

Analisis dan Penerapan Text Summarization Berita Berbahasa Indonesia Menggunakan Model Hybrid T5 dan LexRank

Muhammad Arief Mulyawan, Muhammad Alif Fadilah, Haryo Bismo Wicaksono, Ramadhan Eko Saputra, Shinta Adellya Nur Elwansyah

Abstract

Background: Kemajuan teknologi yang berkembang pesat telah mendorong manusia untuk memanfaatkan inovasi demi meningkatkan kecepatan, ketepatan, dan efisiensi dalam berbagai aspek kehidupan. Salah satu wujud nyata dari perkembangan tersebut adalah meningkatnya popularitas berita daring dibandingkan media cetak. Fenomena ini didorong oleh kemudahan akses dan penyajian berita yang lebih praktis. Namun, perubahan pola konsumsi informasi menunjukkan bahwa keterbatasan waktu pembaca serta kebutuhan akan efisiensi mendorong terciptanya solusi berupa penyediaan ringkasan berita. *Text summarization* hadir sebagai pendekatan inovatif untuk memenuhi kebutuhan ini, khususnya dalam konteks berita berbahasa Indonesia yang terus berkembang di era digital.

Objective: Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model *hybrid* yang mengintegrasikan metode abstraktif (T5) dan ekstraktif (LexRank) untuk text summarization pada berita berbahasa Indonesia. Tujuan utama model hybrid ini adalah untuk mengurangi kelemahan masing-masing pendekatan, di mana metode abstraktif cenderung menghasilkan ringkasan yang koheren tetapi kadang kehilangan poin penting, sementara metode ekstraktif menghasilkan ringkasan berdasarkan kalimat asli tetapi kurang fleksibel dalam hal koherensi. Model ini bekerja dengan memilih kalimat terbaik dari kedua metode, kemudian mengurutkannya berdasarkan skor relevansi untuk menghasilkan ringkasan yang lebih informatif.

Methods: Penelitian menggunakan dataset berita berbahasa Indonesia dari berbagai media ternama di Indonesia. Metodologi mencakup *preprocessing* (tokenisasi, lower case, dan *extra whitespace remover*), penerapan LexRank untuk ringkasan ekstraktif, serta pemanfaatan T5 untuk ringkasan abstraktif. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik ROUGE untuk membandingkan hasil ringkasan model dengan referensi.

Results: Metode abstraktif (T5) lebih unggul dibandingkan ekstraktif (LexRank) dalam menghasilkan ringkasan yang lebih koheren dan relevan. Pendekatan abstraktif lebih efektif untuk meringkas teks berita, sementara gabungan LexRank dan T5 mengoptimalkan kekuatan kedua metode, menghasilkan ringkasan yang lebih akurat dan alami. Kombinasi ekstraktif dan abstraktif memastikan poin penting tetap terjaga, sementara meningkatkan koherensi dan relevansi konten. Model hybrid ini efektif menghasilkan ringkasan yang informatif, ringkas, dan relevan.

Conclusion: Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan abstraktif (T5) lebih unggul dibandingkan dengan metode ekstraktif (LexRank) dalam menghasilkan ringkasan yang koheren, natural, dan relevan, dengan skor ROUGE yang lebih tinggi, terutama pada ROUGE-1 dan ROUGE-L. Model hybrid (LexRank + T5) berhasil menggabungkan kekuatan kedua metode, menghasilkan skor tertinggi pada ROUGE-1 dan ROUGE-2, serta meningkatkan akurasi dan koherensi ringkasan. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya [17], yang menunjukkan bahwa kombinasi algoritma dapat meningkatkan efektivitas summarization. Meskipun skor ROUGE untuk model hybrid lebih rendah dibandingkan summary ground truth yang lebih panjang dan mendetail, model hybrid tetap efektif dalam menangkap inti informasi berita. Keterbatasan perangkat yang digunakan menyebabkan kesulitan dalam fine-tuning model T5, dan kami berhipotesis bahwa kualitas model tidak sepenuhnya dapat diukur hanya dengan ROUGE.

Keywords: text summarization, LexRank, T5, BART, Genetic Algorithm

Introduction

Dalam era yang didominasi oleh perkembangan teknologi yang pesat, manusia dihadapkan pada kebutuhan untuk mengikuti dan memanfaatkan teknologi dalam berbagai aspek kehidupan. Teknologi telah menjadi alat penting yang menawarkan akurasi, kecepatan, dan efisiensi dalam memenuhi kebutuhan sehari-hari [1]. Salah satu bentuk nyata dari kemajuan ini adalah munculnya berita daring yang secara perlahan menggantikan media cetak tradisional seperti majalah dan surat kabar fisik. Popularitas berita daring terus meningkat, tidak hanya karena kemudahannya diakses, tetapi juga karena cara penyajian

informasi yang lebih menarik dan relevan bagi pembaca modern [2]. Namun, seiring dengan bertambahnya data mentah daring setiap hari, pengumpulan dan penyaringan informasi yang relevan menjadi tantangan yang semakin kompleks [3].

Salah satu solusi untuk mengatasi tantangan ini adalah dengan memanfaatkan teknik text summarization, sebuah metode yang bertujuan untuk meringkas teks secara otomatis dengan tetap mempertahankan esensi informasi yang penting. Teknik ini tidak hanya membantu pembaca memahami informasi dengan cepat, tetapi juga memiliki aplikasi luas dalam berbagai bidang seperti sistem rekomendasi berita, analisis tren, dan pengambilan keputusan berbasis data [4]. Secara sederhana, text summarization adalah proses mempersingkat teks asli dengan menggunakan kata-kata atau kalimat yang secara representatif mencerminkan isi utama dokumen tersebut [5].

Pendekatan berbasis machine learning kini menjadi salah satu metode unggulan dalam text summarization. Dua pendekatan utama, yaitu metode ekstraktif yang memilih kalimat penting dari teks asli, dan metode abstraktif yang menciptakan kalimat baru berdasarkan pemahaman konteks, telah banyak digunakan untuk meningkatkan kualitas ringkasan [6]. Selain itu, pendekatan berbasis grafik juga memberikan alternatif dalam memilih informasi paling relevan untuk dirangkum.

Related Works

Penelitian tentang *text summarization* pada periode 2020–2024 telah banyak berfokus pada pengembangan model berbasis *transformer* dan algoritma optimasi untuk menghasilkan *text summarization* yang lebih akurat dan relevan. Berikut adalah beberapa penelitian penting yang mendasari studi ini:

