

Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Fenomena Perubahan Iklim Menggunakan BERT-CNN

Azka Ravindra Rahman¹, Tirana Noor Fatyanosa², Putra Pandu Adikara³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹azkaravindra@student.ub.ac.id, ²fatyanosa@ub.ac.id, ³adikara.putra@ub.ac.id

Abstrak

Perubahan iklim merupakan salah satu isu global yang paling banyak dibicarakan di media sosial, seperti X. Meskipun konsensus ilmiah menyatakan bahwa perubahan iklim disebabkan oleh aktivitas manusia, opini publik masih terbagi, dan perbedaan tersebut tidak hanya memengaruhi opini individu, tetapi juga dapat berdampak pada pengambilan kebijakan lingkungan. Untuk memahami opini publik, berbagai model NLP dikembangkan, namun tantangan pada penggunaan model NLP tradisional adalah keterbatasannya dalam menangkap informasi kontekstual dalam sebuah kalimat. Oleh karena itu, model hibrida BERT-CNN diusulkan dengan anggapan bahwa *embedding* kontekstual pada BERT beserta kemampuan ekstraksi fitur CNN mampu mengklasifikasikan sentimen publik terhadap isu perubahan iklim. Metode yang digunakan dimulai dengan persiapan data, perancangan model, pelatihan model, pengujian model, dan perbandingan model utama dengan model lainnya. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model BERT-CNN cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen publik terkait perubahan iklim, dibuktikan dengan nilai *f1-score*-nya yang sebesar 0,7197. Model juga menunjukkan kinerja pada kelas minoritas yang lebih baik dibandingkan pada model BERT atau CNN secara terpisah. Dengan demikian, penelitian ini memberi wawasan baru terhadap pengembangan metode analisis sentimen berbasis *deep learning* pada isu perubahan iklim.

Kata kunci: *perubahan iklim, analisis sentimen, BERT-CNN, deep learning*

Abstract

*Climate change is one of the most talked about global issues on social media, such as X. Despite the scientific consensus that climate change is caused by human activities, public opinion remains divided, and such differences not only affect individual opinions, but can also have an impact on environmental policy-making. To understand public opinion, various NLP models are developed, but the challenge in using traditional NLP models is their limitation in capturing contextual information in a sentence. Therefore, a BERT-CNN hybrid model is proposed with the assumption that the contextual embedding in BERT along with the feature extraction capability of CNN is able to classify public sentiment on the issue of climate change. The method used starts with data preparation, model design, model training, model testing, and comparison of the main model with other models. The experimental results show that the BERT-CNN model is quite good at classifying public sentiment related to climate change, as evidenced by its *f1-score* value of 0,7197. The model also performs better on minority classes than BERT or CNN models separately. Thus, this research provides new insights into the development of deep learning-based sentiment analysis methods on the issue of climate change.*

Keywords: *climate change, sentiment analysis, BERT-CNN, deep learning*

1. PENDAHULUAN

Di era modern saat ini, media sosial merupakan salah satu sarana primer manusia dalam menyalurkan berbagai macam informasi (Ainiyah, 2018). Berdasarkan pernyataan Elon Musk selaku CEO X/Twitter, jumlah pengguna aktif bulanan platform media sosial tersebut di seluruh dunia mencapai 600 juta pada Mei 2024.

Oleh karena itu, media sosial memiliki peranan yang kuat dalam lingkup masyarakat untuk membentuk suatu opini pada isu-isu tertentu, yang sekaligus dapat berfungsi sebagai sarana yang ideal bagi para pemangku kepentingan untuk memahami bagaimana persepsi publik terhadap isu-isu global, seperti fenomena perubahan iklim (Repke et al., 2024).

Pembahasan isu perubahan iklim meningkat sebanyak 299% sejak tahun 2011 hingga 2022

