



**PROPOSAL PENELITIAN
KUALIFIKASI**

**PENGEMBANGAN METODE PERINGKASAN BERBASIS
GRAF UNTUK DOKUMEN EVALUASI AKREDITASI BAN-
PT: STUDI KASUS UNIVERSITAS**

DINA AGUSTEN

NPM: 99216022

PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS GUNADARMA
SEPTEMBER 2024

DAFTAR ISI

	Hal.
1. PENDAHULUAN	3
1.1 Latar Belakang	3
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Batasan Masalah	6
1.4 Tujuan Penelitian	6
1.5 Manfaat dan Kontribusi	7
2. TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Akreditasi BAN-PT	9
2.2 Ringkasan	10
2.3 Text Summarization	10
2.4 Graf	11
2.5 TextRank	11
2.6 Machine Learning	11
2.7 Evaluasi Model	12
2.8 Perbandingan Penelitian	12
3. METODOLOGI	14
3.1 Objek Penelitian	26
3.2 Tahapan Penelitian	26
DAFTAR PUSTAKA	31

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Dalam era digital, jumlah informasi yang dihasilkan dan disimpan oleh lembaga pendidikan semakin meningkat dengan pesat. Salah satu dokumen penting yang dihasilkan oleh universitas adalah dokumen evaluasi akreditasi, yang digunakan sebagai dasar penilaian oleh Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi (BAN-PT). Proses evaluasi akreditasi ini mengharuskan universitas untuk menyediakan laporan yang sangat detail tentang berbagai aspek kelembagaan, termasuk manajemen, kurikulum, penelitian, fasilitas, dan sumber daya manusia. Laporan ini biasanya berisi ratusan hingga ribuan halaman, yang perlu dianalisis oleh BAN-PT dalam waktu terbatas.

Proses akreditasi perguruan tinggi oleh Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi (BAN-PT) di Indonesia melibatkan peninjauan dokumen evaluasi yang sangat detail dan kompleks. Dokumen tersebut berisi berbagai informasi mengenai kinerja akademik, penelitian, pengabdian kepada masyarakat, dan aspek manajemen lainnya. Setiap program studi atau institusi yang menjalani akreditasi harus mengajukan laporan yang terdiri dari ribuan halaman, yang seringkali memerlukan waktu dan upaya besar untuk diproses oleh reviewer BAN-PT.

Namun, masalah utama yang dihadapi dalam penilaian dokumen akreditasi ini adalah volume informasi yang sangat besar dan heterogen serta terdapat file online. Pengulas akreditasi sering kali harus menghabiskan waktu yang cukup lama untuk membaca dan memahami keseluruhan dokumen guna menilai kelayakan universitas. Dalam kondisi tersebut, alat bantu otomatis yang dapat merangkum informasi penting dari dokumen evaluasi akreditasi sangat dibutuhkan. Salah satu solusi yang dapat diterapkan untuk menangani masalah ini adalah dengan menggunakan metode peringkasan otomatis.

Dokumen evaluasi akreditasi memerlukan penanganan khusus karena mencakup berbagai jenis data, mulai dari deskripsi tekstual hingga tabel, grafik, statistik dan file online. Oleh karena itu, penerapan metode peringkasan otomatis mampu mengidentifikasi dan mengekstrak bagian-bagian penting dari dokumen ini menjadi solusi yang relevan. Dengan demikian, metode ini dapat mengurangi beban manual dan memungkinkan pengulas BAN-PT untuk lebih efisien dalam melakukan penilaian.

Permasalahan yang terjadi pada proses evaluasi akreditasi, dokumen yang dihasilkan sering kali mencakup informasi yang berulang, kompleks, dan tersebar dalam berbagai bagian termasuk media online. Akibatnya, reviewer dari BAN-PT menghadapi tantangan dalam

mengekstrak informasi esensial secara cepat dan akurat. Dalam kondisi terbatasnya waktu dan tenaga untuk memeriksa seluruh dokumen, kesalahan dalam penilaian dapat terjadi akibat informasi penting yang terlewatkan.

