positive	0.93	0.90	0.91
Macro Avg	0.90	0.89	0.89

Weighted Avg	0.89	0.89	0.89

Berdasarkan hasil eksperimen, kedua model GRU yang menggunakan pendekatan ekstraksi fitur berbeda menunjukkan performa yang baik dalam melakukan analisis sentimen terhadap teks kesehatan mental. Namun demikian, tingkat efektivitasnya berbeda secara signifikan. Model GRU dengan TF-IDF Weighted Word2Vec menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan model GRU dengan Word2Vec. Model hibrida ini mencapai akurasi sebesar 88,94% dan nilai F1-score rata-rata sebesar 0,89, sedangkan model Word2Vec hanya mencapai akurasi 87,45% dengan F1-score rata-rata 0,8755. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa penambahan bobot statistik TF-IDF mampu meningkatkan kualitas representasi fitur teks secara signifikan, sehingga membuat reprentasi fitur menjadi lebih selektif terhaadp kata penting, sehingga berdampak positif pada performa klasifikasi sentiment.

Word2Vec hanya mengandalkan informasi semantik berbasis konteks lokal kata sehingga memperlakukan semua kata secara relatif setara. Akibatnya, kata-kata umum yang sering muncul namun kurang informatif tetap memiliki kontribusi besar terhadap representasi vektor. Kondisi ini menyulitkan model dalam membedakan kata-kata yang benar-benar relevan terhadap sentimen dari kata-kata umum. Sedangkan, TF-IDF Weighted Word2Vec menggabungkan keunggulan representasi semantik Word2Vec dengan pembobotan statistik berbasis *inverse document frequency* (IDF). Pendekatan ini memberikan bobot lebih besar pada katakata yang jarang muncul namun informatif terhadap sentimen, serta menurunkan pengaruh kata-kata umum yang kurang diskriminatif. Hasilnya, model GRU memperoleh input sekuens yang lebih representatif secara semantik sekaligus informatif secara statistik, sehingga mampu meningkatkan performa klasifikasi secara keseluruhan.

Perbandingan ini menunjukkan bahwa model GRU dengan TF-IDF Weighted Word2Vec lebih efektif dibandingkan Word2Vec dalam mendukung model GRU untuk analisis sentimen pada data media sosial. Pendekatan hibrida ini tidak hanya menghasilkan akurasi dan F1-score yang lebih tinggi, tetapi juga menunjukkan proses pembelajaran yang lebih stabil dan efisien, serta kemampuan generalisasi yang lebih baik pada data uji.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan penting dari hasil eksperimen. Hasil pelatihan dan evaluasi menunjukkan model GRU mampu mempelajari pola sekuensial pada teks media sosial dengan baik. Hal ini ditunjukkan oleh peningkatan *training* dan *validation accuracy* yang konsisten, penurunan loss yang stabil, serta performa klasifikasi yang seimbang pada setiap kelas sentimen.

Penambahan bobot TF-IDF pada Word2Vec dapat mempengaruhi kinerja model GRU. Dimana model TF-IDF Weighted Word2Vec dengan GRU mampu memberikan hasil akurasi lebih besar yaitu 88,94% dan nilai *F1-score* rata-rata sebesar 0,89 dimana hasil ini lebih unggul dibandingkan Word2Vec dengan GRU yang memperoleh akurasi sebesar 87,45% dan *F1-score* rata-rata 0,8755. Hasil ini menunjukkan bahwa penggabungan bobot statistik berbasis IDF dengan representasi semantik Word2Vec mampu menghasilkan fitur yang lebih diskriminatif dan informatif untuk tugas klasifikasi sentimen.

Meskipun distribusi data awal relatif seimbang, penerapan undersampling pada data latih terbukti membantu memastikan bahwa setiap kelas sentimen memberikan kontribusi yang setara selama proses pembelajaran. Strategi ini berkontribusi pada performa model yang lebih stabil dan mengurangi potensi bias terhadap kelas tertentu.

Data uji yang tidak mengalami undersampling digunakan untuk evalusi sehingga mencerminkan distribusi data asli. Hasil *classification report* menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Kesimpulannya, penelitian ini telah berhasil menunjukkan bahwa TF-IDF Weighted Word2Vec merupakan pendekatan optimal untuk ekstraksi fitur dibandingkan dengan Word2Vec ketika dikombinasikan dengan model GRU untuk analisis sentimen kesehatan mental pada data yang diambil dari *platform* X berbahasa Indonesia.

Beberapa rekomendasi telah dicatat dan dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya. Penelitian mendatang disarankan untuk mengadopsi pendekatan *word embedding* kontekstual, seperti model berbasis *transformer*, agar representasi makna kata dapat lebih adaptif terhadap konteks kalimat yang berbeda. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap nuansa emosional dan ambiguitas bahasa yang sering muncul pada data media sosial.

Sumber data sebaiknya diperluas tidak hanya terbatas pada satu *platform* media sosial, tetapi juga mencakup beberapa *platform* dan rentang waktu yang lebih panjang. Perluasan ini bertujuan untuk meningkatkan generalisasi model serta memastikan bahwa hasil analisis sentimen lebih representatif terhadap fenomena kesehatan mental secara luas di ruang digital.