(Bolstad dan Victor, 2024). Hal tersebut menunjukkan bahwa isu ini adalah salah satu isu global yang paling ramai dibahas di sosial media, dan tentunya hal tersebut tidak terlepas dari kontroversi, karena meskipun 97% penelitian yang mengkaji isu ini sepakat bahwa perubahan iklim adalah ulah aktivitas manusia, sebagian masyarakat justru berpendapat sebaliknya, bahwa perubahan iklim adalah fenomena alami (Cook et al., 2013). Terjadinya perbedaan pandangan di masyarakat terkait isu ini mengakibatkan terbaginya opini publik menjadi tiga kelompok, yakni yang meyakini nyata adanya, yang netral dalam menanggapi isu ini, lalu yang meragukan atau bahkan menyangkal keberadaannya yang sering disebut sebagai *climate change deniers* (Krishna, 2021). Perbedaan pandangan tersebut tidak hanya sebatas memengaruhi opini individu, tetapi juga kebijakan pemerintah dan tanggapan global terhadap fenomena ini. Maka dari itu, penting bagi para pemangku kepentingan untuk memahami bagaimana opini publik terbentuk terkait fenomena ini, karena hal tersebut dapat memengaruhi dukungan terhadap kebijakan lingkungan dan tindakan mitigasi iklim (Loureiro dan Alló, 2024).

Adapun salah satu tantangan ketika menggunakan model NLP tradisional adalah model yang kurang mampu menangkap informasi kontekstual dalam sebuah kalimat (Zhang, 2023). Maka dari itu, untuk menanggapi permasalahan tersebut, model yang digunakan pada penelitian menggabungkan antara *pre-trained* BERT model bert-base-uncased yang merupakan model pembelajaran mesin berbasis Transformer yang dilatih untuk memahami konteks kata dalam dua arah, dengan arsitektur jaringan saraf tiruan Convolutional Neural Network (CNN) yang menunjukkan kinerja yang baik dalam menghadapi berbagai permasalahan NLP (Abas et al., 2022).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini berfokus untuk menjawab dua rumusan masalah, yakni bagaimana hasil *f1-score* model BERT-CNN dalam mengklasifikasikan sentimen publik terkait perubahan iklim dan bagaimana kinerja kombinasi model BERT dan CNN dibandingkan kinerja model BERT atau CNN secara terpisah, serta bertujuan untuk merancang model BERT-CNN untuk menganalisis sentimen publik terhadap isu perubahan iklim dan mengetahui apakah model BERT-CNN yang diusulkan dapat menghasilkan kinerja yang lebih baik

dibandingkan dengan penggunaan metode BERT atau CNN secara terpisah.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian merupakan data sekunder yang didapatkan dari situs Kaggle. *Dataset* yang berjudul “Twitter Climate Change Sentiment Dataset” tersebut berisi 43943 data yang berupa ciutan netizen di media sosial X/Twitter dari rentang waktu antara April 2015 hingga Februari 2018. *Dataset* tersebut memiliki empat kelas, yakni *pro*, *netral*, *anti*, dan *berita*.

Distribusi data antar kelasnya menunjukkan ketidakseimbangan, dengan kelas *pro* sebagai kelas mayoritasnya yang mencakup 54% dari jumlah total data, lalu kelas *berita* dengan 23%, *netral* dengan 15%, dan *anti* dengan 8%.

2.2. Preprocessing

Tahapan *preprocessing* pada data adalah *cleaning* yang mencakup penghapusan *user mentions*, alamat URL, indikator *retweet*, angka, karakter spesial, tanda baca, dan spasi berlebih. Setelah itu, teks juga diubah menjadi huruf kecil karena *pre-trained* model yang digunakan adalah bert-base-uncased. Data tidak dilakukan normalisasi seperti *stop word removal*, *lemmatization*, atau yang lainnya dengan tujuan untuk mengoptimalkan perolehan informasi pada data aslinya.

2.3. Arsitektur Model

Model BERT-CNN yang digunakan dibangun dengan tiga lapisan konvolusi Conv1D yang bertujuan untuk mengekstraksi fitur pada masukannya, yakni BERT *Embedding* (Cai dan Xia, 2015). Lalu dilanjut dengan lapisan *pooling* GlobalMaxPooling1D untuk menangkap nilai fitur yang paling tinggi pada keluaran lapisan konvolusi (Kurniawan dan Mustikasari, 2020). Setelah itu, keluaran lapisan *pooling* diteruskan ke lapisan *fully connected* yang akan melakukan klasifikasi terhadap data menggunakan fungsi aktivasi softmax.

Model CNN yang akan dibandingkan

dengan model utama BERT-CNN juga menggunakan arsitektur yang identik, yakni tiga lapisan konvolusi Conv1D, lapisan *pooling* GlobalMaxPooling1D, dan lapisan *fully connected*, namun yang membedakan adalah masukannya yang berupa *non-pre-trained embedding*. Sementara model BERT, hanya terdiri atas lapisan *fully connected* dengan masukan BERT *Embedding*.