Tabel 1. Penelitian Sebelumnya

No.	Nama Penulis	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
1.	Wilman, P., dkk [22].	<i>Abstractive English Document Summarization Using BART Model With Chunk.</i>	BART	penelitian ini mengembangkan metode chunk pada model BART pra-latihan untuk meringkas dokumen panjang secara abstrak. Model ini mempertahankan relevansi konteks melalui tokenisasi kalimat dan menunjukkan performa unggul dibandingkan model XLSum pada dataset CNN/Daily Mail dan dataset PubMed. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi integrasi BART dengan dataset khusus dan penggabungan metode chunk dengan model peringkasan lainnya.
2.	Dharrao, D., dkk [16]	<i>Summarizing Business News: Evaluating BART, T5, and PEGASUS for Effective Information Extraction</i>	BART, T5, Pegasus	Penelitian ini menganalisis model pembelajaran mendalam untuk merangkum artikel bisnis dari BBC News, membandingkan kinerja BART, PEGASUS, dan T5 menggunakan skor ROUGE dan METEOR. T5 terbukti unggul dengan skor ROUGE-1

				sebesar 0,354 dan METEOR sebesar 0,35. Hasil ini menawarkan wawasan penting bagi peneliti dan praktisi dalam memilih model ringkasan untuk mendukung pengambilan keputusan yang efisien di domain bisnis.
3.	Fata, M. A. K., dkk [9]	<i>Evaluating the Sentiment Analysis from Auto-Generated Summary Text Using IndoBERT Fine-Tuning Model in Indonesian News Text</i>	IndoBERT	Penelitian ini menunjukkan bahwa fine-tuning IndoBERT menggunakan kumpulan data ringkasan buatan manusia mencapai hasil yang optimal, dengan skor F1 sebesar 75% dibandingkan dengan Skor F1 sebesar 65% dari kumpulan data pengujian ringkasan yang dibuat secara otomatis. Studi ini menunjukkan bahwa prediksi analisis sentimen yang menggunakan kumpulan data ringkasan buatan manusia mendapat skor lebih baik daripada analisis sentimen yang dihasilkan dari kumpulan data pengujian ringkasan yang dibuat secara otomatis.
4.	Itsnaini, Q. A., Hayaty, M., Putra, A. D., & Jabari, N. A. M. [33]	Abstractive Text Summarization using Pre-Trained Language Model "Text-to-Text	T5	Penelitian ini mengimplementasikan model T5 untuk abstractive text summarization pada dataset berita berbahasa Indonesia, yaitu IndoSum. Model T5 yang digunakan menunjukkan kemampuan dalam

		Transfer Transformer (T5).		mencarikan informasi utama dengan nilai evaluasi ROUGE-1 sebesar 0.68, ROUGE-2 sebesar 0.61, dan ROUGE-L sebesar 0.65. Walaupun model berhasil menghasilkan ringkasan yang mempertahankan makna utama, kualitas abstraksinya belum optimal. Hal ini disebabkan oleh keterbatasan dalam memahami konteks dan kosakata karena model tidak menggunakan embedding kata secara penuh.
5.	Erkan, G., & Radev, D. R. [14]	LexRank: Graph-based Lexical Centrality as Saliency in Text Summarization	LexRank	Hasilnya menunjukkan bahwa metode berbasis derajat (termasuk LexRank) mengungguli metode berbasis centroid dan sistem lain yang berpartisipasi dalam DUC dalam sebagian besar kasus. Lebih jauh, LexRank dengan metode ambang batas mengungguli teknik berbasis derajat lainnya termasuk LexRank berkelanjutan. Pendekatan yang dilakukan cukup tidak peka terhadap gangguan dalam data yang mungkin diakibatkan oleh pengelompokan dokumen topikal yang tidak sempurna.
6.	Srividya, K., dkk [17]	<i>A Hybrid Approach for Automatic Text Summarization and</i>	Luhn, Pegasus, Textrank	Penelitian ini mengimplementasikan model hibrida yang menggabungkan algoritma ringkasan ekstraktif

		<i>Translation based On Luhn, Pegasus, and Textrank Algorithms</i>		<p>(TextRank dan Luhn) dan abstraktif (Pegasus), menghasilkan skor ROUGE-1 lebih tinggi dibandingkan BERT, GPT2, dan XLNet. Model ini dioptimalkan menggunakan kumpulan data XSum dan diterapkan sebagai aplikasi web dengan fitur terjemahan. Hasil menunjukkan bahwa pendekatan hibrida menghasilkan ringkasan yang lebih akurat dan optimal. Ke depan, kinerja dapat ditingkatkan dengan menggabungkan lebih banyak teknik peringkasan ekstraktif dan abstraktif, baik yang diawasi maupun tanpa pengawasan, untuk membentuk model yang lebih kuat.</p>
7.	Purnama, I. N., & Utami, N. N. W [12]	Implementasi Peringkasan Dokumen Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Text To Text Transfer Transformer (T5)	T5	<p>Penelitian ini mengembangkan sistem peringkasan otomatis untuk berita digital berbahasa Indonesia menggunakan model transformer T5. Tiga skenario preprocessing diuji: (1) stemming dan stopwords removal, (2) stemming tanpa stopwords removal, dan (3) tanpa keduanya. Hasil terbaik diperoleh pada skenario 2 dengan evaluasi ROUGE-1 sebesar 0,17568, menunjukkan efektivitas metode tersebut dalam menghasilkan ringkasan yang padat</p>

				dan informatif.
8.	Khasanah, A. N., & Hayaty, M. [27]	<i>Abstractive Based Automatic Text Summarization On Indonesian News Using GPT-2</i>	Transformer GPT-2	Penelitian ini mengusulkan model GPT-2 untuk peringkasan teks otomatis pada berita berbahasa Indonesia menggunakan dataset Indosum. Model ini diuji dengan teknik evaluasi ROUGE, menghasilkan rata-rata skor recall sebesar 0,61 untuk ROUGE-1, 0,51 untuk ROUGE-2, dan 0,57 untuk ROUGE-L. Hasil menunjukkan bahwa peringkasan mampu memparafrasekan kalimat, meskipun beberapa kata asli dari teks masih muncul. Tantangan utama adalah keterbatasan perangkat keras dan data yang digunakan, sehingga memengaruhi kualitas peringkasan. Untuk peningkatan di masa depan, disarankan untuk memperluas dataset dan melakukan optimasi pemrosesan agar hasil lebih akurat dan bervariasi.
9.	Astuti, R. H., dkk [13]	Indonesian News Text Summarization Using MBART Algorithm	MBART	Penggunaan mBART dalam peringkasan teks bahasa Indonesia telah banyak dieksplorasi, sehingga menghasilkan kemajuan yang lebih baik dalam pengembangan model peringkasan teks. Metode evaluasi menggunakan ROUGE menunjukkan

				<p>nilai yang lebih baik dengan ROUGE-1 sebesar 35,94, ROUGE-2 sebesar 16,43, dan ROUGE-L sebesar 29,91. Meskipun demikian, kinerja model tersebut masih belum optimal dan belum mampu mengungguli model yang ada. Tantangan seperti peningkatan kinerja dan efisiensi sumber daya tetap menjadi fokus penting untuk penelitian di masa mendatang.</p>
10.	Lubis, A. R., dkk [24]	Improving Text Summarization Quality By Combining T5-Based Models and Convolutionalseq2Seq Models	T5 and Convolutionalseq2Seq	<p>Penelitian tersebut menghasilkan nilai untuk ROUGE-N sebesar 0,8 yang berarti model telah melakukan peringkasan teks secara optimal sedangkan untuk ROUGE-L menghasilkan nilai sebesar 0,8 yang berarti model dari T5 dan konvolusional Seq2Seq telah bekerja secara optimal. Akan tetapi, penelitian tersebut memiliki kelemahan dalam hal huruf kapital dan huruf kecil yang terdapat pada dataset, sehingga untuk penelitian selanjutnya dapat menambahkan jumlah data dan melakukan analisis pemanfaatan fitur.</p>
11.	Lin, Chin-Yew. [32]	ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of	T5	<p>Penelitian mengenai penggunaan model T5 (Text-to-Text Transfer Transformer) untuk abstractive text</p>

