



Penerapan Model T5-Small untuk *Abstractive Text Summarization* pada Berita Olahraga

*Dandy Prasetyo Ramadhan¹, Arya Adyhaksa Waskita²

^{1,2} Teknik Informatika S-2, Program Pascasarjana, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Banten

Email: ¹dandyp83@gmail.com, ²aawaskita@unpam.ac.id

ABSTRACT

Sports news is characterized by its length and dense information, so readers often have difficulty quickly obtaining the main information. Manual summary creation is inefficient, while research on automatic summary systems in Indonesian, especially in the sports domain, is still very limited. This study develops an abstractive text summarization model based on the Transformer architecture (T5-Small) to generate summaries of Indonesian sports news. The dataset was obtained from Kaggle and then went through a pre-processing stage including data cleaning, text normalization, tokenization using T5Tokenizer, and the application of padding and truncation to match the model's input format. The model was trained using a data split of 80% for training, 10% for validation, and 10% for testing. Performance evaluation was conducted using the ROUGE-1, ROUGE-2, and ROUGE-L metrics by comparing the model summary against the reference summary (gold standard). The evaluation results using the ROUGE metric indicate that the model has quite good performance in producing relevant summaries. The ROUGE-1 value of 0.6011 indicates that more than half of the unigrams in the model summary match the reference summary. The ROUGE-2 value of 0.3940 indicates the model's ability to capture relationships between words, or bigrams, with a near 40% agreement rate. Meanwhile, the ROUGE-L value of 0.5411 confirms that the model's sentence sequence structure aligns with the original summary. Overall, these three values confirm the model's ability to produce informative and consistent summaries.

Keywords: Abstractive Text Summarization, Transformer (T5), Indonesian Sports News.

ABSTRAK

Berita olahraga memiliki karakteristik yang panjang dan padat informasi, sehingga pembaca sering mengalami kesulitan dalam memperoleh inti informasi secara cepat. Pembuatan ringkasan secara manual tidak efisien, sementara penelitian mengenai sistem ringkasan otomatis berbahasa Indonesia, khususnya pada domain olahraga, masih sangat terbatas. Penelitian ini mengembangkan model abstractive text summarization berbasis arsitektur Transformer (T5-Small) untuk menghasilkan ringkasan berita olahraga berbahasa Indonesia. Dataset diperoleh dari Kaggle, kemudian melalui tahap pra-pemrosesan meliputi pembersihan data, normalisasi teks, tokenisasi menggunakan T5Tokenizer, serta penerapan padding dan truncation agar sesuai dengan format input model. Model dilatih menggunakan pembagian data 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L dengan membandingkan ringkasan model terhadap ringkasan referensi (gold standard). Hasil evaluasi menggunakan metrik ROUGE menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam menghasilkan ringkasan yang relevan. Nilai ROUGE-1 sebesar 0.6011 mengindikasikan bahwa lebih dari separuh unigram pada ringkasan model sesuai dengan ringkasan referensi. Nilai ROUGE-2 sebesar 0.3940 menunjukkan kemampuan model dalam menangkap hubungan antar kata atau bigram dengan tingkat kesesuaian hampir 40%. Sementara itu, nilai ROUGE-L sebesar 0.5411 menegaskan bahwa struktur urutan kalimat yang dihasilkan model selaras dengan ringkasan asli. Secara keseluruhan, ketiga nilai ini mengonfirmasi bahwa model mampu menghasilkan ringkasan yang informatif dan konsisten.

Kata kunci: Abstractive Text Summarization, Transformer (T5), Berita Olahraga Berbahasa Indonesia.