Metode peringkasan otomatis memungkinkan pengurangan ukuran teks tanpa menghilangkan makna penting, membantu reviewer fokus pada bagian kunci dari dokumen yang relevan. Salah satu pendekatan yang semakin populer dalam bidang Natural Language Processing (NLP) adalah peringkasan. Dalam NLP terdapat 2 teknik yang digunakan dalam melakukan peringkasan yaitu abstraktif dimana merangkai kalimat baru dari dokumen asli, sedangkan ekstraktif akan mengambil sejumlah kalimat penting dari dokumen aslinya. Dalam peringkasan terdapat juga berbasis statistic dimana kalimat-kalimat diukur dengan menggunakan data-data statistik. Berbasis graf dimana meringkas beberapa kalimat menjadi satu kalimat dengan mencari jalur terpendek dari graph yang dibentuk dari nodes yang berisi kata-kata yang ada pada kalimat-kalimat yang akan diringkas. Jalur atau edges yang menghubungkan setiap nodes tersebut kemudian diberikan bobot tertentu. Berbasis metaheuristic menggunakan algoritma Ant Colony Optimization (ACO) memanfaatkan graph di mana komentar-komentar disusun menjadi nodes. Pada graph tersebut, nodes atau komentar-komentar terbaik akan dipilih oleh algoritma ACO secara probabilistik berdasarkan informasi heuristic yang ada pada tiap komentar.

Pada penelitian Zhuolin Jiang, et al (2020), mengusulkan sebuah kerangka kerja yang memanfaatkan kombinasi fitur-fitur ini untuk meningkatkan kinerja ringkasan ekstraktif. Penelitiannya juga memperkenalkan model berbasis Transformer untuk kompresi kalimat, yang lebih lanjut menyempurnakan proses ringkasan. Ringkasan dokumen tanpa pengawasan, dengan fokus pada integrasi embedding kata dalam dan fitur n-gram untuk meningkatkan ukuran kesamaan kalimat. Dengan penggabungan beberapa fitur dapat menangkap kesamaan semantik dalam teks. Adanya penggabungan beberapa fitur menyebabkan adanya ketergantungan terhadap kualitas fitur-fitur tersebut.

Purnama dan Utami (2023), menawarkan sistem peringkasan dokumen otomatis untuk artikel berita berbahasa Indonesia menggunakan model transformer T5. Penelitian ini mengeksplorasi tiga skenario preprocessing: (1) stemming dan penghapusan stopwords, (2) stemming tanpa penghapusan stopwords, dan (3) tanpa preprocessing. Temuan menunjukkan bahwa kinerja terbaik dicapai dengan skenario 2, yang menggunakan stemming tanpa menghapus stopwords, menghasilkan skor evaluasi ROUGE-1 sebesar 0.17568. Ini menunjukkan bahwa preprocessing yang hati-hati dapat secara signifikan meningkatkan efektivitas model peringkasan dalam memproses struktur bahasa yang kompleks. Hasil dari

skenario 2 kurang natural karena mengubah kata ke bentuk dasar, yang dapat mengurangi keterbacaan.

Hickmann, et al (2022), menyajikan sebuah studi tentang peningkatan keterjelasan dalam ringkasan multi-dokumen (MDS) menggunakan model transformer berbasis graf yang disebut GraphSum. Penelitian ini menunjukkan bahwa representasi tingkat paragraf lebih unggul dibandingkan representasi tingkat kalimat dalam menghasilkan ringkasan dari dataset MultiNews. Dengan menganalisis bobot perhatian (attention weights) dari model, para penulis mengungkapkan adanya korelasi antara bobot ini dan asal sumber informasi, yang menunjukkan bahwa model belajar adanya bias posisi yang menguntungkan paragraf-paragraf yang lebih awal. Temuan ini menyarankan bahwa mekanisme perhatian dapat meningkatkan interpretabilitas model ringkasan, membuka jalan untuk penyelidikan lebih lanjut tentang sifat serupa di dataset lain dan model berbasis transformer. Keterbatasan Dataset menyebabkan tidak terdapat temuan apakah hasil ringkasan sudah cukup baik, karena tidak semua paragraf memiliki pola yang sama.