		<p>summaries.</p> <p>Proceedings of the ACL Workshop: Text Summarization Branches Out</p>		<p>summarization menunjukkan bahwa model ini mampu menghasilkan ringkasan teks yang cukup baik untuk berita berbahasa Indonesia. Evaluasi menggunakan metrik ROUGE menghasilkan nilai ROUGE-1 sebesar 0.68, ROUGE-2 sebesar 0.61, dan ROUGE-L sebesar 0.65. Hasil ini menunjukkan bahwa model berhasil menyarikan informasi utama tanpa mengubah makna, meskipun kemampuan abstraksinya belum optimal. Beberapa kendala yang dihadapi adalah keterbatasan dalam menghasilkan parafrase dan kualitas dataset referensi yang digunakan. Oleh karena itu, peningkatan seperti penggunaan embedding kata, dataset yang lebih besar, dan konfigurasi pelatihan yang lebih baik direkomendasikan untuk penelitian selanjutnya.</p>
12.	Fauzi, A. [28]	<p>Penerapan Algoritma Text Mining dan Lexrank dalam Meringkas Teks Secara Otomatis. Bulletin of Data Science</p>	T5 dan LexRank	<p>Penelitian tentang abstractive text summarization menggunakan model T5 menunjukkan bahwa model ini mampu meringkas teks berita berbahasa Indonesia dengan nilai evaluasi ROUGE-1 sebesar 0.68, ROUGE-2 sebesar 0.61, dan ROUGE-L sebesar 0.65. Hasil ini menunjukkan</p>

				<p>kemampuan model dalam mencari informasi utama, meskipun masih memiliki keterbatasan dalam menghasilkan abstraksi yang optimal. Di sisi lain, pengembangan metrik ROUGE-AR menawarkan evaluasi yang lebih komprehensif dengan mempertimbangkan resolusi anafora dan koherensi teks, namun masih memerlukan pengembangan lebih lanjut untuk implementasi yang lebih efektif. Selain itu, algoritma LexRank berhasil digunakan untuk meringkas berita secara otomatis dengan menghasilkan kalimat-kalimat utama berdasarkan bobot tertinggi. Meski demikian, hasil ringkasan masih terbatas pada urutan bobot tanpa memperhatikan sistematika narasi. Penggunaan metode tambahan di masa mendatang direkomendasikan untuk meningkatkan kualitas hasil ringkasan.</p>
13.	Kirmani, Mahira & Kaur, Gagan & mohd, Mudasir. [34]	Analysis of Abstractive and Extractive Summarization Methods.		<p>MMakalah ini membahas dua metode utama ringkasan teks otomatis: abstraktif dan ekstraktif. Metode abstraktif menghasilkan</p>

				<p>parafrase teks sumber, sedangkan ekstraktif memilih kalimat penting dari teks asli. Penelitian ini menguraikan teknik pemeringkatan kalimat, algoritma statistik, dan semantik, serta menyajikan analisis komparatif metode yang ada. Dengan meningkatnya data digital, alat ringkasan otomatis menjadi krusial untuk efisiensi informasi, menyoroti kemajuan NLP dan pentingnya inovasi di bidang ini.</p>
--	--	--	--	--

Penelitian-penelitian tersebut menjadi dasar bagi studi ini, yang berfokus pada kombinasi metode LexRank, T5, BART, dan Algoritma Genetika untuk menghasilkan *text summarization* berita berbahasa Indonesia yang relevan dan koheren. Integrasi metode ini bertujuan untuk memaksimalkan kelebihan masing-masing pendekatan dalam menyelesaikan tantangan linguistik bahasa Indonesia.

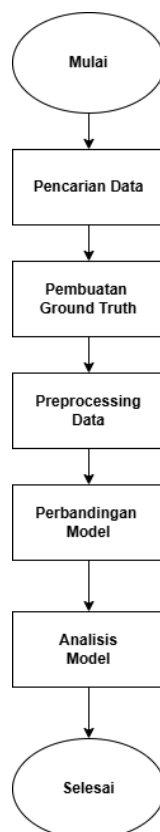
Methods

1. Material

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah pencarian data berupa artikel berita berbahasa Indonesia yang diperoleh secara manual dari berbagai *website* berita terpercaya. Pengambilan data dilakukan dari beragam *website* dengan total 100 teks berita.

2. Methodology

Bagian ini menjelaskan metode yang digunakan dalam penelitian, mulai dari pengumpulan data hingga proses analisis. Setiap langkah dijabarkan secara rinci untuk memberikan gambaran yang jelas tentang pendekatan yang diterapkan dalam menyelesaikan permasalahan penelitian. Berikut adalah diagram alur dalam penelitian ini:



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Dari hasil diagram alur penelitian diatas dapat diketahui bahwa:

1. Pencarian Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa artikel berita berbahasa Indonesia, yang diperoleh secara manual dari berbagai *website* berita terpercaya. Pengambilan data tersebut dilakukan dari berbagai website dengan total 100 teks berita. Variasi sumber data ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dan memperluas sudut pandang dari teks berita yang dianalisis. Dengan variasi sumber data untuk meningkatkan generalisasi model, diharapkan model mampu menghasilkan evaluasi yang lebih baik serta meningkatkan performanya secara keseluruhan [36]. Selain itu, Variasi ini memungkinkan model untuk menangkap berbagai sudut pandang dan memahami narasi yang kompleks dalam artikel berita [37].

2. Pembuatan *Ground Truth*

Dalam pembuatan *ground truth*, dilakukan pembuatan ringkasan berita secara manual dengan mengikuti kaidah peringkasan berita yang berlaku. Pembuatan ringkasan ini melibatkan dua anotator utama, yaitu Alif Fadilah dan Haryo Bismo, serta satu anotator tambahan, Arief Mulyawan, yang berperan sebagai *decision maker* ketika terjadi perbedaan pendapat antara kedua anotator utama.

Secara teknis, penelitian ini berfokus pada pembuatan ringkasan berita yang memenuhi aspek 5W + 1H (Who, What, Where, When, Why, dan How). Hal ini dikarenakan merupakan aspek penting dalam jurnalistik, termasuk dalam penulisan berita [38]. Mengacu pada artikel yang ditulis oleh Utama, R. B. (2017) berjudul "Indonesian News Auto Summarization in Infrastructure Development Topic using 5W+1H Consideration" [39], aspek 5W + 1H didefinisikan sebagai berikut:

a. *Who/Siapa?*

- i. Merupakan subjek atau pelaku dalam berita
- ii. Biasanya berupa orang, tokoh, jabatan, atau organisasi
- iii. Berupa kata benda atau kumpulan kata benda.
- iv. Subjek yang dirujuk bersifat utama atau muncul lebih awal.
- v. Biasanya muncul pada kalimat pertama atau bagian awal berita.
- vi. Subjek umum ditandai dengan huruf kapital di awal setiap kata.

b. *What/Apa?*

- i. Merupakan predikat dari subjek yang dibahas.
- ii. Terdapat kata kerja aktif atau positif yang mengawali.
- iii. Kata benda atau kata verbal mengikuti kata kerja tersebut.
- iv. Terletak di paragraf atau bagian awal berita.

c. *Where/Dimana?*

- i. Merupakan tempat terjadinya peristiwa.
- ii. Terdapat preposisi “di” yang mengawali.
- iii. Tempat juga bisa berupa lokasi tempat berita diterbitkan.
- iv. Dapat berupa rangkaian lokasi dari tingkatan terendah hingga tertinggi (contoh: kota, provinsi, negara).

d. *When/Kapan?*

- i. Menunjukkan waktu terjadinya peristiwa.
- ii. Biasanya diawali dengan preposisi “di” atau “pada”.
- iii. Struktur umumnya diikuti dengan tanggal atau pernyataan waktu dalam bentuk angka.

e. *Why/Kenapa?*

- i. Menunjukkan alasan terjadinya peristiwa.
- ii. Terdapat kata “karena”, “disebabkan”, atau “awal mula”.
- iii. Muncul di bagian tengah atau akhir.

f. *How/Bagaimana?*

- i. Penjelasan mengenai peristiwa yang terjadi.
- ii. Struktur kalimat hampir mirip dengan “apa”.
- iii. Biasanya terletak di bagian tengah atau akhir berita.