1. PENDAHULUAN

Proses peringkasan teks mengatasi tantangan membaca dokumen panjang dan tebal. Solusi ini menyajikan informasi lebih ringkas tanpa menghilangkan substansi aslinya. Ringkasan terbaik umumnya dihasilkan dari dokumen dengan banyak paragraf panjang, terutama teks ilmiah argumentatif.[1]

Rangkuman memberikan gambaran singkat untuk memahami isi dokumen atau bab dengan cepat. Meskipun prosesnya lebih mudah jika teks sudah familiar atau wajar panjangnya, hasil rangkuman seringkali subjektif. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih objektif untuk menghasilkan rangkuman yang berkualitas. [2]

Ada dua jenis model peringkasan: *Extractive* (memilih kalimat kunci) dan *Abstractive* (menghasilkan kalimat baru dengan pemahaman kontekstual). Model terdahulu (*Extractive* atau *Abstractive* berbasis RNN/LSTM) sering gagal menjaga koherensi dan menghasilkan ringkasan yang kaku pada data berbahasa Indonesia. [3]

Untuk mengatasi tantangan tersebut, penelitian ini berfokus pada penerapan model Transformer (T5). Sistem T5 (Text-to-Text Transfer Transformer) adalah model yang menggunakan arsitektur Transformer untuk melaksanakan berbagai tugas pemrosesan bahasa alami (NLP) dalam format yang seragam[4]. Dengan menguji T5 khususnya varian T5-Small, diharapkan kualitas ringkasan yang lebih natural dan informatif dapat tercapai.

Penelitian ini mengusulkan penerapan *Abstractive Summarization* menggunakan model T5 (Transformer), khususnya varian T5-Small, untuk merangkum artikel berita olahraga. Evaluasi dilakukan secara objektif dengan metrik ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L. Hasilnya diharapkan menunjukkan efektivitas T5 sebagai solusi peringkasan otomatis berbahasa Indonesia. [5]

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Text Summarization

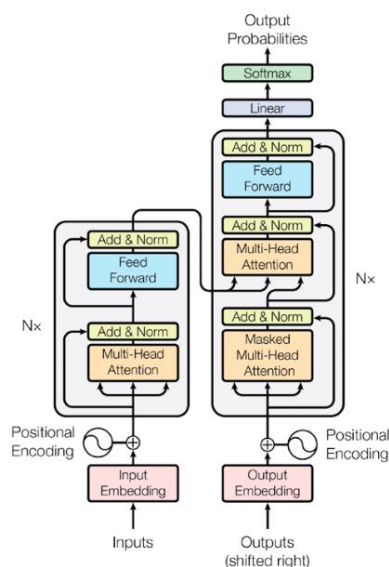
Untuk mengatasi teks yang terlalu panjang, peringkasan teks bertujuan menyajikan inti dokumen dalam bentuk ringkas, sehingga memudahkan pemahaman bagi pembaca [6]

2.2 Abstractive Text Summarization

Peringkasan *abstrak* menghasilkan ringkasan yang terdiri dari kalimat-kalimat baru yang diciptakan untuk menangkap esensi (inti) dari teks sumber, berbeda dengan hanya memilih dan menyusun ulang kalimat dari dokumen asli [7]

2.3 Transformer Architecture

Transformer adalah arsitektur model inovatif yang mengandalkan mekanisme perhatian (*attention*) untuk membangun representasi kontekstual. Arsitektur ini menunjukkan hasil yang sangat baik dalam tugas-tugas Pemrosesan Bahasa Alami (NLP) [8]



