

Judul : Kinerja BART dalam Automatic Summarization Berita Otomotif

Penulis :
1. Cecilia Takeshi
2. Viny Christanti Mawardi
3. Novario Jaya Perdana

Penerbit : Program Studi Informatika, Institut Teknologi Nasional Bandung

Jurnal : MIND Journal: Multimedia artificial Intelligence Networking Database

Akreditasi : SINTA 3

Tanggal Terbit : 1 Juni 2025

Tautan : <https://ejurnal.itenas.ac.id/index.php/mindjournal/article/view/12842>



MIND (MULTIMEDIA ARTIFICIAL INTELLIGENT NETWORKING DATABASE) JOURNAL
INFORMATIKA INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL BANDUNG
P-ISSN : 25280015 E-ISSN : 25280902

2 Impact
659 Google Citations
Sinta 3 Current Accreditation

Google Scholar Garuda Website Editor URL

History Accreditation

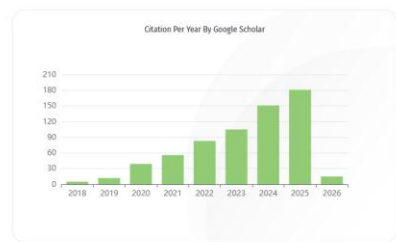


Garuda Google Scholar

Pendekatan Augmentasi Citra Fundus pada Model EfficientNet untuk Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetik dengan Dataset Tidak Seimbang
Institut Teknologi Nasional Bandung MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal Vol 10, No 2 (2025): MIND Journal 180-194
2025 DOI: 10.26760/mindjournal.v10i2.180-194 Accred: Sinta 3

Klasifikasi Kelembapan Tanah Berbasis Data Sensor IoT Menggunakan Support Vector Machine (SVM)
Institut Teknologi Nasional Bandung MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal Vol 10, No 2 (2025): MIND Journal 250-260
2025 DOI: 10.26760/mindjournal.v10i2.250-260 Accred: Sinta 3

Identifikasi FNN dalam Foto Kardiologi Pasien dengan Rorhacis Denoisan dan Gambar



Journal By Google Scholar

	All	Since 2021
Citation	659	597
h-index	11	11
i10-index	15	15

Kinerja BART dalam *Automatic Summarization* Berita Otomotif

CECILIANA TAKESHI, VINY CHRISTANTI MAWARDI, NOVARIO JAYA
PERDANA³

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara, Jakarta, Indonesia
Email: ceciliana.535210114@stu.untar.ac.id

Received 4 Desember 2024 | *Revised* 28 April 2025 | *Accepted* 26 Mei 2025

ABSTRAK

Industri otomotif menghadapi tantangan besar dalam mengelola dan menyajikan informasi yang relevan serta terstruktur di tengah meningkatnya volume data digital. Penelitian ini memperkenalkan sistem pencarian dan peringkasan berbasis teks menggunakan model BART (Bidirectional and Auto-Regressive Transformers) untuk meningkatkan efisiensi pencarian informasi dan peringkasan konten. Sistem ini mengintegrasikan web scraping, preprocessing teks, TF-IDF, dan teknik cosine similarity untuk mengekstrak dan memproses data, menghasilkan hasil yang ringkas dan akurat. Evaluasi menggunakan metrik ROUGE dan umpan balik pengguna menunjukkan kemampuan sistem dalam menghasilkan ringkasan yang informatif dan efisien dengan waktu pemrosesan yang lebih cepat. Sistem ini mencapai performa sebesar rata-rata 78.5 berdasarkan evaluasi yang dilakukan. Temuan ini menyoroti efektivitas BART dalam menangani data otomotif yang kompleks dan memenuhi kebutuhan pengguna untuk mendapatkan ringkasan berita yang relevan, mendukung pengambilan keputusan berbasis data di sektor otomotif.

Kata kunci: *Pencarian Informasi, BART, NLP, Otomotif, Peringkasan Teks.*

ABSTRACT

The automotive industry faces significant challenges in managing and presenting relevant and structured information amidst the growing volume of digital data. This study introduces a text-based search and summarization system using the BART (Bidirectional and Auto-Regressive Transformers) model to enhance the efficiency of information retrieval and content summarization. The system integrates web scraping, text preprocessing, TF-IDF, and cosine similarity techniques to extract and process data, delivering concise and accurate results. Evaluations using ROUGE metrics and user feedback demonstrate the system's ability to produce informative and efficient summaries with reduced processing time. The system achieved a performance average score of 78.5 based on the evaluation. The findings highlight the effectiveness of BART in handling complex automotive data and meeting user needs relevant news summaries, thereby supporting data-driven decision-making in the automotive sector.