2.4. Pelatihan dan Pengujian

Pelatihan dilakukan selama 10 *epoch* menggunakan *hyperparameter* yang didapatkan dari hasil optimasi *hyperparameter random search*. Adapun parameter yang dioptimasi adalah *learning rate*, *batch size*, dan *dropout*. Metode Stratified K-Fold Cross-Validation juga diimplementasikan dalam proses pelatihannya, dengan jumlah *fold* yang digunakan adalah 5. Untuk fungsi *loss* yang digunakan pada penelitian adalah fungsi Crossentropy yang umum digunakan untuk masalah klasifikasi, terutama klasifikasi multi-kelas (Zhang dan Sabuncu, 2018).

Setelah itu, model yang telah dilatih akan dimuat lagi ketika proses pengujian terhadap data uji dilakukan, dan hasil evaluasi yang didapatkan pada tahap pengujianlah yang akan menjadi aspek perbandingan antar modelnya.

2.5. Evaluasi

Metrik evaluasi utama yang digunakan adalah *f1-score*. Hal tersebut disebabkan oleh distribusi data antar kelas pada *dataset* yang tidak seimbang, sehingga penggunaan metrik *f1-score* diharapkan dapat memberi evaluasi yang lebih adil dengan mencari keseimbangan antara *precision* dan *recall* seperti yang tertera pada Persamaan (1).

$$f1\text{-score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (1)$$

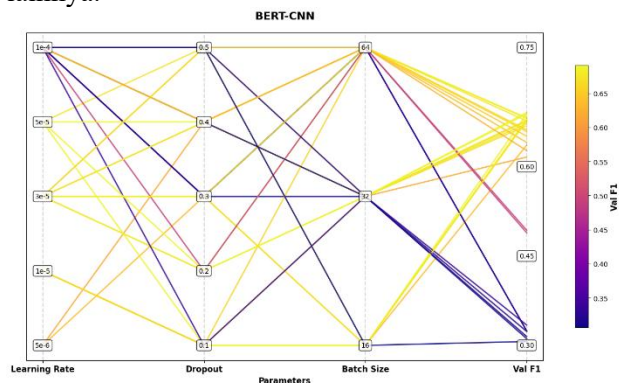
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini, dilakukan pelatihan dan pengujian pada model BERT-CNN, BERT, dan CNN. Pelatihan menggunakan *hyperparameter* yang didapatkan dari hasil optimasi *hyperparameter* menggunakan metode *random search*.

3.1. Pelatihan Model

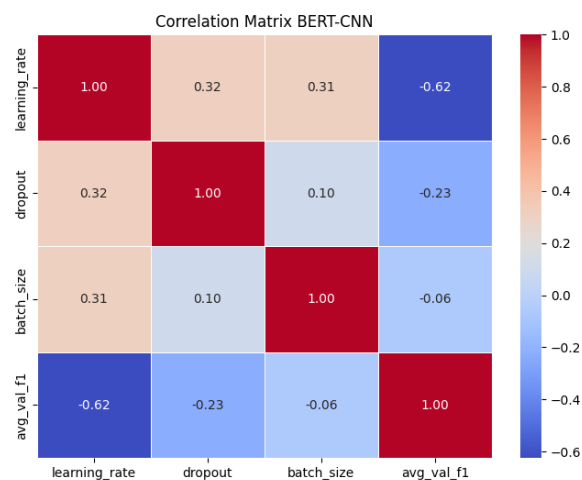
Sebelum pelatihan pada model BERT-CNN

dilakukan, perlu dilakukan optimasi *hyperparameter* terlebih dahulu menggunakan *random search*. Hasil optimasi *hyperparameter* dapat dilihat pada Gambar 1, yang menunjukkan bahwa penggunaan nilai parameter *learning rate* $5e-5$ atau $3e-5$ cenderung menghasilkan kinerja *f1-score* yang lebih baik, sedangkan parameter lainnya.



