Final Project NLP

Analisis Sentimen Berita di Indonesia

William Anthoni Riyadi

672022242

Universitas Kristen Satya Wacana

## Latar Belakang

Perkembangan teknologi saat ini mempengaruhi pergerakan berbagai bidang, salah satunya berita digital, dibuat lewat media *online* seperti Kompas, Detik, Tempo, dan seterusnya. Media ini juga menjadi representasi dari sebagian media berita di Indonesia. Namun distribusi berita ini tidak jauh dari tantangan dan permasalahan, seperti objektivitas narasi berita dan bias *framing*, dimana salah satu studi sudah membuktikan bahwa berita yang disebarkan ada kecenderungan naratif terhadap ideologis atau politik kepentingan terkhususnya isu politik dan korupsi [1].

Pada saat yang sama, analisis sentimen dan pemodelan *Natural Language Processing* (NLP) menjadi alat yang banyak digunakan untuk menilai kecenderungan sentimen dalam teks, salah satunya berita. Metode yang digunakan pun bervariasi, dari yang bersifat *Machine Learning* (ML) tradisional seperti *Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression,* dan *Random Forest*, sampai bersifat *Deep Learning* (DL) seperti *IndoBERT*, merupakan adaptasi dari *BERT* untuk Bahasa Indonesia yang ditingkatkan [2,3].

Salah satu penelitian sebelumnya sudah membandingkan kinerja ML dan DL untuk klasifikasi sentimen, dan menunjukkan kalau model *transformer* berbasis BERT unggul dalam segi akurasi meski butuh *resource* yang besar [4]. Namun penerapan spesifik ke pemberitaan dan narasi media di Indonesia masih belum di lakukan secara mendalam; Dengan ini mampu memberi ruang buat peneliti menguji model NLP dalam deteksi sentimen berita serta menganalisa objektivitas dari media tersebut.

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan open *dataset* dari *kaggle* yang berisi ± 45 ribu baris data kemudian di *downsample* agar jumlah dataset tidak terlalu besar sampai ± 30 ribu baris. Data tersebut diolah melalui tahapan pre-processing dan kemudian dilakukan klasifikasi sentimen menggunakan model ML klasik dan IndoBERT sebagai model DL. Selanjutnya, hasil dari pelabelan sentimen (positif, negatif, netral) dibandingkan berdasarkan *classification report* dan *confussion matrix*. Sebagai tahap akhir, peneliti menggunakan (kolom *tag*) yang telah disiapkan untuk mengevaluasi bagaimana setiap media menyikapi isu tertentu, apakah bersikap netral (objektif), pro terhadap hal tertentu (positif), atau bahkan bersifat kritis (negatif).

Dengan menggabungkan pendekatan perbandingan performa algoritma klasifikasi dan analisis kecenderungan pemberitaan, penelitian ini bisa berkontribusi dalam pengkajian literatur di bidang *NLP*, *Deep Learning*, *data science*, dan media sekaligus. Penelitian ini juga memperkuat studi sebelumnya dalam pemakaian model *IndoBert* [5]; dan objektivitas media dalam kondisi tertentu seperti *COVID-19* [6].

## Tinjauan Pustaka

Berbagai studi sebelumnya sudah membahas relevansi klasifikasi sentimen dan objektivitas dalam berita menggunakan pendekatan NLP, *Machine Learning* dan *Deep Learning*, seperti penelitian dari Suryono dan Budi, yang berfokus pada analisis sentimen dalam berita finansial khususnya P2P lending di Indonesia. Mereka melakukan perbandingan performa berbagai algoritma *Machine Learning* klasik seperti *Naive Bayes, SVM, Logistic Regression,* dan *Random Forest*. Hasilnya menunjukkan bahwa pendekatan ini cukup efektif dalam mengklasifikasikan sentimen berita ekonomi, dan menjadi dasar yang kuat untuk mengembangkan pendekatan serupa di bidang informasi yang berbeda [7].

Penelitian dari Ma’aly juga mengembangkan model klasifikasi multi-label menggunakan kombinasi *CNN* dan *BiLSTM* untuk mendeteksi opini publik dalam komentar *YouTube* terkait debat Pilpres. Studi ini menekankan pentingnya *Deep Learning* dalam menangani data opini digital yang kompleks dan berlapis, terutama di ranah politik. Disimpulkan bahwa bahwa pendekatan DL mampu menangkap nuansa sentimen lebih baik dibanding model klasik, terutama ketika opini publik terbagi secara emosional dan ideologis [8].