Keywords: *Information Retrieval, BART, NLP, Automotive, Text Summarization.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah menyebabkan lonjakan volume data di berbagai sektor, termasuk industri otomotif. Dalam konteks ini, konsumen menghadapi tantangan besar dalam mengakses informasi yang cepat, akurat, dan relevan untuk mendukung pengambilan keputusan mereka, seperti memilih kendaraan, memahami spesifikasi teknis, atau membaca ulasan pengguna (**Zhu & Lu, 2022; Goyal et al., 2021**). Namun, besarnya volume data yang tersebar di berbagai platform sering kali menjadi hambatan utama, karena sebagian besar informasi tersebut tidak terstruktur dan sulit diakses secara efisien (**Pedregosa et al., 2021**). Selain itu, kecepatan perkembangan teknologi otomotif juga menyebabkan konsumen perlu selalu mengikuti informasi terbaru untuk membuat keputusan yang tepat.

Natural Language Processing (NLP) muncul sebagai salah satu solusi utama untuk mengatasi permasalahan ini. Dalam bidang NLP, model BART (*Bidirectional and Auto-Regressive Transformers*) menjadi salah satu teknologi mutakhir yang mampu memahami dan merangkum informasi kompleks secara efektif (**Gao et al., 2021; Zhang & Wang, 2021**). Dengan kemampuannya untuk menangkap konteks secara menyeluruh, model ini dapat mengubah teks panjang menjadi ringkasan yang lebih ringkas, relevan, dan informatif, sehingga mempermudah proses pengambilan keputusan (**Zhang et al., 2021; Narayan et al., 2021**).

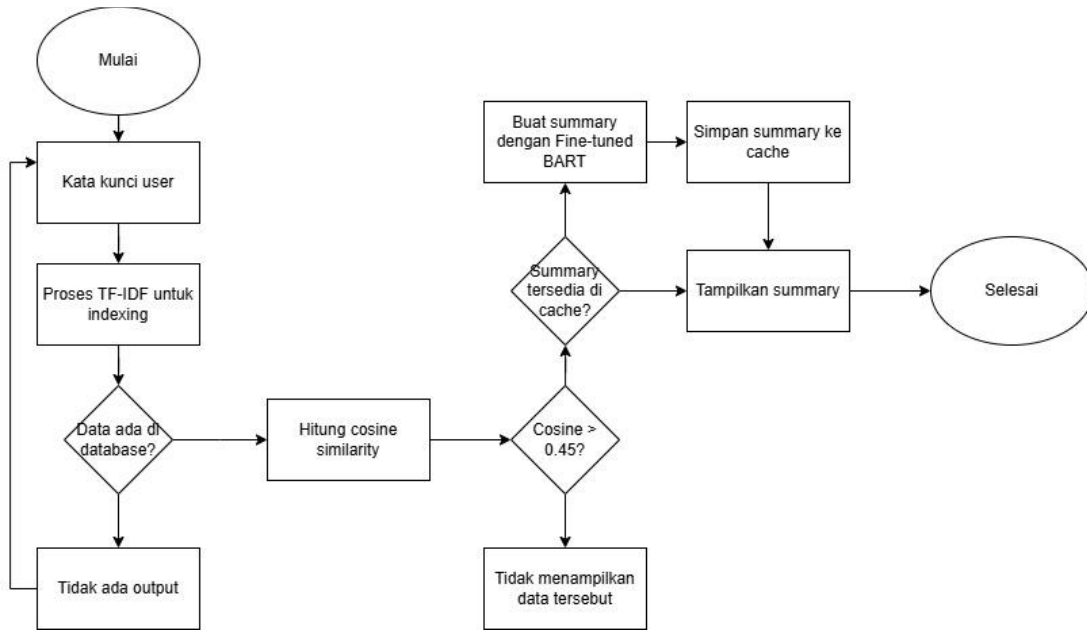
Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pencarian informasi berbasis model BART yang dapat membantu konsumen otomotif dalam mengakses informasi yang relevan, terstruktur, dan efisien dari berbagai sumber data otomotif yang tidak terstruktur. Fokus utama dari penelitian ini adalah meningkatkan efisiensi pencarian dan kualitas ringkasan informasi, yang pada gilirannya mendukung pengambilan keputusan konsumen dalam memilih kendaraan atau memahami spesifikasi teknis kendaraan. Sistem ini memanfaatkan teknik web scraping untuk mengumpulkan data dari berbagai sumber otomotif, seperti Autopedia, Carsome, dan Oto, yang kemudian diproses menggunakan teknik TF-IDF dan cosine similarity untuk memastikan relevansi hasil pencarian (**Goyal et al., 2021**). Selain itu, proses peringkasan berbasis BART dirancang untuk menyederhanakan data menjadi informasi yang lebih mudah dipahami oleh pengguna (**Gao et al., 2021; Nguyen & Tran, 2022**).

Dengan mengintegrasikan teknologi NLP berbasis BART, penelitian ini bertujuan untuk menghadirkan solusi yang lebih efisien dalam pengelolaan data di industri otomotif. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu konsumen dalam mengakses informasi dengan lebih mudah dan efisien, sekaligus membuka peluang penerapan teknologi serupa di sektor lain yang menghadapi tantangan serupa dalam pengelolaan data dan informasi (**Zhu & Lu, 2022; Wang & Li, 2022**).