Gambar 1 Hasil Optimasi *Hyperparameter* BERT-CNN

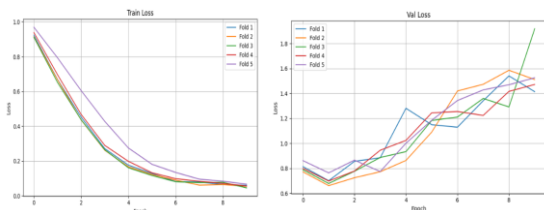
Adapun pengaruh setiap *hyperparameter* pada nilai validasi *f1-score*-nya dapat dilihat pada Gambar 2 yang menunjukkan bahwa *learning rate* adalah *hyperparameter* yang memiliki pengaruh paling signifikan terhadap nilai validasi *f1-score*-nya, karena dapat dilihat bahwa nilai korelasi -0,62 menandakan bahwa semakin rendah nilai *learning rate*-nya, maka kinerja model pada data validasi cenderung semakin baik, sedangkan *hyperparameter* lainnya tidak menunjukkan nilai korelasi yang begitu berpengaruh pada nilai validasi *f1-score*.



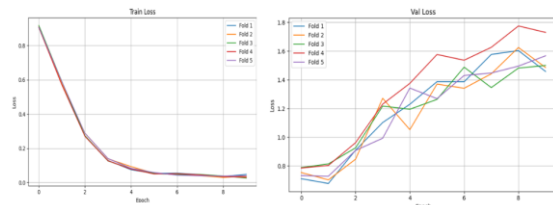
Gambar 2 *Correlation Matrix* BERT-CNN

Selanjutnya, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 3, Gambar 4, dan Gambar 5, bahwa grafik *Train Loss* menunjukkan tren yang sama

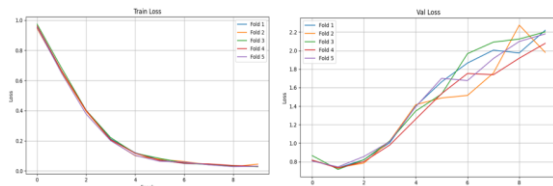
pada setiap model, yakni konsisten menurun seiring waktu, yang menunjukkan bahwa model berhasil belajar dari data latih. Namun, tren pada grafik *Val Loss* di setiap modelnya menunjukkan kenaikan untuk setiap *fold*-nya, yang berarti model pada awalnya mampu menggeneralisasi, namun seiring dengan waktu mulai kehilangan kemampuan tersebut, dan hal tersebut adalah salah satu indikasi bahwa model mengalami *overfitting*.



Gambar 3 Train dan Val Loss BERT-CNN



Gambar 4 Train dan Val Loss BERT



Gambar 5 Train dan Val Loss CNN

Adapun Tabel 1 yang menunjukkan perbandingan hasil pelatihan model pada *fold* terbaiknya, dan dapat dilihat bahwa BERT-CNN menghasilkan nilai validasi *f1-score* yang paling tinggi dibandingkan model lainnya, meskipun model CNN menunjukkan nilai *train* yang lebih baik.

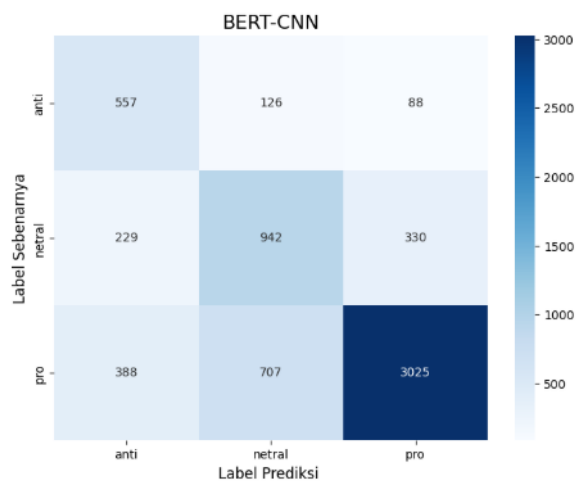
Tabel 1 Perbandingan Hasil Pelatihan Model pada *Fold* Terbaiknya

Model	Train Acc	Train F1	Val Acc	Val F1
BERT-CNN	0,985	0,985	0,720	0,719
BERT	0,980	0,981	0,714	0,708
CNN	0,990	0,990	0,705	0,703

3.2. Pengujian Model

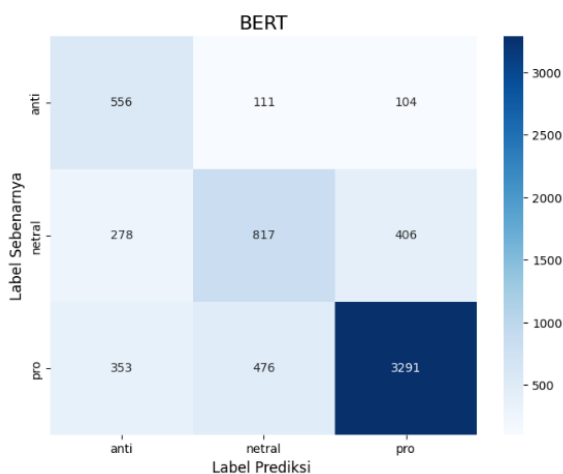
Setelah proses pelatihan selesai, pengujian

terhadap data uji menggunakan model hasil pelatihan dilakukan.