Debiane & Hemamou (2024), mempersembahkan EYEGLAXS, sebuah kerangka inovatif yang secara efektif memanfaatkan Model Bahasa Besar (LLMs) untuk ringkasan teks ekstraktif, khususnya dalam menangani dokumen panjang. Kurang banyaknya data set untuk mengetahui kemampuan membaca Panjang urutan dari dokumen. Pengembangan dengan graf mampu memperkaya representasi teks.

Penggunaan AI generatif yang sudah fine-tuned untuk bahasa Indonesia dapat menjadi solusi inovatif untuk meningkatkan kualitas peringkasan otomatis pada dokumen akreditasi. Dengan memadukan pendekatan ekstraktif berbasis graf dengan model AI generatif yang dilatih khusus untuk bahasa Indonesia, sistem ini diharapkan dapat menghasilkan ringkasan yang lebih akurat, relevan, dan dapat dipahami dengan lebih mudah oleh reviewer BAN-PT. Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya dapat dikembangkan baik dari pergantian metode ataupun penggabungan proses bisa menghasilkan peringkasan dokumen BAN-PT yang baik.

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya yang masih belum fokus terhadap suatu dokumen dengan masih kurangnya data set, belum bisa mengukur panjang urutan dokumen dan tergantung terhadap kualitas fitur-fitur, maka pengembangan ini akan menghasilkan ringkasan terhadap kekhususan dokumen terutama dokumen evaluasi akreditasi BAN-PT, meningkatkan kualitas tanpa tergantung dari kualitas fitur, hasil peringkasan akan masuk machine learning dengan aturan yang sudah dibentuk untuk bisa mendapatkan prediksi penilai.

1.2. Rumusan Masalah

Penelitian ini berusaha mengembangkan metode peringkasan berbasis graf pada dokumen evaluasi akreditasi BAN-PT dengan penggunaan machine learning khusus untuk bahasa Indonesia, yang di fokuskan:

- Bagaimana membuat peringkasan berbasis graf terhadap dokumen evaluasi akreditasi BAN-PT.
- Bagaimana melakukan penggunaan machine learning dalam pembuatan aturan 9 kriteria BAN-PT khusus untuk Bahasa Indonesia.
- Bagaimana model menyesuaikan dengan kriteria akreditasi BAN-PT untuk mendapatkan prediksi hasil.
- Bagaimana melakukan penerapan peringkasan ekstraktif dengan model machine learning.

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah yang dilakukan pada penelitian ini terdiri dari:

- Lingkup Dokumen: Penelitian ini hanya akan fokus pada dokumen evaluasi akreditasi BAN-PT dan tidak mencakup jenis dokumen lain.
- Bahasa: Metode peringkasan yang dikembangkan hanya akan diterapkan untuk dokumen berbahasa Indonesia.
- Metode Peringkasan: Fokus penelitian adalah pada pembuatan peringkasan berbasis graf, dan tidak akan mencakup metode peringkasan lain seperti peringkasan berbasis aturan atau model lainnya.
- Kriteria Akreditasi: Penelitian ini akan berfokus pada 9 kriteria BAN-PT yang ditentukan dalam dokumen evaluasi, dan tidak akan mencakup kriteria lain atau perubahan dalam kriteria.
- Teknik Machine Learning: Penggunaan machine learning akan dibatasi pada teknik-teknik yang relevan untuk bahasa Indonesia dan peringkasan berbasis graf.

1.4. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan metode peringkasan berbasis graf pada dokumen evaluasi akreditasi BAN-PT terdiri dari:

- Pembuatan Peringkasan Berbasis Graf: Mengembangkan metode peringkasan berbasis graf yang dapat diterapkan pada dokumen evaluasi akreditasi BAN-PT.
- Penggunaan Machine Learning: Menentukan cara-cara penggunaan machine learning dalam pembuatan aturan yang sesuai dengan 9 kriteria BAN-PT khusus untuk bahasa Indonesia.
- Penyesuaian Model: Menyesuaikan model machine learning agar dapat memprediksi hasil akreditasi berdasarkan kriteria BAN-PT.
- Penerapan Peringkasan Ekstraktif: Melakukan penerapan peringkasan ekstraktif dengan menggunakan model machine learning untuk meningkatkan efisiensi dan kualitas ringkasan dokumen evaluasi.