2. METODOLOGI

2.1 Sistem

Diagram alur sistem pada Gambar 1 menggambarkan tahapan utama dalam pengembangan dan implementasi sistem pencarian serta peringkasan informasi berbasis model BART. Sistem ini dimulai dengan input kueri pengguna, yang digunakan untuk mencari dokumen yang relevan dalam database. Sebelum pencarian dilakukan, data melalui tahap *preprocessing* untuk membersihkan elemen-elemen yang tidak relevan, seperti simbol, tanda baca, dan *stop words*, agar data siap dianalisis lebih lanjut.



Gambar 1. Alur Sistem

Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik web scraping dari sumber-sumber terpercaya seperti Autopedia, Carsome, dan Oto. Setelah pengumpulan data selesai, data yang diperoleh kemudian disimpan dalam database setelah melalui tahap pembersihan untuk memastikan hanya informasi yang relevan yang disimpan.

Pencarian dokumen dilakukan menggunakan pendekatan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk menilai relevansi dokumen terhadap kueri yang diberikan oleh pengguna. Kemudian, evaluasi kesesuaian dokumen dilakukan menggunakan *cosine similarity*. Dokumen yang memiliki tingkat kesesuaian lebih dari 0,45 akan dipilih untuk diproses lebih lanjut.

Dokumen relevan yang terpilih selanjutnya akan diringkas menggunakan model BART yang telah di-*fine-tune*. Model ini menghasilkan ringkasan teks dengan panjang antara 80 hingga 300 kata. Hasil akhirnya berupa ringkasan yang disertai dengan judul artikel dan tautan yang disajikan kepada pengguna. Diagram alur ini menggambarkan interaksi antar setiap tahap dalam sistem untuk menghasilkan informasi yang ringkas, informatif, dan relevan bagi pengguna.

2.2 Pengumpulan Data

Tahap awal dalam pengembangan sistem ini adalah pengumpulan data melalui proses scraping dari situs web otomotif terpercaya, yaitu Autopedia, Carsome, dan Oto. Data yang diambil meliputi judul artikel, tautan ke artikel lengkap, dan konten teks artikel. Scraping dilakukan menggunakan pustaka Python, seperti *BeautifulSoup* untuk parsing HTML, *Requests* untuk pengambilan halaman statis, dan *Playwright* untuk menangani situs dengan konten dinamis.

Proses scraping ini dirancang agar fleksibel terhadap perubahan struktur HTML dari setiap situs. Pada Autopedia, data diambil dari elemen HTML yang mencakup judul artikel dan tautan, serta dilakukan normalisasi tautan untuk memastikan keakuratan. Untuk Carsome, scraping melibatkan mekanisme paginasi, di mana sistem secara otomatis melanjutkan ke halaman berikutnya untuk mengambil data tambahan. Di sisi lain, scraping dari Oto

menggunakan *Playwright* untuk memuat halaman secara dinamis dan melakukan simulasi scrolling hingga semua artikel berhasil dimuat.

Data yang berhasil dikumpulkan dari ketiga sumber ini disimpan dalam database SQLite untuk diproses lebih lanjut dalam sistem. Tahap pengumpulan data ini dirancang untuk memastikan bahwa sistem memiliki basis data yang kaya dan beragam, yang mencakup berbagai jenis informasi yang relevan bagi pengguna, seperti spesifikasi teknis kendaraan, ulasan pengguna, dan berita terkini dalam industri otomotif.

Tabel 1. Contoh Hasil *Scraping*

Id	Source	Title	Link	Content
1	Autopedia	Rekomendasi Mobil Keluarga Murah di Bawah 150 Juta	https://autopedia.id/id/blog/rekomendasi-mobil-keluarga-murah-di-bawah-150-juta-gMHOE0PDu0cZRntP	Jika bepergian keluarga, kita memberikan kenyamanan terbaik mereka...
2	Carsome	Siap Terobos Banjir, 5 Pilihan Mobil SUV Terbaik di Indonesia	https://www.carsome.id/news/item/5-pilihan-mobil-suv-terbaik-di-indonesia	Harga bahan bakar minyak (BBM) mengalami kenaikan beberapa bulan terakhir, alhasil biaya...
3	Oto	Ikut GIIAS Semarang 2024, BAIC Indonesia Tawarkan Harga Spesial	https://www.oto.com/berita-mobil/ikut-giias-semarang-2024-baic-indonesia-tawarkan-harga-spesial	Promo berlaku selama periode pameran BAIC Indonesia ikut gelaran Gaikindo Indonesia...