Penelitian selanjutnya juga dapat mengeksplorasi metode penyeimbangan data alternatif, seperti oversampling atau pendekatan berbasis *cost-sensitive learning*, sebagai pembanding *undersampling* yang digunakan dalam penelitian ini. Pendekatan tersebut berpotensi menjaga keberagaman data latih tanpa mengurangi jumlah sampel yang tersedia. Model yang dikembangkan dalam penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi sistem identifikasi gejala gangguan mental berbasis platform media sosial pada penelitian selanjutnya.

REFERENSI

[1] World Health Organization, *Mental Health and COVID-19: Early Evidence of the Pandemic's Impact*, 2022.

[2] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, *Laporan Nasional Riskesdas*, 2021.

[3] S. C. Guntuku, D. B. Yaden, M. L. Kern, L. H. Ungar, and J. C. Eichstaedt, "Detecting Depression and Mental Illness on Social Media: An Integrative Review," *Current Opinion in Behavioral Sciences*, vol. 18, pp. 43–49, 2017.

[4] Saifullah et al., "Implementasi Algoritma Machine Learning dalam Deteksi Kecemasan dari Media Sosial di Masa Pandemi," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 20, no. 1, pp. 75–83, 2021.

[5] Setiawan and Suhartana, "Klasifikasi Tweet Depresi Menggunakan SVM dan Ekstraksi Fitur TF-IDF," *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 143–150, 2022.

[6] Umami, R. et al., "Analisis Sentimen Komentar Instagram tentang Layanan BPJS Menggunakan SVM," *Jurnal Teknologi dan Informasi*, vol. 12, no. 3, pp. 145–152, 2022.

[7] Ainapure, S., Trivedi, R., and Sharma, D., "GRU and Bi-LSTM Based Sentiment Analysis on COVID-19 Tweets," *International Journal of Information Technology and Web Engineering (IJITWE)*, vol. 18, no. 1, pp. 1–15, 2023.

[8] Sugumaran, V., et al., "Real-Time Twitter Sentiment Analysis on Mental Illness Using Deep Learning Models," *Neural Processing Letters*, vol. 54, pp. 3543–3562, 2022.

[9] Rolangon, H. et al., "Analisis Sentimen Layanan Rumah Sakit Menggunakan GRU dan Algoritma RNN," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 35–42, 2023.

[10] M. Zulkifli, N. M. Noor, M. M. Deris, and S. A. Mohd Muji, "Depression Detection in Social Media Text Using Bidirectional GRU with Attention Mechanism," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, vol. 14, no. 2, pp. 324–331, 2023.

[11] J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio, "Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling," *arXiv preprint arXiv:1412.3555*, 2014.

[12] T. Mikolov, et al., "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space," *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013.

[13] E. Grave, et al., "Learning Word Vectors for 157 Languages," *Proceedings of LREC*, 2018.

[14] F. Rifaldy, Y. Sibaroni, dan S. S. Prasetiyowati, "Effectiveness of Word2Vec and TF-IDF in Sentiment Classification on Online Investment Platforms Using Support Vector Machine," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 863–874, Jun. 2025, doi: 10.29100/jipi.v10i2.6055.

[15] Q. Xu dan B. Sun, "Research on Weighted Word2vec Algorithm for FineGrained Sentiment Analysis," *International Journal of Engineering Research and Management (IJERM)*, vol. 10, no. 7, Jul. 2023.

[16] K. Kurman, S. Patel, and R. Srinivasan, "A Comparative Study of RNN Variants for Detecting Depression in Social Media Posts," *Procedia Computer Science*, vol. 218, pp. 540–547, 2023.

[17] R. Priyaa et al., "Prediction of Anxiety, Stress, and Depression Levels Using Supervised Learning Techniques," *Journal of Medical Systems*, vol. 44, no. 12, pp. 1–12, 2020.

[18] S. Ahmed, M. Rahman, and M. Karim, "Depression Detection from Bangla Text Using Machine Learning and Deep Learning," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 23, no. 1, pp. 112–120, 2024.

[19] W. Sofiya and E. B. Setiawan, "Hybrid GRU-SVM Approach for Social Media Sentiment Analysis," *Jurnal RESTI*, vol. 7, no. 2, pp. 300–306, 2023.

[20] M. Alaydrus, H. A. Nugroho, and A. H. Wijaya, "Klasifikasi Emosi Negatif pada Komentar Media Sosial Berbahasa Indonesia Menggunakan CNNLSTM," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 7, no. 1, pp. 146–153, 2023.

[21] B. Liu, *Sentiment Analysis and Opinion Mining*, Morgan & Claypool Publishers, 2012.

[22] T. Joachims, "Text categorization with Support Vector Machines: Learning with many relevant features," in *European Conference on Machine Learning*, 1998, pp. 137–142.

[23] Saputri, G. R., et al. (2021). *IndoBERTweet: A Pretrained Language Model for Indonesian Twitter Sentiment Analysis.* arXiv preprint arXiv:2106.09012.

[24] Saito, T., & Rehmsmeier, M. (2015). *The precision-recall plot is more informative than the ROC plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets.* PLoS ONE, 10(3), e011843