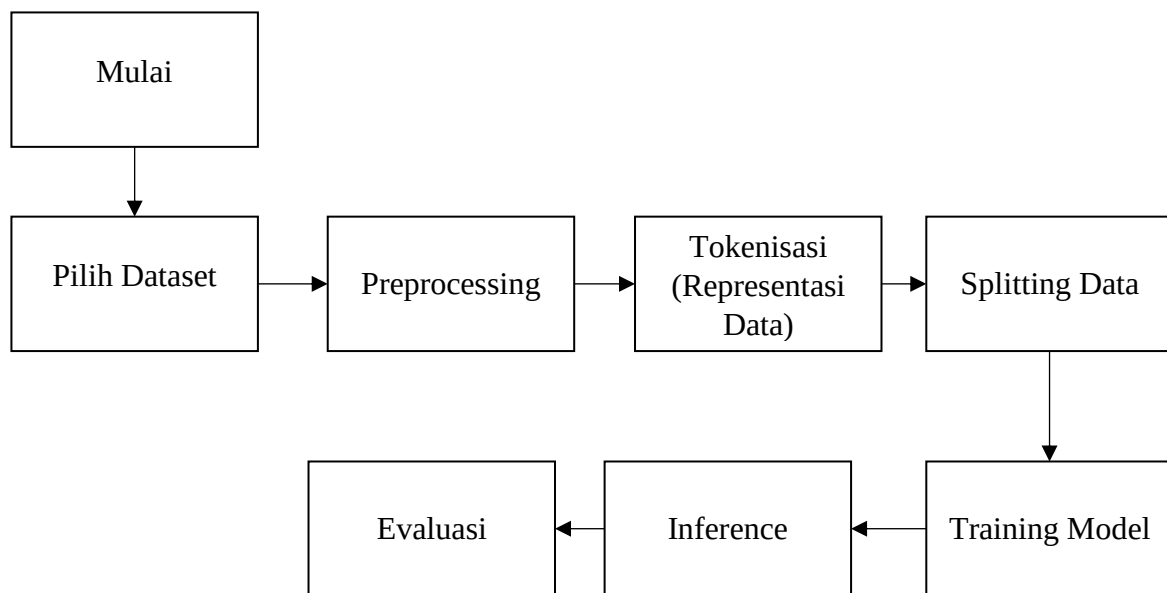
Gambar 1 Arsitektur Umum Transformer

2.4 ROUGE

ROUGE (*Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation*) adalah metrik evaluasi otomatis untuk peringkasan teks, diturunkan dari BLEU. ROUGE mengukur tumpang tindih n-gram antara ringkasan sistem dan ringkasan referensi (*gold standard*), berfokus pada *coverage (recall)*. Batasan utamanya adalah ketidakmampuannya menilai struktur kalimat atau tata bahasa, yang dapat menghasilkan ringkasan berperingkat tinggi meskipun susunan katanya kacau. [9]

3. METODE PENELITIAN

Bagian ini menjelaskan rancangan atau kerangka kerja yang digunakan dalam penelitian untuk mencapai tujuan yang telah ditetapkan. Rancangan penelitian mencakup metode, tahapan, alat, dan pendekatan yang digunakan secara sistematis



3.1. Dataset

Dataset yang digunakan berasal dari *Kaggle* yang berisi pasangan teks berita dan ringkasan abstraktif. Dataset ini kemudian difilter secara spesifik hanya untuk artikel berita olahraga ("sport") agar relevan dengan fokus penelitian [10]

3.2. Preprocessing

Preprocessing adalah serangkaian proses penting yang bertujuan meningkatkan kualitas input agar model dapat belajar dengan lebih baik. Tahap ini terdiri dari segmentasi—memecah dokumen menjadi kalimat-kalimat tunggal menggunakan penanda seperti titik ("."), tanda seru ("!"), tanda tanya ("?"), atau *newline* dan tokenisasi. Selain itu, *preprocessing* juga meliputi pembersihan teks dari karakter yang tidak diperlukan (seperti simbol aneh atau *whitespace* berlebih), penghapusan data kosong (missing value), dan penyeragaman format teks menjadi bentuk yang lebih terstruktur [11]

3.3. Tokenisasi

Tahap ini, yang hampir selalu digunakan dalam peringkasan *ekstraktif*, adalah proses memecah paragraf menjadi kalimat-kalimat dengan pembatas titik. Ini dilakukan karena hasil akhir peringkasan *ekstraktif* adalah kumpulan kalimat [12]

3.4. Pembagian Data

Dataset Splitting adalah proses membagi *dataset* menjadi tiga subset utama—training set (80%), validation set (10%), dan testing set (10%)—untuk melatih dan menguji performa model *machine learning* secara adil. *Training set* berfungsi melatih

model mempelajari pola data, *validation set* untuk *hyperparameter tuning* dan mencegah *overfitting*, sedangkan *testing set* digunakan sebagai data independen untuk evaluasi akhir yang objektif menggunakan metrik seperti ROUGE [13]

3.5. Training Model T5

Setelah *pretraining*, Model T5 di-*fine-tune* untuk dengan menambahkan lapisan klasifikasi dan melatihnya menggunakan *dataset* yang spesifik untuk tugas tersebut.