Selain pendekatan berbasis sentimen, beberapa studi juga mengkaji deteksi otomatis bias berita. Salah satunya adalah studi oleh Zhou yang melakukan tinjauan sistematis terhadap 63 penelitian tentang deteksi bias media. Penelitian ini mengidentifikasi berbagai jenis bias, serta mengevaluasi efektivitas pendekatan-pendekatan NLP yang digunakan, termasuk pemanfaatan Transformer dan kebutuhan akan dataset yang lebih bervariasi. Studi ini memberikan dasar konseptual yang kuat untuk merancang sistem klasifikasi objektivitas berita secara otomatis [9].

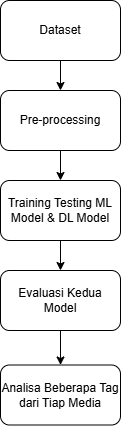
Berikut tabel perbandingan dari setiap Pustaka yang ada:

| No | Judul (Penulis & Tahun) | Masalah | Metode | Tujuan | Manfaat | Solusi | Saran |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1 | Media Narratives on KPK Chairman Case (Qathrunnada et al., 2025) | Narasi media cenderung bias tergantung ideologi. | Analisis framing narasi media. | Ungkap bias media dalam kasus korupsi. | Dorongan transparansi & objektivitas media. | Identifikasi posisi media: pro/kritis. | Edukasi pembaca tentang framing media. |
| 2 | IndoLEM and IndoBERT (Koto et al., 2020) | Minimnya benchmark NLP Bahasa Indonesia. | Pengembangan dataset dan model pre-trained. | Meningkatkan performa NLP lokal. | Dasar penelitian NLP Bahasa Indonesia. | Model IndoBERT. | Benchmark resmi NLP Indonesia. |
| 3 | IndoBERTweet (Koto et al., 2021) | BERT umum tidak cocok untuk teks Twitter Indo. | Pre-training dengan kosakata khusus. | Buat model NLP spesifik domain media sosial. | Analisis medsos lebih akurat. | Model IndoBERTweet. | Gunakan untuk klasifikasi sosial-politik. |
| 4 | A Comparative Study of Sentiment Analysis (Ashbaugh & Zhang, 2024) | Kinerja ML vs DL belum konsisten. | Studi eksperimental. | Bandingkan performa kedua pendekatan. | Efektivitas klasifikasi sentimen. | BERT lebih akurat, ML lebih ringan. | Gabungkan kedua pendekatan. |
| 5 | Sentiment Analysis with Hybrid DL (Lin & Nuha, 2023) | Model tunggal kurang akurat. | Gabungan BERT + R-CNN. | Tingkatkan akurasi analisis sentimen Indo. | Sentimen analisis kompleks. | Hybrid Deep Learning. | Coba dengan lebih banyak fitur linguistik. |
| 6 | Objectivity of Media During COVID-19 (Putri & Junaedi, 2022) | Kurangnya studi objektivitas media lokal. | Kuantifikasi isi berita. | Evaluasi objektivitas media saat krisis. | Ukur keseimbangan narasi. | Penilaian sistematis media. | Perluas ke media lain dan kasus lain. |
| 7 | P2P Lending Sentiment in Online News (Suryono & Budi, 2020) | Minimnya analisis sentimen berita finansial. | NB, SVM, RF, LR. | Analisis berita fintech. | Bantu regulator & investor. | Model ML klasik. | Tambahkan temporal analysis. |
| 8 | Sentiment Pilpres via YouTube (Ma’aly et al., 2024) | Minimnya klasifikasi multi-label opini politik. | CNN + BiLSTM. | Klasifikasi opini kompleks. | Pemetaan opini masyarakat. | Deep learning untuk opini digital. | Integrasi lebih banyak platform. |
| 9 | A systematic review on media bias detection (Rodrigo-Ginés, 2024) | Deteksi bias media belum memiliki definisi operasional dan pendekatan seragam. | Telaah sistematis 63 studi tentang deteksi bias media. | Petakan jenis bias dan metode deteksi yang paling efektif. | Panduan lengkap untuk pengembangan sistem deteksi bias otomatis. | Rekomendasi penggunaan Transformer dan dataset beragam. | Gunakan temuan ini untuk klasifikasi objektivitas berita lokal. |
| 10 | Sentiment Analysis with Transformers and BERT (IISA 2023) | Pendekatan tunggal terbatas. | Bandingkan ML & Transformer. | Optimalkan akurasi klasifikasi. | Kombinasi kekuatan ML dan BERT. | Model hybrid. | Implementasi di berbagai bahasa. |
| 11 | Sentiment Analysis Meets Explainable AI (TAFFC 2024) | Model DL kurang transparan. | Survei XAI dalam sentimen. | Tambahkan interpretabilitas. | Tingkatkan kepercayaan publik. | XAI untuk NLP. | Terapkan pada IndoBERT. |

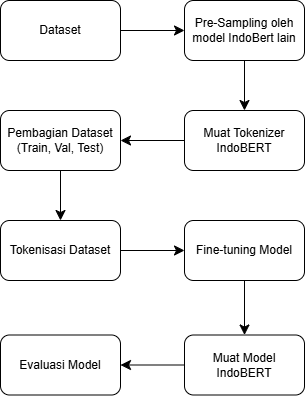
## Metode penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan perbandingan performa model *Machine Learning* (*Naive Bayes, Logistic Regression, SVM, Random Forest*) *dan Deep Learning* (*IndoBERT*) dalam klasifikasi sentimen terhadap berita dari tiga media utama: Kompas, Detik, dan Tempo. Data yang digunakan sebanyak kurang lebih 30.000 baris yang telah melalui proses *pre-processing* yang mencakup tokenisasi, pembersihan teks, *stopword* *removal*, dan *stemming* [10].