1.5. Manfaat Dan Kontribusi Penelitian

Dengan adanya peningkatan jumlah universitas dan program studi yang mendaftar untuk akreditasi setiap tahun, kebutuhan akan alat bantu yang dapat mempercepat dan meningkatkan akurasi proses evaluasi menjadi semakin penting. Metode peringkasan berbasis graf tidak hanya relevan untuk dokumen evaluasi akreditasi, tetapi juga dapat diterapkan pada dokumen besar lainnya di masa depan, sehingga memberikan solusi yang lebih luas bagi proses penilaian dokumen di berbagai bidang pendidikan. Penelitian tentang Penerapan Metode Peringkasan Berbasis Graf untuk Dokumen Evaluasi Akreditasi BAN-PT memiliki sejumlah manfaat penting bagi peneliti, masyarakat, dan ilmu pengetahuan :

1. Manfaat bagi Peneliti

- Peningkatan Keahlian dalam Machine Learning: Peneliti akan mendapatkan pemahaman yang lebih dalam mengenai penerapan machine learning, terutama dalam konteks bahasa Indonesia dan pengolahan dokumen evaluasi akreditasi.
- Penguasaan Metode Peringkasan Berbasis Graf: Peneliti akan memperoleh keahlian dalam mengembangkan dan menerapkan metode peringkasan berbasis graf, yang dapat diaplikasikan dalam berbagai konteks lain.
- Kontribusi pada Pengembangan Teknologi AI Lokal: Penelitian ini dapat menjadi landasan dalam mengembangkan teknologi AI yang berfokus pada penggunaan bahasa Indonesia, sehingga meningkatkan kemampuan peneliti dalam berinovasi di bidang ini.

2. Manfaat bagi Masyarakat

- Efisiensi dalam Proses Evaluasi Akreditasi: Dengan peringkasan otomatis pada dokumen akreditasi, lembaga pendidikan dan pihak terkait dapat menghemat waktu dan usaha dalam proses evaluasi, membantu mereka memahami inti dari laporan secara lebih cepat.
- Peningkatan Kualitas Akreditasi Pendidikan: Metode ini dapat membantu lembaga pendidikan dan tim penilai BAN-PT lebih fokus pada informasi penting yang disajikan dalam dokumen akreditasi, sehingga hasil penilaian lebih tepat sasaran.
- Akses Lebih Mudah ke Informasi: Masyarakat yang memanfaatkan informasi dari hasil akreditasi (seperti siswa, orang tua, dan calon mahasiswa) bisa mendapatkan ringkasan yang lebih mudah dipahami dari dokumen-dokumen yang panjang dan kompleks.

3. Kontribusi bagi Ilmu Pengetahuan

- Pengembangan Teknologi Peringkasan untuk Bahasa Indonesia: Penelitian ini berkontribusi dalam mengembangkan model peringkasan otomatis yang khusus dirancang untuk bahasa Indonesia, memperkaya literatur ilmiah dalam pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing/NLP) untuk bahasa non-Inggris.
- Inovasi dalam Penerapan Machine Learning untuk Dokumen Spesifik: Penelitian ini dapat menjadi acuan untuk penerapan machine learning dalam domain spesifik seperti akreditasi pendidikan, membuka peluang riset lebih lanjut di bidang evaluasi dokumen formal.
- Peningkatan Pemahaman tentang Peringkasan Berbasis Graf: Penelitian ini akan menambah referensi tentang efektivitas metode peringkasan berbasis graf, memberikan kontribusi bagi pengembangan metode serupa untuk berbagai konteks dokumen lain.