Hasil dari setiap aspek dalam 5W + 1H pada setiap teks berita tersebut kemudian disatukan agar menjadi ringkasan satu ringkasan utuh untuk masing-masing teks berita. Dengan jumlah data sebanyak 100 teks berita, dilakukan peringkasan berdasarkan aspek 5W + 1H terhadap seluruh teks berita tersebut. Proses ini menghasilkan 100 *ground truth summary* yang merepresentasikan ringkasan dari masing-masing teks berita.

3. Preprocessing Data

Setelah data terkumpul, tahap selanjutnya adalah preprocessing untuk mempersiapkan data agar dapat digunakan oleh model. Tahap *preprocessing* ini mencakup beberapa langkah sebagai berikut:

- Tokenisasi: Memecah teks menjadi unit terkecil seperti kata atau kalimat.
- Pembersihan Teks: Menghapus spasi ekstra.
- Lower case*: Mengubah huruf seluruh menjadi huruf kecil.

Tabel 2. Before dan After Pre-processing

Before pre-processing	After pre-processing
'News_Text': Persaingan Grup C fase ketiga zona Asia Kualifikasi Piala Dunia 2026 semakin sengit setelah pertandingan keenam berakhir pada Selasa (19/11). Dari enam pertandingan itu, hanya Jepang yang tak terbendung. Tim Samurai Biru saat ini memuncaki klasemen sementara dengan poin 16 dari lima kali menang dan sekali imbang. Jepang tampil sangat menyeramkan bagi tim penghuni Grup C lainnya. Satu-satunya tim yang bisa menahan Jepang adalah Australia dengan skor 1-1 pada 15 Oktober 2024. Tim asuhan Hajime Moriyasu ini juga tampil sangat digdaya. Dari enam pertandingan, Wataru Endo dan kawan-kawan menceploskan 22 gol dan hanya dua kali kebobolan. Dengan situasi ini, Jepang hanya butuh satu kemenangan dari empat laga tersisa untuk lolos langsung ke putaran final Piala Dunia 2026. Jepang bisa jadi tim pertama dari Asia yang lolos. Kemudian di peringkat kedua ada Austrlia dengan tujuh poin. Socceroos sekali menang dan empat kali imbang serta sekali kalah dalam enam laga yang sudah dijalani. Adapun peringkat ketiga hingga keenam diisi Indonesia, Arab Saudi, Bahrain, dan China. Keempat tim ini sama-sama mengumpulkan enam poin. Namun Indonesia unggul selisih gol dari kontestan lainnya. Indonesia minus tiga gol, sama dengan Arab. Kendati sama, Indonesia berhak di atas Arab karena menang di kandang dan imbang saat tandang dari Arab Saudi. Sementara Bahrain minus lima gol dan China minus 10 gol. Karena itu persaingan di Grup C akan semakin ketat dan sengit dalam empat pertandingan tersisa pada 2025. Tim-tim ini juga akan saling berhadapan. Indonesia misalnya,	Tokens: ['_persaingan', '_grup', '_c', '_fase', '_ketiga', '_zon', 'a', '_', 'asi', 'a', '_kualifikasi', '_piala', '_dunia', '_20', '26', '_semakin', '_sengit', '_setelah', '_pertandingan', '_keenam', '_berakhir', '_pada', '_sel', 'a', 's', 'a', '_', '(', '19', '/', '11', ')', ':', '_dari', '_enam', '_pertandingan', '_itu', ',', '_hanya', '_je', '_pang', '_yang', '_tak', '_ter', 'be', 'ndung', ':', '_tim', '_samurai', '_biru', '_saat', '_ini', '_memuncak', 'i', '_', 'klas', 'e', 'men', '_sementara', '_dengan', '_poin', '_16', '_dari', '_lima', '_kali', '_menang', '_dan', '_sekali', '_', '_imbang', ':', '_je', '_pang', '_tampil', '_sangat', '_menye', 'ram', 'kan', '_bagi', '_tim', '_penghuni', '_grup', '_c', '_lainnya', ':', '_satu', '-', '_satunya', '_tim', '_yang', '_bisa', '_menahan', '_je', '_pang', '_adalah', '_au', 'stra', 'li', 'a', '_dengan', '_skor', '_1', '-', '1', '_pada', '_15', '_', 'ok', 'to', 'ber', '_', '2024', ':', '_tim', '_asuhan', '_haji', 'me', '_mo', 'riya', 'su', '_ini', '_juga', '_tampil', '_sangat', '_di', 'g', '_daya', ':', '_dari', '_enam', '_pertandingan', ':', '_', 'wat', 'a', 'ru', '_end', 'o', '_dan', '_kawan', '-', '_kawan', '_mence', 'p', 'los', 'kan', '_22', '_gol', '_dan', '_hanya', '_dua', '_kali', '_ke', 'bo', 'bol', 'an', ':', '_dengan', '_situasi', '_ini', ':', '_je', '_pang', '_hanya', '_butuh', '_satu', '_kemenangan', '_dari', '_empat', '_laga', '_tersisa', '_untuk', '_lolos', '_langsung', '_ke', '_putaran', '_final', '_piala', '_dunia', '_20', '26', ':', '_je', '_pang', '_bisa', '_jadi', '_tim', '_pertama', '_dari', '_', 'asi', 'a', '_yang', '_lolos', ':', '_kemudian', '_di', '_peringkat', '_kedua', '_ada', '_au', 'stra', 'li', 'a', '_dengan',

akan menjamu Bahrain pada Maret 2025 dan China pada Juni 2025. Ini membuat Indonesia dalam posisi diuntungkan. Tidak hanya berpeluang lolos ke fase keempat kualifikasi dengan meraih peringkat tiga atau empat, tetapi juga langsung ke putaran final sebagai runner up Grup C.	'_tujuh', '_poin', '._', '_so', 'cc', 'ero', 'os', '_sekali', '_menang', '_dan', '_empat', '_kali', '_', 'imbang', '_serta', '_sekali', '_kalah', '_dalam', '_enam', '_laga', '_yang', '_sudah', '_di', 'jalan', 'i', '._', '_ada', 'pun', '_peringkat', '_ketiga', '_hingga', '_keenam', '_diisi', '._', 'indonesia', '._', '_a', 'rab', '_sa', 'udi', '._', '_', 'bah', 'rain', '._', '_dan', '._', 'chin', 'a', '._', '_keempat', '_tim', '_ini', '_sama', '._', 'sama', '_mengumpulkan', '_enam', '_poin', '._', '_namun', '._', 'indonesia', '_unggul', '._', 'seli', 'sih', '_gol', '_dari', '_kontes', 'tan', '_lainnya', '._', '_', 'indonesia', '_min', 'us', '_tiga', '_gol', '._', '_sama', '_dengan', '._', 'a', 'rab', '._', '_ke', 'nda', 'ti', '_sama', '._', '_', 'indonesia', '_berhak', '_di', '_atas', '._', 'a', 'rab', '_karena', '_menang', '_di', '_kandang', '_dan', '._', 'imbang', '_saat', '_tanda', 'ng', '_dari', '._', 'a', 'rab', '_sa', 'udi', '._', '_sementara', '._', 'bah', 'rain', '_min', 'us', '_lima', '_gol', '_dan', '._', 'chin', 'a', '_min', 'us', '_10', '_gol', '._', '_karena', '_itu', '_persaingan', '_di', '_grup', '_c', '_akan', '_semakin', '_ketat', '_dan', '_sengit', '_dalam', '_empat', '_pertandingan', '_tersisa', '_pada', '_2025', '._', '_tim', '._', 'tim', '_ini', '_juga', '_akan', '_saling', '_berhadapan', '._', '_', 'indonesia', '_misalnya', '._', '_akan', '_menjamu', '._', 'bah', 'rain', '_pada', '_mar', 'et', '_2025', '_dan', '._', 'chin', 'a', '_pada', '_ju', 'ni', '_2025', '._', '_ini', '_membuat', '._', 'indonesia', '_dalam', '_posisi', '_di', 'untung', 'kan', '._', '_tidak', '_hanya', '_berpeluang', '_lolos', '_ke', '_fase', '_keempat', '_kualifikasi', '_dengan', '_meraih', '_peringkat', '_tiga', '_atau', '_empat', '._', '_tetapi', '_juga', '_langsung', '_ke', '_putaran', '_final', '_sebagai', '._', 'runner', '_up', '_grup', '_c', '._']
--	--