3.6. Inference

Model yang telah dilatih dapat segera digunakan untuk membuat ringkasan teks-teks baru. Caranya, masukkan dokumen target ke dalam model. Model kemudian akan menghasilkan ringkasan yang dihasilkan dari pemahamannya terhadap teks dan proses pelatihan yang didasarkan pada pasangan teks-ringkasan [14]

3.7. Evaluasi

Evaluasi kualitas ringkasan akhir dilakukan dengan membandingkan ringkasan yang dihasilkan oleh model T5 dengan ringkasan referensi dari *dataset*. Perbandingan ini diukur menggunakan metrik ROUGE, yang secara spesifik mencakup ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L. Metrik ROUGE menghitung tingkat kemiripan kata (*n-gram*) antara kedua ringkasan melalui perhitungan Presisi (fraksi *n-gram* hasil dalam referensi), Recall (fraksi *n-gram* referensi dalam hasil), dan Skor F1 (kombinasi kedua metrik tersebut) [15]

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Evaluasi ROUGE Model T-Small

Evaluasi dilakukan secara berkala pada setiap 200 langkah pelatihan (steps) untuk memantau kinerja model secara bertahap. Evaluasi dilakukan terhadap *training loss*, *validation loss*, serta metrik ROUGE-1, ROUGE-2, ROUGE-L, dan panjang rata-rata ringkasan yang dihasilkan (Gen Len). Metrik ROUGE digunakan untuk menilai kesamaan antara ringkasan hasil model dengan ringkasan referensi, sementara nilai loss.

digunakan untuk melihat seberapa besar kesalahan model saat pelatihan dan validasi (Gambar 3).

Tabel 1. *Training Loss* dan *Validation Loss* (Model T5-Small)

Step	Training Loss	Validation Loss	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	Gen Len
200	3.1889	2.7946	0.5725	0.3646	0.5092	127.93
400	2.6672	2.4732	0.5917	0.3846	0.5294	124.84
600	2.2667	2.4007	0.5971	0.3888	0.5348	124.76
800	2.6109	2.3571	0.5995	0.3914	0.5385	124.79
1000	2.8288	2.3402	0.6017	0.3941	0.5408	124.77
1200	2.2695	2.3358	0.6011	0.3935	0.5394	124.83
1400	2.3706	2.3271	0.6013	0.3938	0.5405	124.82
1600	2.5926	2.3253	0.6011	0.3940	0.5411	124.82

1. *Training loss* mengalami penurunan signifikan dari 3.1889 di step 200 menjadi 2.5926 di step 1600, menunjukkan bahwa model berhasil belajar dan mengurangi kesalahan terhadap data pelatihan.
 2. *Validation loss* juga menurun dari 2.7946 menjadi 2.3253, menandakan model tidak hanya belajar terhadap data pelatihan saja, tetapi juga menunjukkan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak dilatih (validation set).
1. Metrik ROUGE (*Model T5-Small*)
 1. ROUGE-1 meningkat dari 0.5725 di awal menjadi 0.6011 di akhir pelatihan. Ini menunjukkan model semakin baik dalam mereproduksi kata-kata penting dalam ringkasan referensi.
 2. ROUGE-2, yang menangkap pasangan kata (bigram), meningkat dari 0.3646 menjadi 0.3940, menandakan peningkatan pemahaman konteks lokal dalam ringkasan.
 3. ROUGE-L naik dari 0.5092 ke 0.5411, mencerminkan peningkatan dalam kesamaan urutan panjang (longest common subsequence) antara hasil model dan referensi
 4. Ketiga metrik ROUGE menunjukkan tren positif, menggambarkan peningkatan kualitas ringkasan secara keseluruhan.
 2. Gen len (Panjang Ringkasan yang Dihasilkan) (Model T5-Small)

Panjang ringkasan yang dihasilkan model berkisar antara 124–128 kata. Ini menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan ringkasan dengan panjang yang konsisten, menyesuaikan dengan panjang input dan instruksi pelatihan.