Secara keseluruhan, penelitian ini diharapkan memberikan dampak positif baik secara praktis bagi lembaga akreditasi dan pendidikan, serta secara ilmiah bagi pengembangan teknologi berbasis machine learning di Indonesia.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Bagian ini menguraikan tentang studi literatur terkait dengan pengembangan metode peringkasan berbasis graf untuk dokumen evaluasi akreditasi BAN-PT: studi kasus universitas.

2.1. Akreditasi BAN-PT

Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi, yang selanjutnya disingkat BAN-PT adalah badan yang dibentuk oleh Pemerintah Republik Indonesia dalam hal ini Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi (Kemenristekdikti) untuk menyelenggarakan dan mengembangkan akreditasi Perguruan Tinggi secara mandiri. Akreditasi Program Studi akan dilaksanakan oleh Lembaga Akreditasi Mandiri (LAM). Akan tetapi pada masa transisi, pada saat LAM belum terbentuk, BAN-PT juga akan melaksanakan akreditasi Program Studi. Akreditasi merupakan Sistem Penjaminan Mutu Eksternal (SPME) sebagai bagian dari Sistem Penjaminan Mutu Pendidikan Tinggi. Akreditasi telah diatur dalam Permenristekdikti RI Nomor 32 tahun 2016 tentang Akreditasi Program Studi dan Perguruan Tinggi. Akreditasi bertujuan untuk menentukan kelayakan Program Studi dan Perguruan Tinggi berdasarkan kriteria yang mengacu pada Standar Nasional Pendidikan Tinggi serta untuk menjamin mutu Program Studi dan Perguruan Tinggi secara eksternal baik bidang akademik maupun non akademik untuk melindungi kepentingan mahasiswa dan masyarakat. Akreditasi memiliki prinsip independen, akurat, obyektif, transparan dan akuntabel. Evaluasi akreditasi BAN-PT menetapkan fokus penilaian ke dalam kriteria yang mencakup komitmen perguruan tinggi dan unit pengelola program studi terhadap kapasitas dan keefektifan pendidikan yang terdiri atas 9 (sembilan) kriteria sebagai berikut[1]:

Kriteria 1 Visi, Misi, Tujuan, dan Strategi

Kriteria 2 Tata Pamong, Tata Kelola, dan Kerjasama

Kriteria 3 Mahasiswa

Kriteria 4 Sumber Daya Manusia

Kriteria 5 Keuangan, Sarana dan Prasarana

Kriteria 6 Pendidikan Kriteria 7 Penelitian

Kriteria 8 Pengabdian kepada Masyarakat

Kriteria 9 Luaran dan Capaian Tridharma

2.2. Ringkasan

Peringkasan dokumen adalah proses mengambil teks dari sebuah dokumen, menggali dan menyajikan informasi penting bagi user atau aplikasi dalam bentuk rangkuman yang singkat dan padat. Peringkasan dokumen dapat menjadi solusi bagi setiap orang yang tidak memiliki banyak waktu dan sedang membutuhkan informasi penting dalam tumpukan dokumen yang terus berkembang[2]. Ringkasan adalah salah satu bentuk penyajian ulang atau reproduksi karya secara singkat. Penulisan ringkasan ini dapat berasal dari sebuah bab buku ataupun artikel. Definisi ringkasan yang lainnya adalah sebuah tulisan singkat yang memiliki tujuan agar pembaca dapat memahami gagasan sebuah karya tulis serta pikiran penulis secara sistematis. Kriteria Peringkasan yang Baik:

1. **Kelengkapan (Completeness):** Ringkasan harus mencakup ide-ide utama dari teks asli tanpa menghilangkan informasi yang penting.
2. **Ketepatan (Accuracy):** Ringkasan harus merepresentasikan teks asli dengan akurat tanpa menambah atau mengurangi makna.
3. **Keringkasan (Conciseness):** Ringkasan harus lebih singkat dari teks asli tetapi tetap mempertahankan esensi utama dari konten.
4. **Keterhubungan dan Kohesi (Coherence and Cohesion):** Ringkasan harus tersusun secara logis dengan alur yang terhubung antar bagian.
5. **Relevansi (Relevance):** Hanya informasi yang penting dan relevan dengan topik utama yang harus dimasukkan dalam ringkasan.
6. **Kebebasan dari Duplikasi (Non-redundancy):** Informasi yang dimasukkan tidak boleh mengulang ide-ide yang sama berulang kali.