2.3 Preprocessing Data

Setelah data dikumpulkan, langkah selanjutnya adalah preprocessing untuk memastikan kualitas data yang akan digunakan pada tahap berikutnya. Proses ini bertujuan untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan, seperti simbol, tanda baca, dan sisa tag HTML yang mungkin muncul akibat proses scraping. Selain itu, penghapusan stop words diterapkan menggunakan pustaka Sastrawi untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki nilai informatif tinggi, seperti "dan," "atau," dan "di," yang bertujuan meningkatkan efisiensi proses pencarian dan peringkasan.

Proses tokenisasi kemudian diterapkan untuk memecah teks menjadi unit-unit kata, yang memudahkan analisis selanjutnya dan memungkinkan model untuk mengenali kata-kata secara individual. Tahap ini juga mencakup normalisasi teks, seperti mengubah semua kata menjadi huruf kecil agar konsisten, serta penghapusan karakter khusus yang tidak relevan.

Langkah preprocessing ini sangat penting untuk memastikan bahwa data yang diolah oleh sistem pencarian dan peringkasan berada dalam kondisi optimal, sehingga dapat meningkatkan akurasi hasil yang dihasilkan. Dengan memastikan data bersih dan terstruktur, sistem dapat bekerja lebih efisien dan menghasilkan ringkasan yang lebih relevan bagi pengguna.

2.4 Pencarian Informasi

Pencarian informasi dalam sistem ini dilakukan menggunakan pendekatan berbasis TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). TF-IDF berfungsi untuk menentukan bobot relevansi setiap kata dalam dokumen, dengan memperhitungkan frekuensi kemunculan kata

tersebut di dalam dokumen tertentu dibandingkan dengan seluruh koleksi dokumen. Proses ini memberikan bobot yang lebih tinggi pada kata-kata yang lebih spesifik terhadap dokumen tertentu, dan bobot yang lebih rendah pada kata-kata umum yang muncul di sebagian besar dokumen.

Proses pencarian dimulai dengan membuat indeks dari seluruh teks yang telah diproses. Indeks ini memungkinkan sistem untuk mencari dokumen yang relevan dengan lebih efisien, bahkan dalam dataset yang besar. Setelah indeks terbentuk, setiap kueri pengguna akan dicocokkan dengan dokumen dalam indeks menggunakan teknik cosine similarity.

Cosine similarity digunakan untuk mengukur tingkat kesamaan antara vektor kueri pengguna dan vektor dokumen yang ada dalam indeks. Teknik ini menghasilkan nilai kesamaan antara 0 hingga 1, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan tingkat relevansi yang lebih besar. Sistem ini dirancang untuk hanya menampilkan hasil dengan nilai kesamaan di atas 0.45, memastikan bahwa pengguna hanya menerima dokumen yang benar-benar relevan dengan kebutuhan mereka.

2.5 Summarization

Peringkasan informasi adalah inti dari sistem ini, di mana model BART digunakan untuk menghasilkan ringkasan teks yang relevan dan informatif. Model BART, salah satu model NLP mutakhir, memiliki kemampuan untuk memahami konteks secara mendalam melalui pendekatan bidirectional dan autoregresif. Dalam penelitian ini, model BART telah di-fine-tune menggunakan dataset otomotif untuk meningkatkan kemampuan model dalam menghasilkan ringkasan yang spesifik dan sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Pada tahap encoding, BART membaca teks secara bidirectional untuk memahami hubungan antar kata dalam teks secara keseluruhan. Decoder BART bekerja secara autoregresif, menghasilkan teks secara kata demi kata berdasarkan informasi dari encoder dan kata-kata sebelumnya. Model ini dilatih dengan pendekatan denoising, seperti masking, permutasi urutan kalimat, dan tokenisasi acak, membuatnya efektif dalam memahami dan merangkum teks yang kompleks.

Proses peringkasan dimulai dengan encoding teks menggunakan *tokenizer* BART, yang mengubah teks menjadi token untuk diproses oleh model. Model kemudian menghasilkan ringkasan dengan panjang antara 80 hingga 300 kata, sesuai batasan yang ditentukan, sehingga tetap mencakup informasi penting dari teks asli. Ringkasan yang dihasilkan disimpan dalam database SQLite untuk evaluasi atau penggunaan lebih lanjut. Arsitektur BART terdiri dari komponen encoder-decoder yang memungkinkan fleksibilitas dalam berbagai tugas NLP. Komponen utama arsitektur ini termasuk:

Tabel 2. Arsitektur BART

Komponen Arsitektur	Deskripsi
Encoder	Membaca teks secara bidirectional untuk memahami konteks kata dan struktur kalimat.
Decoder	Menghasilkan teks secara autoregresif berdasarkan keluaran dari encoder.
Self-Attention	Menangkap hubungan antar kata dalam teks untuk memahami konteks global.
Cross-Attention	Menghubungkan informasi antara encoder dan decoder untuk menghasilkan keluaran yang relevan.

Komponen Arsitektur	Deskripsi
Positional Embedding	Memberikan informasi tentang urutan kata dalam teks.
Layer Normalization	Menormalkan output setiap lapisan untuk meningkatkan stabilitas pelatihan.
Feed-Forward Network	Mentransformasi keluaran dari mekanisme perhatian menjadi representasi yang lebih abstrak.