3. Langkah Terbaik (Best Step) (Model T5-Small)

Berdasarkan nilai ROUGE dan validation loss, langkah pelatihan terbaik berada pada step ke-1600, di mana model mencapai nilai:

1. ROUGE-1: 0.6011
2. ROUGE-2: 0.3940
3. ROUGE-L: 0.5411

4.2. Hasil Ringkasan Model T5-Small

Pelatihan model T5-Small menunjukkan perkembangan yang konsisten berdasarkan indikator training loss, validation loss, metrik ROUGE, dan panjang ringkasan (gen length). Secara keseluruhan, model mengalami peningkatan performa seiring bertambahnya jumlah langkah pelatihan (step).

1. Performa Training Loss dan Validation Loss

Training loss menunjukkan penurunan signifikan dari 3.1889 pada step 200 menjadi 2.5926 pada step 1600. Pola penurunan yang cukup stabil mengindikasikan bahwa model semakin mampu meminimalkan kesalahan terhadap data pelatihan. Validation loss juga menunjukkan perbaikan dari 2.7946 menjadi 2.3253, yang menandakan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak dilatih (validation set). Perbedaan training-validation loss yang semakin kecil mengindikasikan model tidak mengalami overfitting.

2. Evaluasi Kualitas Ringkasan Menggunakan Metrik ROUGE

Performa model pada metrik ROUGE menunjukkan tren peningkatan sepanjang proses pelatihan:

1. ROUGE-1 meningkat dari 0.5725 menjadi 0.6011, mencerminkan kemampuan yang lebih baik dalam menghasilkan kata-kata penting yang relevan dengan ringkasan referensi.
2. ROUGE-2 naik dari 0.3646 ke 0.3940, menunjukkan peningkatan dalam memahami hubungan antar-kata (bigram) dan konteks lokal dalam teks.
3. ROUGE-L meningkat dari 0.5092 menjadi 0.5411, menandakan model menghasilkan urutan kata yang lebih mendekati struktur ringkasan referensi.

Kenaikan pada ketiga metrik ini menggambarkan peningkatan kualitas ringkasan secara keseluruhan

3. Panjang Ringkasan yang Dihasilkan (Gen Len)

Model menghasilkan ringkasan dengan panjang relatif konsisten, berada di kisaran 124–128 kata. Konsistensi ini menunjukkan bahwa model mampu mengikuti instruksi panjang ringkasan dan mempertahankan kestabilan output.

4. Langkah Pelatihan Terbaik (Best Step)

Berdasarkan kombinasi nilai metrik ROUGE dan validation loss, performa terbaik dicapai pada step 1600, dengan nilai:

1. ROUGE-1: 0.6011
2. ROUGE-2: 0.3940
3. ROUGE-L: 0.5411

Langkah ini dipilih sebagai best step karena memberikan keseimbangan terbaik antara kualitas ringkasan dan generalisasi model.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai *Abstractive Text Summarization* pada berita olahraga berbahasa Indonesia menggunakan model *Transformer T5*, maka diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Model T5-Small terbukti efektif untuk tugas *abstractive text summarization* pada berita olahraga berbahasa Indonesia. Model dapat dilatih dengan baik dan menunjukkan stabilitas selama proses pelatihan, yang terlihat dari penurunan *training loss* dan *validation loss* secara konsisten. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola teks dengan baik dan melakukan generalisasi terhadap data yang tidak dilatih.
2. Kinerja model T5-Small menunjukkan hasil yang kuat berdasarkan evaluasi metrik ROUGE. Pada langkah pelatihan terbaik (step 1600), model mencapai skor ROUGE-1 sebesar 0.6011, ROUGE-2 sebesar 0.3940, dan ROUGE-L sebesar 0.5411. Nilai-nilai ini menegaskan bahwa model mampu menghasilkan ringkasan yang relevan, koheren, serta memiliki kesesuaian struktur dengan ringkasan referensi (*gold standard*). Dengan performa tersebut, T5-Small dapat menjadi alternatif model yang efisien untuk peringkasan teks dalam konteks penggunaan dengan sumber daya komputasi terbatas.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. S. Utomo, J. S. Wibowo, and E. N. Wahyudi, "Text Summarization Pada