2.3. Text Summarization

Text Summarization atau perangkum teks merupakan metode yang dapat digunakan untuk merangkum dokumen teks yang panjang menjadi lebih ringkas dan memungkinkan representasi singkat yang dapat mencerminkan isi teks yang lebih luas. Merangkum teks dapat dilakukan dengan dua cara pendekatan, yaitu secara abstraktif dan ekstraktif.

A. Abstraktif

Abstraktif adalah cara merangkum seluruh teks sehingga ringkasannya memiliki kosakata yang lebih bervariasi, bahkan terkadang ada kata-kata yang sama sekali tidak ada dalam teks aslinya. Pendekatan abstraktif lebih sulit tetapi dapat menghasilkan ringkasan dengan kohesi yang tinggi antar kalimat dan lebih alami karena hasil ringkasannya merupakan hasil parafrase seluruh isi teks seperti halnya ringkasan yang dibuat oleh manusia.

B. Ekstraktif

Ekstraktif merupakan cara merangkum teks dengan mengambil kalimat-kalimat yang sudah ada sebagai inti teks tanpa modifikasi. Pendekatan secara ekstraktif cenderung lebih mudah, akan tetapi sering sekali menghasilkan ringkasan dengan koheisi antar kalimat yang rendah[3].

2.4. Graf

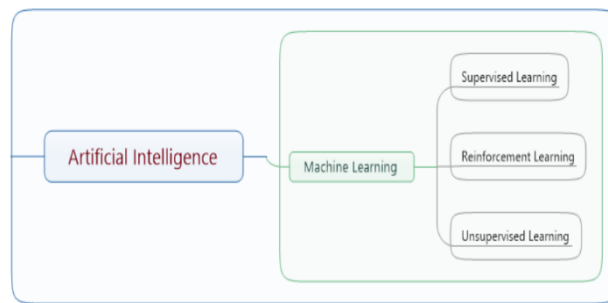
Graf adalah sebuah struktur diskrit yang terdiri atas titik simpul (vertex) dan suatu himpunan pasangan tak berurutan yang menghubungkan dari titik- titik tersebut yang disebut sisi (edge). Graf dapat merepresentasikan hubungan antar kalimat di dalam suatu dokumen, berdasarkan kemiripan antar dokumen-dokumen tersebut[4].

2.5. TextRank

TextRank adalah algoritma yang digunakan untuk mendapatkan kata-kata paling penting dalam sebuah dokumen teks. TextRank berbasis graf untuk memberi peringkat pada teks dan kalimat-kalimat teks di representasikan sebagai simpul atau titik dalam grafik. TextRank merupakan algoritma perangkum berbasis graf yang dibangun berdasarkan metode PageRank yang terdiri atas vertex yang mempresentasikan kalimat pada dokumen dan edge yang mempresentasikan hubungan kemiripan antar kalimat. TextRank adalah algoritma pemrosesan bahasa alami yang digunakan untuk menganalisis teks dan memilih informasi penting dalam teks berdasarkan grafik teks. TextRank sendiri memiliki tahapan-tahapan umum dalam memilih informasi penting dari teks. Tahapan tersebut diantaranya Text Similarity, Pembobotan Teks, Sorting, dan Pematangan Kalimat[4].

2.6. Machine Learning

Machine Learning (ML) merupakan bidang studi yang fokus kepada desain dan analisis algoritma sehingga memungkinkan komputer untuk dapat belajar[5]. Machine learning terbagi menjadi tiga kategori yaitu, Supervised Learning, Unsupervised Learning, Reinforcement Learning. Gambar 2.1 merupakan skema dari Artificial Intelligence dan Machine Learning[6].