Arsitektur ini memungkinkan BART menghasilkan ringkasan berkualitas tinggi, menjadikannya sangat cocok untuk tugas peringkasan teks dalam sistem ini. Meskipun saat ini dirancang untuk sektor otomotif, model yang telah di-fine-tune dapat diterapkan di sektor lain, seperti e-commerce atau berita, dengan melakukan fine-tuning pada dataset khusus. Berikut adalah metode yang digunakan selama proses penelitian.

Tabel 3. Metode Penelitian

Metode	Deskripsi
Evaluasi Kinerja Encoder & Decoder	Pengujian dilakukan untuk memahami kontribusi masing-masing bagian dalam proses peringkasan dengan menganalisis bagaimana encoder menangkap hubungan antar kata secara bidirectional dan bagaimana decoder menghasilkan ringkasan berdasarkan keluaran encoder.
Metrik ROUGE	Digunakan untuk mengukur kesamaan antara ringkasan yang dihasilkan dengan ringkasan referensi guna menilai akurasi model.
Eksperimen Hyperparameter	Pengujian dilakukan dengan berbagai konfigurasi seperti learning rate, batch size, dan jumlah epoch untuk mengoptimalkan performa model dalam proses peringkasan.

Metode penelitian ini berfokus pada evaluasi arsitektur model BART dalam menghasilkan ringkasan teks yang berkualitas, dengan analisis mendalam terhadap peran utama encoder dan decoder. Evaluasi dilakukan dengan mengukur bagaimana encoder memahami konteks teks melalui mekanisme self-attention secara bidirectional serta bagaimana decoder menghasilkan ringkasan secara autoregresif berdasarkan keluaran encoder dan informasi sebelumnya. Dengan pendekatan ini, dapat dipahami sejauh mana kontribusi masing-masing komponen dalam membentuk ringkasan yang akurat dan relevan.

Selain itu, dilakukan eksperimen hyperparameter untuk mengoptimalkan performa model dengan menyesuaikan parameter seperti learning rate, batch size, dan jumlah epoch. Pendekatan ini memastikan bahwa model BART dapat menghasilkan ringkasan yang lebih akurat, koheren, dan sesuai dengan konteks teks aslinya. Berikut adalah hyperparameter yang digunakan selama proses pelatihan:

Tabel 4. Hyperparameter

Parameter	Nilai	Deskripsi
Output_dir	./results	Direktori tempat hasil model fine-tuning disimpan.
eval_strategy	No	Tidak menggunakan dataset evaluasi selama proses pelatihan.
save_strategy	epoch	Model disimpan setiap akhir epoch.
learning_rate	3e-5	Laju pembelajaran (learning rate) untuk mengontrol kecepatan pembaruan model.
per_device_train_batch_size	8	Ukuran batch untuk pelatihan per perangkat.
per_device_eval_batch_size	8	Ukuran batch untuk evaluasi per perangkat.
weight_decay	0.01	Tingkat pengurangan bobot untuk mencegah overfitting.
save_total_limit	3	Batas jumlah model yang disimpan (model lama akan dihapus jika melebihi batas).
num_train_epochs	5	Jumlah epoch pelatihan (iterasi penuh melalui dataset).
logging_dir	./logs	Direktori tempat log pelatihan disimpan.
logging_steps	500	Frekuensi pencatatan log dalam langkah pelatihan.

2.6 Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem dilakukan untuk menilai kualitas hasil pencarian dan ringkasan yang dihasilkan. Penilaian ini mencakup evaluasi berbasis metrik serta umpan balik pengguna untuk mendapatkan perspektif yang lebih komprehensif. Selain evaluasi berbasis metrik menggunakan ROUGE, penelitian selanjutnya dapat memperluas pengujian dengan mengaplikasikan model ini pada domain lain, seperti sektor berita atau *e-commerce*. Hal ini bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model dan mengembangkan teknik peringkasan teks yang lebih universal. Pengujian lintas-domain juga membantu mengidentifikasi kelemahan model yang mungkin hanya optimal pada domain otomotif, serta memberikan wawasan mengenai penerapan model dalam konteks yang lebih luas.