- Artikel Berita Menggunakan Vector Space Model Dan Cosine Similarity,” *J. Din. Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 11–24, 2022, doi: 10.35315/informatika.v14i1.9163.
- [2] M. A. Zamzam, “Sistem Automatic Text Summarization Menggunakan Algoritma Textrank,” *Matics*, vol. 12, no. 2, pp. 111–116, 2020, doi: 10.18860/mat.v12i2.8372.
- [3] R. J. Ong *et al.*, “Text Summarization Dengan Menggunakan Bert Dengan Data Berita Indonesia,” pp. 4–7, 2022, [Online]. Available: https://huggingface.co/datasets/id_liputan6
- [4] I. N. Purnama and N. N. Widya Utami, “Implementasi Peringkat Dokumen Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Text To Text Transfer Transformer (T5),” *J. Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 9, p. 4, 2023.
- [5] A. Bahari and K. E. Dewi, “Peringkasan Teks Otomatis Abstraktif Menggunakan Transformer Pada Teks Bahasa Indonesia,” *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 83–91, 2024, doi: 10.34010/komputa.v13i1.11197.
- [6] G. Hartawan, D. S. Maylawati, and W. Uriawan, “Bidirectional and Auto-Regressive Transformer (BART) for Indonesian Abstractive Text Summarization,” *J. Inform. Polinema*, vol. 10, no. 4, pp. 535–542, 2024, doi: 10.33795/jip.v10i4.5242.
- [7] H. Shakil, A. Farooq, and J. Kalita, “Neurocomputing Abstractive text summarization: State of the art , challenges , and improvements,” *Neurocomputing*, vol. 603, no. July, p. 128255, 2024, doi: 10.1016/j.neucom.2024.128255.
- [8] Q. A. Itsnaini, M. Hayaty, A. D. Putra, and N. A. . Jabari, “Abstractive Text Summarization using Pre-Trained Language Model ‘Text-to-Text Transfer Transformer (T5),’” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 15, no. 1, pp. 124–131, 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i1.1532.124-131.
- [9] M. D. B. Laksana, A. E. Karyawati, L. A. A. R. Putri, I. W. Santiyasa, N. A. Sanjaya ER, and I. G. A. G. A. Kadnyanan, “Text Summarization terhadap Berita Bahasa Indonesia menggunakan Dual Encoding,” *JELIKU (Jurnal Elektron. Ilmu Komput. Udayana)*, vol. 11, no. 2, p. 339, 2022, doi: 10.24843/jlk.2022.v11.i02.p13.
- [10] Halimah, Surya Agustian, and Siti Ramadhani, “Peringkasan teks otomatis (automated text summarization) pada artikel berbahasa indonesia menggunakan algoritma lexrank,” *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 371–381, 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4300.
- [11] J. Pragantha, T. Informatika, F. T. Informasi, and U. Tarumanagara, “Automatic Summarization Pada,” vol. 1, no. 1, pp. 71–78, 2017.
- [12] K. E. Dewi and N. I. Widiastuti, “The Design of Automatic Summarization of Indonesian Texts Using a Hybrid Approach,” *J. Teknol. Inf. dan Pendidik.*, vol. 15, no. 1, pp. 37–43, 2022, doi: 10.24036/jtip.v15i1.451.
- [13] J. U. S. Lazuardi and A. Juarna, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Joox Pada Android Menggunakan Metode Bidirectional Encoder Representation From Transformer (Bert),” *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 28, no. 3, pp. 251–260, 2023, doi: 10.35760/ik.2023.v28i3.10090.
- [14] K. Tonchar, S. Raut, M. Peshwe, and S. Rathod, ““ Text-Summarization using Transformer based models ,”” vol. 9, no. 4, 2024.
- [15] Y. Yuliska and K. U. Syaliman, “Peringkasan Dokumen Teks Otomatis

Berdasarkan Sebuah Kueri Menggunakan Bidirectional Long Short Term Memory Network,” *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 65–71, 2022, doi: 10.31539/intecom.v5i2.4729.