4. Perbandingan Model

Pada tahap ini, beberapa model *text summarization* yang berbeda akan dibandingkan. Model yang akan dievaluasi terdiri dari dua pendekatan utama: *extractive summarization* dan *abstractive summarization*. Model-model yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. **LexRank:** Model *extractive* berbasis *graph-based ranking* yang memilih kalimat-kalimat penting berdasarkan kedekatannya dalam dokumen.

2. **T5 (Text-to-Text Transfer Transformer)**: Model *abstractive* berbasis *transformer* yang mengonversi berbagai tugas NLP menjadi masalah *text-to-text*.
3. **T5 + LexRank**: Kombinasi LexRank untuk pemilihan kalimat *extractive* dan T5 untuk menghasilkan ringkasan secara *abstractive*.
4. **T5 + Genetic Algorithm**: Algoritma *evolutionary* untuk memilih kalimat terbaik dalam summarization melalui proses seleksi, persilangan, dan mutasi.
5. **TextRank**: Model *extractive* berbasis *graph-based ranking* yang memilih kalimat penting menggunakan algoritma *PageRank*.
6. **MBART (Multilingual BART)**: Model *sequence-to-sequence* berbasis *transformer* untuk summarization multibahasa.
7. **Pegasus**: Model *abstractive* berbasis *transformer* yang dioptimalkan untuk tugas summarization dengan teknik pre-training.
8. **XLSUM**: Dataset dan model *transformer* untuk *multilingual extractive summarization*.
9. **MBART + TextRank**: Kombinasi MBART untuk ringkasan *abstractive* dan TextRank untuk pemilihan kalimat *extractive*.

Model-model ini akan membuat ringkasan pada dataset yang telah dipreprocessing, dan hasil ringkasan dari masing-masing model akan dibandingkan berdasarkan metrik evaluasi, berupa ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation).

5. Analisis Model

Pada tahap ini, akan dilakukan analisis terhadap kekurangan dan keterbatasan model yang digunakan. Beberapa aspek yang dianalisis meliputi:

- a. Kualitas Ringkasan: Apakah ringkasan yang dihasilkan benar-benar mencarikan informasi penting dari berita tanpa kehilangan konteks.
- b. Ketepatan Model: Sejauh mana model berhasil menghasilkan ringkasan yang koheren dan informatif.

- c. Kelemahan dalam Penanganan Bahasa Indonesia: Bagaimana model mengatasi masalah morfologi bahasa Indonesia, seperti kata yang memiliki banyak variasi bentuk atau penggunaan kata yang ambigu.

Dari analisis ini, dapat diketahui kekurangan dari masing-masing model, serta potensi untuk perbaikan.

Tahap terakhir adalah evaluasi hasil ringkasan yang dihasilkan oleh model. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik objektif dan subjektif:

- a. Metrik Objektif: Menggunakan ROUGE untuk mengukur kualitas ringkasan secara kuantitatif. ROUGE mengukur recall dengan membandingkan n-gram dalam ringkasan model dengan ringkasan referensi.
- b. Metrik Subjektif: Melibatkan penilaian manusia untuk menilai kualitas ringkasan berdasarkan kelengkapan, koherensi, dan relevansi informasi yang terkandung dalam ringkasan.

Evaluasi ini akan memberikan gambaran yang jelas tentang kualitas model dalam menghasilkan text summarization berita berbahasa Indonesia.

ROUGE-N

$$ROUGE - N = \frac{\sum_{S \in \{ReferenceSummaries\}} \sum_{gram_n \in S} Count_{match}(gram_n)}{\sum_{S \in \{ReferenceSummaries\}} \sum_{gram_n \in S} Count(gram_n)} \quad (1)$$

Dimana n merupakan panjang dari n -gram (panjang (n) kata), $gram_n$, dan $Count_{match}(gram_n)$ merupakan jumlah maksimum n-gram yang muncul secara bersamaan dalam hasil *summary* model dan *summary ground truth* [35].

Result

Berikut adalah tabel hasil skor rouge dari pengujian masing-masing model :

Tabel 3. Hasil Rouge Score Beberapa Model

Model	Rouge 1	Rouge 2	Rouge L
Lexrank	0.423	0.302	0.379
T5	0.497	0.372	0.447
T5 + Lexrank	0.526	0.430	0.497
T5 + Genetic Algorithm	0.428	0.29	0.29
TextRank	0.294	0.146	0.213
MBART	0.405	0.297	0.359
Pegasus	0.258	0.135	0.222
XLSUM	0.373	0.268	0.327
MBART + TextRank	0.426	0.318	0.380

Berdasarkan tabel di atas dapat disimpulkan bahwa pendekatan hybrid T5 + LexRank memberikan performa terbaik dibandingkan model lainnya. Model ini mencapai skor *Rouge 1* sebesar 0.526, *Rouge 2* sebesar 0.430, dan *Rouge L* sebesar 0.497. Keunggulan ini menunjukkan bahwa penggabungan metode berbasis graf seperti LexRank, yang unggul dalam memilih kalimat-kalimat penting, dengan kemampuan semantik dari T5, yang berbasis pembelajaran mendalam, menghasilkan ringkasan berita yang lebih relevan dan kohesif.

Jika dibandingkan dengan model individu, LexRank memiliki skor *Rouge 1* sebesar 0.423, *Rouge 2* sebesar 0.302, dan *Rouge L* sebesar 0.379. Meskipun cukup baik dalam menangkap informasi pada tingkat kata-kata, LexRank memiliki keterbatasan dalam memahami hubungan semantik antar kalimat. Di sisi lain, model T5 menunjukkan performa

yang lebih baik dengan skor *Rouge 1* sebesar 0.497, *Rouge 2* sebesar 0.372, dan *Rouge L* sebesar 0.447, mengindikasikan keunggulan model berbasis *transformer* dalam menangkap konteks global dan struktur semantik.