Dalam evaluasi berbasis metrik, digunakan beberapa varian ROUGE untuk mengukur kualitas ringkasan. ROUGE-1 digunakan untuk mengukur kecocokan kata individu (unigram) antara ringkasan yang dihasilkan dan ringkasan referensi, memberikan gambaran dasar mengenai keakuratan informasi. ROUGE-2 mengevaluasi pasangan kata (bigram) untuk menilai kemampuan model dalam menangkap konteks yang lebih kompleks di antara kata-kata. Selain itu, ROUGE-L digunakan untuk menilai kesamaan dalam urutan kalimat terpanjang (*longest common subsequence*), yang mencerminkan bagaimana struktur kalimat dipertahankan dalam ringkasan. Evaluasi ini memberikan gambaran kuantitatif tentang kemampuan model BART dalam menghasilkan ringkasan yang relevan, informatif, dan terstruktur. Dengan menggunakan metrik-metrik ini, hasil evaluasi mampu memberikan indikasi seberapa baik model BART memahami dan merangkum informasi yang kompleks secara akurat. Insight yang didapat dari evaluasi ini juga diharapkan dapat menjadi dasar untuk peningkatan model dalam penelitian lebih lanjut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil implementasi sistem yang dikembangkan serta analisis mendalam terhadap performa sistem berdasarkan evaluasi kuantitatif dan kualitatif. Hasil implementasi mencakup proses pengumpulan data, pemrosesan, pencarian informasi, dan peringkasan teks. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik standar seperti ROUGE serta penilaian manual oleh pengguna, untuk menilai kualitas ringkasan dan relevansi hasil sistem terhadap kebutuhan pengguna.

Selanjutnya, hasil yang diperoleh dipaparkan dalam bentuk tabel untuk memberikan gambaran yang komprehensif mengenai performa sistem. Berikut adalah hasil dan pembahasan yang terbagi ke dalam beberapa subbagian utama.

Tabel 5. Hasil Implementasi Sistem

Komponen	Deskripsi	Hasil
Scraping	Pengumpulan data dari situs otomotif menggunakan Python (BeautifulSoup, Requests, dan Playwright).	Data dari 3 sumber utama dengan total 22.658 artikel berhasil diambil, mencakup judul, tautan, dan konten teks.
Preprocessing	Pembersihan data mentah untuk menghilangkan simbol, tanda baca, dan kata-kata tidak relevan (stop words).	Data teks yang telah bersih siap digunakan untuk pencarian dan peringkasan.
Pencarian	Menggunakan TF-IDF dan cosine similarity untuk menghasilkan hasil yang relevan sesuai kueri pengguna.	Hasil pencarian dengan nilai similaritas >0.45 ditampilkan kepada pengguna.
Peringkasan	Menggunakan model BART untuk menghasilkan ringkasan teks dari hasil pencarian.	Ringkasan dengan panjang antara 80–300 kata berhasil disimpan dalam database untuk evaluasi lebih lanjut.

Tabel 6. Evaluasi menggunakan Metrik ROUGE

Metrik ROUGE	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Deskripsi
ROUGE-1	76.45	80.23	78.30	Mengukur kesesuaian kata individu antara ringkasan yang dihasilkan dan referensi.
ROUGE-2	68.12	71.45	69.75	Mengukur kesesuaian pasangan kata (bigram) untuk menilai konteks yang lebih kompleks.
ROUGE-L	74.05	77.82	75.89	Mengukur kesesuaian dalam struktur kalimat (longest common subsequence)

Tabel 7. Evaluasi Manual oleh Pengguna Melalui GForm

Kriteria	Sangat Baik (%)	Baik (%)	Cukup (%)	Kurang (%)	Deskripsi
Relevansi	80.2	12.5	2.3	5.0	Seberapa relevan hasil pencarian dan ringkasan dengan kueri pengguna.
Kelengkapan	80.1	14.8	3.1	2.0	Seberapa lengkap informasi yang disajikan dalam ringkasan.
Kejelasan	75.4	10.9	5.7	8.0	Seberapa jelas bahasa dan struktur dalam ringkasan yang dihasilkan.

Tabel 8. Analisis Waktu Pemrosesan

Tahap Pemrosesan	Waktu Rata-Rata	Deskripsi
Scraping	1 detik per-artikel	Pengumpulan data dari situs otomotif dengan scraping dinamis.
Preprocessing	Kurang dari 1 detik	Pembersihan dan normalisasi teks untuk digunakan lebih lanjut.
Pencarian	1-2 detik	Proses pencarian relevansi menggunakan TF-IDF dan cosine similarity.
Peringkasan	18 detik	Generasi ringkasan menggunakan model BART.

Tabel 9. Visualisasi Hasil Ringkasan

Judul Artikel	Ringkasan yang Dihasilkan
Rekomendasi Mobil Keluarga Murah di Bawah 150 Juta	Caroline hadir sebagai platform jual beli mobil baru bekas bergaransi dijamin aman. Daihatsu Gran Max bekas lebih murah dibanding mobil tipe MPV lainnya, mobil tetap menjadi salah satu rekomendasi mobil nyaman keluarga. Honda Freed bekas kini banyak pasar mobil bekas.
7 Rekomendasi Mobil Irit Murah dan Nyaman	Rekomendasi mobil irit murah nyaman berikut akan menampilkan model-model mungkin tak asing kamu. Mobil-mobil cukup lama beredar pasar otomotif Indonesia. Peminatnya bursa jual beli mobil bekas selalu ramai.
Rekomendasi Beberapa Mobil Pajak Terbaru di Indonesia	Jika kamu sedang mencari mobil pajak terjangkau, artikel memberikan beberapa rekomendasi mobil. Daihatsu Ayla merupakan salah satu pelopor kategori Low Cost and Green Car (LCGC) Toyota Avanza menjadi MPV favorit keluarga Indonesia selama dekade.