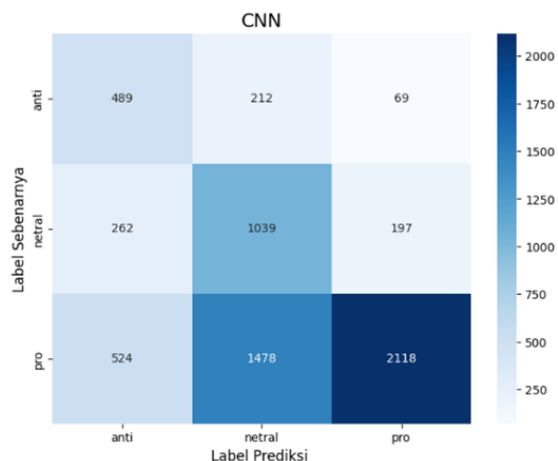
Gambar 6 Confusion Matrix BERT-CNN

Hasil evaluasi model BERT-CNN yang ditampilkan pada Gambar 6 menunjukkan kinerja model dalam mengklasifikasi sentimen tiga kelas. Dapat dilihat bahwa kelas *pro* paling banyak diprediksi dengan benar, yakni sebanyak 3025 data, namun masih ada 707 data kelas *pro* yang salah diklasifikasikan sebagai kelas *netral*.



Gambar 7 Confusion Matrix BERT

Seperti yang dapat dilihat pada Gambar 7, model BERT juga berkinerja paling bagus pada kelas mayoritas, sehingga sejumlah 3291 data kelas *pro* berhasil diprediksi dengan benar, namun sedikit lebih terkendali dalam kesalahan memprediksi dibandingkan model BERT-CNN.



Gambar 8 Confusion Matrix CNN

Selanjutnya, analisis terhadap Gambar 8 menyatakan bahwa model cukup baik dalam memprediksi kelas *netral*, namun sedikit kesulitan dalam membedakan antara kelas *pro* dan *netral*, karena banyak data kelas *pro* yang salah diklasifikasikan sebagai kelas *netral* dengan jumlah 1478.

		Metrik Evaluasi			
		Precision	Recall	f1-score	Weighted Average f1-score
BERT-CNN	Anti	0,4744	0,7224	0,5728	0,7197
	Netral	0,5307	0,6276	0,5751	
	Pro	0,8786	0,7342	0,7999	
BERT	Anti	0,4684	0,7211	0,5679	0,7362
	Netral	0,5819	0,5443	0,5625	
	Pro	0,8658	0,7988	0,8310	
CNN	Anti	0,3835	0,6351	0,4782	0,5930
	Netral	0,3807	0,6936	0,4916	
	Pro	0,8884	0,5141	0,6513	

Gambar 9 Perbandingan Hasil Uji

Adapun perbandingan lengkap antar modelnya dapat dilihat pada Gambar 9 yang menunjukkan bahwa kinerja pada kelas minoritas model BERT-CNN lebih baik dibandingkan model lainnya, namun model BERT mampu menghasilkan nilai *recall* dan *f1-score* pada kelas mayoritas yang paling baik dibandingkan model lainnya, sedangkan model CNN unggul di nilai *recall*-nya pada kelas *netral* dan nilai *precision*-nya pada kelas *pro*.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Pada pengujian model BERT-CNN menggunakan *hyperparameter* terbaik, yakni jumlah *fold* adalah 5, dengan *batch size* sebesar 32, *epoch* sebanyak 10, *dropout* sebesar 0,2, *learning rate* sebesar $5e-5$, dan *optimizer* yang digunakan adalah Adam, didapatkan hasil yang

menunjukkan bahwa kinerja model BERT-CNN cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen terkait perubahan iklim. Hal tersebut ditunjukkan oleh nilai *f1-score*-nya yang baik di kelas *pro* dengan nilai *f1-score* di kelas tersebut senilai 0,7999, dan juga ditunjukkan oleh nilai *Weighted Average f1-score*-nya yang bernilai 0,7197.