Evaluasi kinerja dilakukan lewat *classification report* (*precision, recall, F1-score*), *confusion matrix*, serta nilai *loss* dan akurasi pada proses pelatihan model *IndoBERT*. Metode ini mengikuti pendekatan dalam studi oleh IISA (2023) yang menekankan pentingnya kombinasi model klasik dan *Transformer* untuk hasil maksimal [10,11].



(Flowchart Alur Penelitian)



(Flowchart Model IndoBert)

Pembandingan performa dilakukan terhadap ketepatan pelabelan sentimen dan keterkaitannya dengan tag objektivitas (objektif, pro, kritis) (netral, positif, negatif). Untuk itu, rumus evaluasi klasifikasi seperti *precision, recall, dan F1-score* perlu ditampilkan sebagai dasar evaluasi kedua Model. Rumus ini juga berfungsi sebagai transparansi evaluasi model yang digunakan dalam konteks NLP.

## Hasil dan pembahasan

## Kesimpulan

## Daftar Pustaka

1. Qathrunnada, Z.; Nugroho, C.; Yusanto, F.; Wulandari, A.; Wulan, R.R. Ideology, resistance, and sociopolitical dynamics in Indonesia: media narratives and resistance discourses on the chairman of the corruption eradication commission’s corruption case. *Frontiers in Communication* **2025**, *Volume 10 - 2025*, doi:10.3389/fcomm.2025.1552110.

2. Koto, F.; Rahimi, A.; Lau, J.H.; Baldwin, T. IndoLEM and IndoBERT: A benchmark dataset and pre-trained language model for Indonesian NLP. *arXiv preprint arXiv:2011.00677* **2020**.

3. Koto, F.; Lau, J.H.; Baldwin, T. Indobertweet: A pretrained language model for indonesian twitter with effective domain-specific vocabulary initialization. *arXiv preprint arXiv:2109.04607* **2021**.

4. Ashbaugh, L.; Zhang, Y. A Comparative Study of Sentiment Analysis on Customer Reviews Using Machine Learning and Deep Learning. *Computers* **2024**, *13*, 340.

5. Lin, C.-H.; Nuha, U. Sentiment analysis of Indonesian datasets based on a hybrid deep-learning strategy. *Journal of Big Data* **2023**, *10*, 88, doi:10.1186/s40537-023-00782-9.

6. Putri, R.C.A.; Junaedi, F. Analysis of the Objectivity of Mass Media during the COVID-19 Pandemic in Indonesia. *Human Interaction & Emerging Technologies (IHIET 2022): Artificial Intelligence & Future Applications* **2022**, *68*.

7. Ryan Randy, S.; Indra, B. P2P Lending Sentiment Analysis in Indonesian Online News. In Proceedings of the Proceedings of the Sriwijaya International Conference on Information Technology and Its Applications (SICONIAN 2019), 2020/05/06, 2020; pp. 39-44.

8. Ma’aly, A.N.; Pramesti, D.; Fathurahman, A.D.; Fakhrurroja, H. Exploring Sentiment Analysis for the Indonesian Presidential Election Through Online Reviews Using Multi-Label Classification with a Deep Learning Algorithm. *Information* **2024**, *15*, 705.

9. Rodrigo-Ginés, F.-J.; Carrillo-de-Albornoz, J.; Plaza, L. A systematic review on media bias detection: What is media bias, how it is expressed, and how to detect it. *Expert Systems with Applications* **2024**, *237*, 121641, doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121641>.

10. Douka, E.; Perikos, I.; Hatzilygeroudis, I. Sentiment Analysis with the Use of Transformers and BERT. In Proceedings of the 2023 14th International Conference on Information, Intelligence, Systems & Applications (IISA), 2023; pp. 1-8.

11. Diwali, A.; Saeedi, K.; Dashtipour, K.; Gogate, M.; Cambria, E.; Hussain, A. Sentiment Analysis Meets Explainable Artificial Intelligence: A Survey on Explainable Sentiment Analysis. *IEEE Transactions on Affective Computing* **2024**, *15*, 837-846, doi:10.1109/taffc.2023.3296373.