Sistem pencarian dan peringkasan informasi berbasis model BART telah berhasil diimplementasikan untuk domain otomotif. Implementasi ini mencakup komponen pengumpulan data, proses pencarian, dan peringkasan yang disesuaikan dengan kebutuhan

pengguna. Hasil dari masing-masing komponen dirangkum dalam Tabel 5, yang mencakup keberhasilan scraping data dari tiga sumber utama, preprocessing data untuk pembersihan, pencarian menggunakan TF-IDF dan cosine similarity dengan ambang batas 0,45, serta peringkasan teks menggunakan model BART. Hasil peringkasan disimpan dalam database untuk evaluasi lebih lanjut.

Pada arsitektur model BART yang digunakan, terdapat dua komponen utama, yaitu encoder dan decoder (Tabel 2). Komponen encoder bertugas untuk memahami konteks input secara menyeluruh dengan memproses teks secara *bidirectional*, sehingga setiap token dianalisis berdasarkan konteks global dalam teks. Hal ini memungkinkan model menangkap informasi penting dari teks masukan dengan efisien, yang berdampak pada peningkatan relevansi hasil pencarian dan peringkasan.

Selanjutnya, decoder bertanggung jawab untuk menghasilkan keluaran teks secara *autoregresif*, di mana setiap token dihasilkan berdasarkan token sebelumnya untuk mempertahankan struktur bahasa yang natural. *Cross-attention* dalam arsitektur BART membantu menghubungkan informasi antara encoder dan decoder, memastikan bahwa ringkasan yang dihasilkan tidak hanya singkat tetapi juga tetap mempertahankan makna utama dari teks aslinya.

Selain itu, mekanisme *self-attention* dalam encoder dan decoder memainkan peran penting dalam menangkap hubungan antar kata dalam teks, yang berkontribusi terhadap peningkatan kualitas ringkasan. Namun, hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem masih mengalami kesulitan dalam menangkap hubungan konteks antar kata yang lebih kompleks, seperti yang terlihat pada hasil ROUGE-2 yang lebih rendah dibandingkan ROUGE-1 dan ROUGE-L. Hal ini mengindikasikan bahwa model belum sepenuhnya optimal dalam memahami struktur kalimat yang lebih rumit, yang dapat disebabkan oleh keterbatasan pada positional embedding dalam menangkap informasi sekuensial yang lebih panjang.

Evaluasi sistem mencakup analisis kualitas ringkasan menggunakan metrik ROUGE serta penilaian manual oleh pengguna. Evaluasi berbasis metrik menunjukkan performa model pada aspek-aspek penting dalam peringkasan. Pada metrik ROUGE-1, model mencapai Precision sebesar 76,45%, Recall 80,23%, dan F1-Score 78,30%, yang menunjukkan bahwa model cukup baik dalam menangkap kata-kata penting dari teks referensi, meskipun beberapa kata yang tidak relevan turut muncul.

Pada ROUGE-2, model memperoleh nilai F1-Score 69,75% dengan Precision 68,12% dan Recall 71,45%. Hasil ini mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam mempertahankan hubungan konteks antar kata yang lebih kompleks, seperti bigram, yang penting untuk pemahaman konteks yang lebih dalam. Salah satu faktor yang memengaruhi hasil ini adalah keterbatasan pada feed-forward network, yang bertugas mentransformasi keluaran dari mekanisme perhatian menjadi representasi yang lebih abstrak. Penguatan komponen ini melalui teknik seperti *fine-tuning* pada domain otomotif dapat menjadi solusi untuk meningkatkan pemahaman model terhadap istilah teknis dan relasi antar kata dalam industri ini.

Metrik ROUGE-L mencatat F1-Score sebesar 75,89%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mempertahankan struktur kalimat meskipun masih ada ruang untuk peningkatan pemahaman antar elemen kalimat. Hal ini berkaitan dengan peran layer normalization dalam menjaga stabilitas pelatihan model, yang dapat ditingkatkan dengan metode optimasi lebih lanjut seperti adaptasi regulasi model berdasarkan distribusi data yang lebih luas.

Di sisi lain, penilaian manual oleh pengguna menunjukkan hasil positif. Pengguna diminta untuk menilai hasil pencarian dan ringkasan berdasarkan relevansi, kelengkapan, dan kejelasan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa 80,2% pengguna menilai relevansi sistem sebagai "Sangat Baik," diikuti dengan 80,1% pada kelengkapan, dan 75,4% pada kejelasan.