Selain itu, hasil evaluasi yang telah dipaparkan menunjukkan bahwa model BERT-CNN memiliki kinerja yang sedikit lebih baik dibandingkan model BERT atau CNN secara terpisah dalam mengklasifikasikan sentimen terkait perubahan iklim, terutama pada kelas minoritasnya. Meskipun model BERT memiliki nilai *Weighted Average f1-score* yang sedikit lebih tinggi daripada model BERT-CNN, yakni 0,7362, nilai tersebut diberatkan oleh *f1-score* kelas *pro*-nya, yakni 0,8310, sehingga secara langsung meningkatkan nilai *Weighted Average f1-score*-nya. Berbeda dengan model BERT-CNN yang menghasilkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* paling baik pada kelas minoritasnya, yakni *anti* dan *f1-score* terbaik pada kelas *netral*, serta nilai *Weighted Average f1-score*-nya juga tidak berbeda jauh dengan model BERT, yakni 0,7197. Adapun model CNN yang unggul pada metrik *recall* di kelas *netral*, namun hal tersebut diiringi dengan nilai *precision* yang rendah, sehingga menunjukkan bahwa model CNN sering salah mengklasifikasikan data uji ke kelas *netral*, namun juga berhasil menemukan sebagian besar yang benar.

4.2. Saran

Berdasarkan temuan dan analisis yang telah diuraikan, penulis mengajukan beberapa saran untuk penelitian selanjutnya. Melihat hasil optimasi *hyperparameter* yang terbukti berpengaruh signifikan terhadap proses pelatihan, dapat dilakukan optimasi menggunakan teknik yang lebih sistematis dan menyeluruh seperti *grid search*. Selain itu, pengembangan model juga dapat melibatkan penggunaan *dataset* dengan distribusi kelas yang lebih seimbang agar evaluasi kinerja tidak hanya bergantung pada metrik *f1-score* saja. Lalu, disarankan pula untuk melakukan analisis komparatif dengan membandingkan model hibrida BERT-CNN dengan arsitektur hibrida lainnya, seperti LSTM-CNN maupun model *pre-trained* berbasis Transformer lainnya seperti RoBERTa, dan lain-lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Abas, A.R., Elhenawy, I., Zidan, M. Dan Othman, M., 2022. BERT-CNN: A Deep Learning Model for Detecting Emotions from Text. *Computers, Materials and Continua*, 71(2), pp.2943–2961.
- Ainiyah, N., 2018. Remaja Millenial dan Media Sosial: Media Sosial sebagai Media Informasi Pendidikan bagi Remaja Millenial. *Jurnal Pendidikan Islam Indonesia*, 2(2), pp.221-236
- Bolstad, P. dan Victor, D.G., 2024. Growing Deviations Between Elite and Non-Elite Media Coverage of Climate Change in the United States. *Climatic Change*, 177(6).
- Cai, G. dan Xia, B., 2015. Convolutional Neural Networks for Multimedia Sentiment Analysis. *Natural Language Processing and Chinese Computing*. pp.159–167.
- Cook, J., Nuccitelli, D., Green, S.A., Richardson, M., Winkler, B., Painting, R., Way, R., Jacobs, P. dan Skuce, A., 2013. Quantifying The Consensus On Anthropogenic Global Warming in The Scientific Literature. *Environmental Research Letters*, 8(2).
- Krishna, A., 2021. Understanding The Differences Between Climate Change Deniers and Believers' Knowledge, Media Use, and Trust in Related Information Sources. *Public Relations Review*, 47(1).
- Kurniawan, A.A. dan Mustikasari, M., 2020. Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode CNN dan LSTM untuk Menentukan Berita Palsu dalam Bahasa Indonesia. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*. 5(4), pp.2622–4615.
- Loureiro, M.L. dan Alló, M., 2024. Feeling The Heat? Analyzing Climate Change Sentiment in Spain using Twitter Data. *Resource and Energy Economics*, 77.
- Repke, T., Callaghan, M., Lamb, W.F., Lück, S., Müller-Hansen, F. dan Minx, J.C., 2024. How Global Crises Compete for our Attention: Insights from 13.5 Million Tweets on Climate Change during COVID-19. *Energy Research & Social Science*. 116.
- Zhang, B., 2023. A BERT-CNN Based Approach on Movie Review Sentiment Analysis. *SHS Web of Conferences*, 163, 04007.