Model T5 yang dikombinasikan dengan *Genetic Algorithm* mencatat skor *Rouge 1* sebesar 0.428, *Rouge 2* sebesar 0.29, dan *Rouge L* sebesar 0.29. Meskipun pendekatan ini mampu menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan beberapa model lain seperti Pegasus atau TextRank, hasilnya tetap lebih rendah dibandingkan T5 + LexRank. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun algoritma genetika dapat membantu seleksi fitur atau pengoptimalan tertentu, pendekatan ini tidak mampu mengungguli LexRank dalam mengidentifikasi kalimat-kalimat penting yang secara semantik lebih relevan.

Model berbasis graf lainnya, seperti TextRank, memiliki performa paling rendah dengan *Rouge 1* sebesar 0.294, *Rouge 2* sebesar 0.146, dan *Rouge L* sebesar 0.213, menandakan bahwa metode ini kurang efektif dalam menangkap kerumitan semantik berita berbahasa Indonesia. Di sisi lain, MBART mencatat performa yang cukup baik dengan *Rouge 1* sebesar 0.405 dan *Rouge 2* sebesar 0.297. Kombinasi MBART dengan TextRank sedikit meningkatkan performanya, namun tetap tidak mampu melampaui T5 + LexRank. Model Pegasus dan XLSUM menunjukkan hasil yang lebih rendah, dengan Pegasus hanya mencatat *Rouge 1* sebesar 0.258, sedangkan XLSUM memperoleh *Rouge 1* sebesar 0.373. Hal ini mengindikasikan bahwa kedua model ini, terutama Pegasus, yang lebih dioptimalkan untuk bahasa Inggris, memiliki kesulitan dalam memahami konteks bahasa Indonesia.

Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa pendekatan hybrid T5 + LexRank memberikan solusi yang paling efektif dalam menghasilkan ringkasan berita berbahasa Indonesia yang relevan berdasarkan tabel hasil skor rouge. Hasil ini juga menunjukkan pentingnya mengeksplorasi pendekatan hybrid untuk memanfaatkan kekuatan masing-masing model dalam menghadapi tantangan linguistik, khususnya dalam konteks bahasa Indonesia.

Tabel 4. Waktu yang Dibutuhkan untuk Menjalankan Model

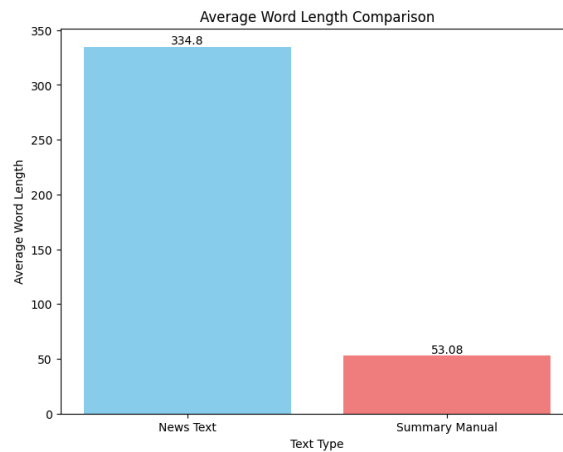
Model	Waktu
Lexrank	25 detik
T5	2 menit 2 detik
T5 + Lexrank	5 menit 11 detik
T5 + Genetic Algorithm	420 menit 44 detik
TextRank	3 Menit 22 detik
MBART	19 Menit 27 detik
Pegasus	9 Menit 18 detik
XLSUM	2 Menit 41 detik
MBART + TextRank	14 Menit 39 detik

Tabel 4 menunjukkan variasi waktu eksekusi berbagai model *text summarization* berita berbahasa Indonesia. LexRank menjadi model tercepat dengan waktu hanya 25 detik karena algoritmanya yang sederhana berbasis statistik, sementara model berbasis *transformer* seperti T5 memerlukan waktu lebih lama, yaitu 2 menit 2 detik, akibat kompleksitas pemrosesan semantik. Hybrid T5 + LexRank memakan waktu 5 menit 11 detik, lebih lama dari T5, namun memberikan peningkatan kualitas yang signifikan, menjadikannya pilihan efisien untuk kualitas tinggi.

Sebaliknya, T5 + Genetic Algorithm membutuhkan waktu paling lama, 420 menit 44 detik, dengan peningkatan kualitas yang tidak sebanding, sehingga kurang efisien. TextRank membutuhkan waktu 3 menit 22 detik, lebih lama dibandingkan LexRank. Sementara itu, MBART (19 menit 27 detik) dan Pegasus (9 menit 18 detik) menunjukkan waktu yang signifikan karena kompleksitas arsitektur *transformer*. XLSUM lebih efisien dengan waktu 2 menit 41 detik, sedangkan kombinasi MBART + TextRank membutuhkan 14 menit 39 detik akibat integrasi kedua proses. Kesimpulannya, terdapat kompromi antara waktu eksekusi

dan kualitas, dengan T5 + LexRank sebagai pilihan seimbang yang optimal untuk efisiensi dan performa.

Discussion



Gambar 2. Rata-rata Perbandingan Model

Berdasarkan grafik perbandingan panjang kata antara teks berita penuh (334,8 kata) dan ringkasan manual (53,08 kata), terlihat bahwa proses peringkasan membutuhkan reduksi informasi yang signifikan tanpa kehilangan inti pesan. Pendekatan abstraktif lebih cocok untuk menghasilkan ringkasan yang ringkas karena mampu memparafrasekan dan menyusun ulang informasi dengan cara yang lebih fleksibel dibandingkan pendekatan ekstraktif [34]. Model abstraktif menghasilkan teks baru yang lebih terkonsolidasi dan tidak terbatas pada pemilihan kalimat-kalimat asli, sehingga lebih mampu mendekati panjang target atau ground truth. Hal ini relevan dengan hasil sebelumnya, di mana model abstraktif seperti T5 menunjukkan kinerja yang baik dalam metrik *Rouge Score* untuk menghasilkan ringkasan berkualitas tinggi.

Sebaliknya, pendekatan ekstraktif, yang hanya memilih kalimat-kalimat penting dari teks asli, cenderung menghasilkan ringkasan yang lebih panjang karena mempertahankan struktur asli kalimat. Seperti terlihat pada analisis model berbasis graf seperti LexRank dan TextRank, metode ini lebih cocok ketika konteks lengkap dari teks sumber perlu dipertahankan, tetapi kurang efisien untuk mencapai panjang ringkasan yang ringkas. Oleh karena itu, meskipun pendekatan ekstraktif sering kali lebih cepat dan sederhana, hasilnya tidak selalu ideal untuk memenuhi kebutuhan ringkasan yang sangat padat.

Pendekatan hybrid memberikan solusi untuk mengatasi kekurangan kedua metode tersebut dengan menggabungkan kemampuan abstraktif dalam menghasilkan ringkasan yang ringkas dan fleksibel, serta keunggulan ekstraktif dalam menjaga relevansi dan keakuratan informasi. Sebagai contoh, model hybrid seperti T5 + LexRank menunjukkan kinerja yang unggul berdasarkan metrik *Rouge Score* dalam analisis sebelumnya, mencerminkan kemampuan model ini untuk menghasilkan ringkasan yang mendekati ground truth dari segi panjang dan kualitas. Dengan demikian, pendekatan hybrid terbukti lebih ideal untuk menghasilkan ringkasan yang tidak hanya ringkas tetapi juga informatif dan relevan.