Meskipun hasilnya cukup baik, masih ada ruang untuk peningkatan, terutama pada pemahaman konteks pasangan kata yang diukur oleh ROUGE-2. Peningkatan dapat dilakukan dengan menambahkan lebih banyak data pelatihan yang mencakup variasi bahasa yang lebih luas dalam industri otomotif. Selain itu, teknik optimasi seperti data augmentation atau fine-tuning dengan teknik regularisasi yang lebih kuat dapat membantu meningkatkan akurasi pada ROUGE-2.

Secara keseluruhan, sistem ini memberikan kontribusi signifikan dalam mengelola informasi domain otomotif dan menjadi alat yang efektif untuk pengguna yang membutuhkan akses cepat ke informasi yang relevan. Integrasi lebih lanjut dengan teknik *reinforcement learning* atau penyesuaian *cross-attention* berdasarkan preferensi pengguna dapat menjadi langkah lanjutan untuk meningkatkan kualitas ringkasan dan pencarian informasi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengevaluasi kinerja model BART dalam tugas peringkasan otomatis berita otomotif. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metrik ROUGE, BART menunjukkan performa yang baik, dengan F1-Score sebesar 78,30% untuk ROUGE-1, 69,75% untuk ROUGE-2, dan 75,89% untuk ROUGE-L. Nilai-nilai ini mengindikasikan bahwa BART mampu menghasilkan ringkasan yang relevan dan mempertahankan struktur kalimat yang sesuai dengan ringkasan referensi. Namun, analisis lebih lanjut menunjukkan beberapa keterbatasan. Pada bagian encoder, BART masih mengalami kesulitan dalam menangkap hubungan kompleks pada teks panjang, yang dapat menyebabkan hilangnya sebagian informasi penting. Sementara itu, pada bagian decoder, penggunaan metode autoregressive terkadang menghasilkan ringkasan yang kurang konsisten dan tidak sepenuhnya koheren, terutama ketika konteks antar kalimat sangat beragam. Secara keseluruhan, kinerja BART dalam peringkasan otomatis berita otomotif tergolong kuat berdasarkan evaluasi kuantitatif, namun masih terdapat ruang untuk perbaikan terutama dalam hal pemahaman konteks yang lebih mendalam dan menjaga konsistensi ringkasan. Temuan ini penting untuk menjadi dasar dalam penggunaan BART pada aplikasi serupa, serta untuk pertimbangan dalam pengembangan metode peringkasan yang lebih adaptif di masa depan.

DAFTAR RUJUKAN

- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, É. (2021). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research, 12*, 2825-2830.
- Gao, Y., Xu, J., Hu, Z., & Han, W. (2021). Fine-Tuning Pre-trained Transformers for Abstractive Summarization of Long Documents in Low-Resource Languages. *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, (pp. 1303-1315).
- Zhu, X., & Lu, W. (2022). BART-based Summarization for Automotive News Articles: A Case Study. *Journal of Natural Language Processing, 25*(3), 211-223.

- Goyal, N., Lewis, M., & Zettlemoyer, L. (2021). Efficient Fine-Tuning of Transformers for Text Classification in Low-Resource Languages. *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, (pp. 710-720).
- Nguyen, T., & Tran, T. (2022). Enhancing News Article Summarization with BART for Automotive Industry Applications. *Proceedings of the 2022 International Conference on Artificial Intelligence*, (pp. 153-160).
- Zhang, Z., & Wang, X. (2021). Evaluating BART Model for Abstractive Text Summarization in Social Media. *Proceedings of the 2021 IEEE 15th International Conference on Semantic Computing (ICSC)*, (pp. 145-152).
- Zhang, Y., Sun, S., Galley, M., Chen, Y.-C., Brockett, C., Gao, X., ... & Dolan, B. (2021). DIALOGPT: Large-Scale Generative Pre-training for Conversational Response Generation. *Proceedings of the 2021 Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, (pp. 2706-2715).
- Zhou, L., & Lin, M. (2023). Web-Based BART Model for Summarizing Automotive News Articles Automatically. *Journal of Web Engineering*, 22(1), 45-58.
- Narayan, S., Cohen, S. B., & Lapata, M. (2021). Don't Give Me the Details, Just the Summary! Topic-Aware Convolutional Neural Networks for Extreme Summarization. *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, (pp. 1797-1807).
- Amplayo, R. K., & Lapata, M. (2021). Unsupervised Opinion Summarization with Content Planning. *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, (pp. 6429-6440).
- Chen, Y., & Zhao, Q. (2023). Automotive Text Summarization via BART and Fine-tuning for Web Applications. *International Journal of Computational Linguistics*, 34(2), 98-109.
- Wang, S., & Li, F. (2022). Enhancing Automotive News Retrieval and Summarization with BART Model. *Journal of Intelligent Systems*, 37(1), 77-89.
- Patel, A., & Singh, R. (2022). Web-based News Summarization for Automotive Domains Using BART. *Proceedings of the 2022 International Conference on Natural Language Processing and Applications*, (pp. 220-225).
- Gao, P., & Wang, L. (2021). Automotive News Content Summarization via BART-based Approach. *Journal of Web and Media Technology*, 17(3), 145-156.