Hasil Summary Hybrid Model

Tabel 5. Hasil Summary Hybrid Model dan Summary Ground Truth

Summary Hybrid Model	Summary Ground Truth
<p>Setidaknya 32 orang tewas dan 47 lainnya luka-luka dalam bentrokan sektarian antara kelompok Muslim Syiah dan Sunni di Pakistan barat laut, pada Sabtu (23/11).</p> <p>Total kata : 28</p>	<p>Bentrokan antara kelompok Sunni dan Syiah di Kurram, Pakistan, menewaskan 32 orang dan melukai 47 lainnya. Konflik melibatkan senjata berat dan pembakaran properti. Pemerintah berupaya meredakan ketegangan dengan mengirim delegasi untuk mencapai gencatan senjata.</p> <p>Total kata : 39</p>
<p>Menkomdigi Meutya Hafid mempertimbangkan untuk menggaet gamers maupun asosiasi game dalam upaya memberantas judi online di Indonesia.</p> <p>Total kata : 18</p>	<p>Menteri Komunikasi dan Digital (Menkomdigi) Meutya Hafid mempertimbangkan untuk menggaet gamers maupun asosiasi game dalam upaya memberantas judi online di Indonesia. "Karena memang banyak juga aplikasi judol ini yang masuk melalui games," katanya.</p> <p>Total kata : 40</p>
<p>Presiden Prabowo Subianto melantik Mayor</p>	<p>Presiden Prabowo melantik Mayor Teddy</p>

<p>Teddy Indra Wijaya sebagai Sekretaris Kabinet periode 2024-2029 di Istana Merdeka, Jakarta, Senin.</p> <p>Total kata : 21</p>	<p>Indra Wijaya sebagai Sekretaris Kabinet untuk periode 2024-2029 di Istana Merdeka, Jakarta, pada Senin.</p> <p>Pelantikan pria berusia 35 tahun ini dilakukan bersamaan dengan pelantikan 55 wakil menteri.</p> <p>Total kata : 36</p>
--	---

Berdasarkan analisis menggunakan pendekatan 5W 1H, Hybrid Model pada setiap kasus menunjukkan kecenderungan untuk menyampaikan elemen inti seperti What, Who, Where, dan When, tetapi sering kali mengabaikan elemen penting lainnya seperti Why dan How. Pada kasus pertama mengenai pemberantasan judi online, Hybrid Model menyebutkan inisiatif Menteri Komunikasi dan Digital, Meutya Hafid, untuk melibatkan gamers dan asosiasi game, namun tidak menjelaskan alasan di balik langkah tersebut. Sebaliknya, Ground Truth mencakup elemen Why, yakni alasan banyaknya aplikasi judi yang masuk melalui game, sehingga memberikan konteks yang lebih kaya. Pada kasus kedua, yang membahas konflik sektarian di Pakistan, Hybrid Model berhasil menyampaikan informasi dasar seperti jumlah korban, pihak yang terlibat, lokasi umum, dan waktu kejadian. Namun, Ground Truth memberikan detail tambahan seperti lokasi spesifik, penggunaan senjata berat, dan pembakaran properti, yang menggambarkan bagaimana konflik terjadi. Pada kasus ketiga terkait pelantikan Sekretaris Kabinet, Hybrid Model mencakup informasi inti tentang pelantikan Mayor Teddy Indra Wijaya oleh Presiden Prabowo Subianto, tetapi Ground Truth memberikan informasi tambahan mengenai pelantikan bersamaan 55 wakil menteri, sehingga lebih lengkap. Berdasarkan perbandingan ini, dapat disimpulkan bahwa meskipun Hybrid Model mampu menghasilkan ringkasan singkat dan relevan, keterbatasannya dalam menyampaikan elemen Why dan How menyebabkan kurangnya kedalaman konteks.

Conclusion

Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan hybrid T5 + LexRank memberikan performa terbaik dalam tugas text summarization berita berbahasa Indonesia. Model ini menggabungkan keunggulan LexRank dalam memilih kalimat penting berbasis graf dengan kemampuan semantik T5 yang berbasis transformer, menghasilkan skor ROUGE tertinggi di semua metrik. Meskipun memerlukan waktu eksekusi lebih lama dibandingkan model individu seperti T5 atau LexRank, peningkatan kualitas ringkasan menjadikannya pilihan yang optimal untuk efisiensi dan performa.

Selain itu, penelitian ini berhasil membuktikan temuan dalam penelitian sebelumnya [17], yang menunjukkan bahwa kombinasi algoritma mampu meningkatkan efektivitas summarization. Pendekatan hybrid terbukti lebih baik dibandingkan metode ekstraktif atau abstraktif secara terpisah karena mampu menghasilkan ringkasan yang ringkas, informatif, dan relevan. Model ini mendekati panjang dan kualitas ground truth dengan lebih baik, meskipun masih menunjukkan keterbatasan dalam menyampaikan elemen Why dan How dalam analisis berbasis 5W 1H. Kompromi antara kualitas dan waktu eksekusi dalam pendekatan ini menggarisbawahi potensi eksplorasi lebih lanjut terhadap metode hybrid untuk mengatasi tantangan linguistik, khususnya dalam konteks bahasa Indonesia.

Reference

- [1] Wijaya, A. S., & Girsang, A. S. (2023). Augmented-Based Indonesian Abstractive Text Summarization using Pre-Trained Model mT5. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 71(11), 190–200. <https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V71I11P220>
- [2] Oka, T., Patankar, P., Rege, S., & Dixit, M. (2022). Text Summarization of News Articles. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 321, 441–450. https://doi.org/10.1007/978-981-16-5987-4_44
- [3] Abbes, S., Abbès, S. Ben, Hantach, R., & Calvez, P. (2021). Automatic Text Summarization Using Transformers. *Communications in Computer and Information Science*, 1459 CCIS(2), 308–320. https://doi.org/10.1007/978-3-030-91305-2_23
- [4] Heidary, E., Parvīn, H., Nejatian, S., Bagherifard, K., Rezaie, V., Mansor, Z., & Pho, K. H. (2021). Automatic text summarization using genetic algorithm and repetitive patterns. *Computers, Materials and Continua*, 67(1), 1085–1101. <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.013836>
- [5] Tuhpatussania, S., Utami, E., & Hartanto, A. D. (2022). Comparison of Lexrank Algorithm and Maximum Marginal Relevance in Summary of Indonesian News Text in Online News Portals. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 18(2), 187–192. <https://doi.org/10.33480/pilar.v18i2.3190>
- [6] Cao, K., Cheng, W., Hao, Y., Gan, Y., Gao, R., Zhu, J., & Wu, J. (2024). DMSeqNet-mBART: A state-of-the-art Adaptive-DropMessage enhanced mBART architecture for superior Chinese short news text summarization. *Expert Systems with Applications*, 257(February), 125095. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125095>
- [7] Wijayanti, R., Khodra, M. L., & Widyanoro, D. H. (2021). Single Document Summarization Using BertSum and Pointer Generator Network. *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, 13(4), 916–930. <https://doi.org/10.15676/ijeei.2021.13.4.10>
- [8] Lubis, A. R., Safitri, H. R., Irvan, Lubis, M., Hamzah, M. L., Al-Khowarizmi, A. K., & Nugroho, O. (2023). Enhancing Text Summarization with a T5 Model and Bayesian Optimization. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 37(5), 1213–1219. <https://doi.org/10.18280/ria.370513>

- [9] Fata, M. A. K., Sumpeno, S., Wibawa, A. D., & Feryando, D. A. (2023). Evaluating the Sentiment Analysis from Auto-Generated Summary Text Using IndoBERT Fine-Tuning Model in Indonesian News Text. *Proceedings - 2023 15th IEEE International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks, CICN 2023*, 822–829. <https://doi.org/10.1109/CICN59264.2023.10402345>
- [10] Hadwirianto, R. (2024). Extractive Text Summarization Terhadap Artikel Berita Indonesia Berbasis Machine Learning, 11(4), 3941–3946.
- [11] Muniraj, P., Sabarmathi, K. R., Leelavathi, R., & Balaji B, S. (2023). HNTSumm: Hybrid text summarization of transliterated news articles. *International Journal of Intelligent Networks*, 4(March), 53–61. <https://doi.org/10.1016/j.ijin.2023.03.001>
- [12] Purnama, I. N., & Widya Utami, N. N. (2023). Implementasi Peringkat Dokumen Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Text To Text Transfer Transformer (T5). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer*, 9, 4.
- [13] Astuti, R. H., Muljono, M., & Sutriawan, S. (2024). Indonesian News Text Summarization Using MBART Algorithm. *Scientific Journal of Informatics*, 11(1), 155–164. <https://doi.org/10.15294/sji.v11i1.49224>
- [14] Erkan, G., & Radev, D. R. (2004). LexRank: Graph-based lexical centrality as salience in text summarization. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 22, 457–479. <https://doi.org/10.1613/jair.1523>
- [15] Farah Raihanunnisa, Muhammad Arhami, & Rahmad Hidayat. (2023). Pendekatan Hybrid Pada Sistem Peringkat Teks Artikel Berita Bahasa Inggris Menggunakan Natural Language Processing. *Telematika Mkom*, 15(2), 86–92. <https://journal.budiluhur.ac.id/index.php/telematika/article/view/2679>
- [16] Dharrao, D., Mishra, M., Kazi, A., Pangavhane, M., Pise, P., & Bongale, A. M. (2024). Summarizing Business News: Evaluating BART, T5, and PEGASUS for Effective Information Extraction. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 38(3), 847–855. <https://doi.org/10.18280/ria.380311>
- [17] Srividya, K., Bommuluri, S. K., Asapu, V. V. V. K., Illa, T. R., Basa, V. R., & Chatradi, R. V. S. (2022, December). A hybrid approach for automatic text summarization and translation based on luhn, pegasus, and textrank algorithms. In *2022 International Conference on Smart Generation Computing, Communication and Networking (SMART GENCON)* (pp. 1-8). IEEE.

- [18] Varagantham, C., Reddy, J. S., Yelleni, U., Kotha, M., & Rao, P. V. (2022). Text Summarization Using Nlp. International Journal Of Trendy Research In Engineering And Technology, 06(04), 26–30. <https://doi.org/10.54473/ijtret.2022.6405>
- [19] Adhik, C., Lakshmi, S. S., & Muralidharan, C. (2024). Text summarization using BART. AIP Conference Proceedings, 3075(1), 702–708. <https://doi.org/10.1063/5.0217004>
- [20] Ong, R. J., Ruchiat, D., Mahendra, A. R., Amaliah, I. D., Yudistira, N., Komputer, F. I., & Brawijaya, U. (2022). Text Summarization Dengan Menggunakan Bert Dengan Data Berita Indonesia, 4–7.
- [21] Prof. Priyanka Dhumal, Sudarshan Sutar, Indraneel Surve, Mirza Munawwar, & Vishal Nanaware. (2024). Text Summarization Using NLP. International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology, (May), 319–324. <https://doi.org/10.48175/ijarsct-18650>
- [22] Wilman, P., Atara, T., Suhartono, D., Wilman, P., Atara, T., & Suhartono, D. (2024). ScienceDirect Abstractive English Document Summarization Using BART Abstractive English Document Summarization Using BART Model with Chunk Method Model with Chunk Method. Procedia Computer Science, 245, 1010–1019. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.10.329>
- [23] Chettah, K., & Draa, A. (2022). A Biased Random-key Genetic Algorithm for Extractive Single-document Summarisation. 4th International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Systems, PAIS 2022 - Proceedings, 1–6. <https://doi.org/10.1109/PAIS56586.2022.9946897>
- [24] Lubis, A. R., Safitri, H. R., Irvan, Lubis, M., & Al-Khowarizmi. (2023). Improving Text Summarization Quality By Combining T5-Based Models and Convolutional seq2Seq Models. Journal of Applied Engineering and Technological Science, 5(1), 451–459. <https://doi.org/10.37385/jaets.v5i1.2503>
- [25] Zheng, C., Zhang, K., Wang, H. J., Fan, L., & Wang, Z. (2020). Topic-Guided Abstractive Text Summarization: a Joint Learning Approach, 9(7), 295–302. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/2010.10323>
- [26] Chen, Y., & Song, Q. (2021). News Text Summarization Method based on BART-TextRank Model. IEEE Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), 2021, 2005–2010. <https://doi.org/10.1109/IAEAC50856.2021.9390683>

- [27] Khasanah, A. N., & Hayaty, M. (2023). Abstractive-based automatic text summarization on indonesian news using gpt-2. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi)*, 10(1), 9-18
- [28] Fauzi, A. (2022). Penerapan Algoritma Text Mining dan Lexrank dalam Meringkas Teks Secara Otomatis. *Bulletin of Data Science*, 1(2), 65–72. Retrieved from <https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds>
- [29] Halimah, Surya Agustian, & Siti Ramadhani. (2022). Peringkasan teks otomatis (automated text summarization) pada artikel berbahasa indonesia menggunakan algoritma lexrank. *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, 3(3), 371–381. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v3i3.4300>
- [30] Hendrastuty, N., & SN, A. (2021). Text Summarization in Multi Document Using Genetic Algorithm. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 15(4), 327. <https://doi.org/10.22146/ijccs.66026>
- [31] Deti, Wilda & Matondang, Muhammad. (2024). Pola Konsumsi Berita dalam Era Digital: Perbandingan Preferensi Generasi Z Terhadap Sumber Berita Tradisional dan Modern. *Tapis : Jurnal Penelitian Ilmiah*. 8. 225. 10.32332/tapis.v8i2.9454.
- [32] Lin, Chin-Yew. (2004). ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of summaries. *Proceedings of the ACL Workshop: Text Summarization Branches Out 2004*. 10.
- [33] Itsnaini, Q. A., Hayaty, M., Putra, A. D., & Jabari, N. A. M. (2023). Abstractive Text Summarization using Pre-Trained Language Model “Text-to-Text Transfer Transformer (T5).” *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 15(1), 124–131. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v15i1.1532.124-131>
- [34] Kirmani, Mahira & Kaur, Gagan & mohd, Mudasar. (2024). Analysis of Abstractive and Extractive Summarization Methods. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*. 19. 86-96. 10.3991/ijet.v19i01.46079.
- [35] Lin, C. (2004). ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of Summaries. *Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 74–81.
- [36] Yu-hai, Yu., S, H, Khadivi., Jia, Xu. 2. Can Data Diversity Enhance Learning Generalization?.
- [37] Mark, Carlebach., Ria, Cheruvu., Brandon, Walker., Cesar, Ilharco, Magalhaes., Sylvain, Jaume. (2020). 4. News Aggregation with Diverse Viewpoint Identification Using Neural Embeddings and Semantic Understanding Models.
- [38] Juwito, *Menulis Berita dan Feature's*, Surabaya: Unesa University Press, 2008.

[39] Hutama, R. B., Barakbah, A. R., & Helen, A. (2017). Indonesian News Auto Summarization in Infrastructure Development Topic using 5W+1H Consideration