Gambar 2.1 Skema Artificial Intelligence dan Machine Learning

2.7. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengetahui kinerja model dalam hal peringkasan. Pada peringkasan terdapat 2 metode evaluasi yang paling umum digunakan, yaitu ROUGE (Recall Oriented Understudy for Gisting Evaluation) dan BLEU (Bilingual Evaluation Understudy). ROUGE menghitung kesamaan antara ringkasan otomatis dan ringkasan manual berdasarkan n-gram, jumlah kata, dan kesamaan frasa[7]. BLEU (Bilingual Evaluation Understudy), metode yang awalnya dikembangkan untuk evaluasi terjemahan mesin, tetapi juga bisa digunakan untuk evaluasi ringkasan. BLEU menghitung kesamaan antara hasil ringkasan dengan referensi ringkasan manusia berdasarkan n-gram[8].

2.8. Perbandingan Penelitian

Penelitian-penelitian terkait Penelitian Analisis Sentimen, Rating, Rekomendasi Sistem dan Peringkas disajikan pada tabel 2.1.

Tabel 2.1. Ringkasan Penelitian

Peneliti	Metode	Hasil/ Eksperimen	Kelebihan	Kekurangan
Mike Lewis, Yinhan Liu, Naman Goyal, Marjan Ghazvininejad, Abdelrahman Mohamed,	1. Pretraining: BART dilatih dengan dua tahap, yaitu: - Mengkorupsi teks menggunakan fungsi noising yang arbitrer. -	BART menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam berbagai tugas, termasuk: - Mencapai hasil	Fleksibilitas Noising: Kemampuan untuk menerapkan transformasi yang berbeda pada teks asli. - Kinerja	Kompleksitas Model: Meskipun BART efektif, kompleksitas arsitektturnya mungkin

Omer Levy, Ves Stoyanov, Luke Zettlemoyer (2019)	<p>Menggunakan model sequence-to-sequence untuk merekonstruksi teks asli dari teks yang telah dikorupsi.</p> <p>2. Fine-tuning: Setelah pretraining, BART difine-tune dengan dokumen yang tidak terkorupsi, menggunakan representasi dari status tersembunyi akhir dari decoder.</p> <p>3. Noising Approaches: BART menggunakan pendekatan noising yang berbeda, termasuk pengacakan urutan kalimat dan skema in-filling, di mana rentang teks diganti dengan token mask.</p>	<p>state-of-the-art dalam ringkasan (6 poin ROUGE lebih baik dibandingkan model sebelumnya).</p> <p>Meningkatkan kinerja dalam generasi dialog dan menjawab pertanyaan.</p> <p>Memberikan peningkatan 1.1 BLEU dalam terjemahan mesin dibandingkan dengan sistem back-translation.</p>	<p>Tinggi: BART menunjukkan kinerja yang konsisten kuat di berbagai tugas, termasuk pemahaman dan generasi teks.</p> <p>Kualitas Keluaran: Hasil keluaran BART adalah bahasa yang fasih dan akurat secara faktual, dengan kemampuan untuk melakukan inferensi yang kompleks.</p>	<p>memerlukan sumber daya komputasi yang lebih besar dibandingkan dengan model yang lebih sederhana.</p> <p>Ketergantungan pada Data: Kinerja BART sangat bergantung pada kualitas dan kuantitas data yang digunakan selama pretraining dan fine-tuning. S</p>
Yang Liu (2019)	<p>1. BERTSUM: Ini adalah varian dari BERT yang dirancang khusus untuk ringkasan ekstraktif. Metode</p>	<p>BERTSUM mencapai hasil terbaik di dataset CNN/Dailymail, mengungguli sistem sebelumnya</p>	<p>Kinerja Tinggi: BERTSUM menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam menghasilkan</p>	<p>Batasan pada Ringkasan Ekstraktif: Meskipun efektif, pendekatan</p>

	<p>ini menggunakan arsitektur Transformer dengan lapisan inter-kalimat untuk meningkatkan kinerja dalam memilih kalimat-kalimat penting dari dokumen.</p> <p>2. Pengujian pada Dataset: BERTSUM diuji pada dua dataset besar, yaitu CNN/Dailymail dan NYT, untuk mengevaluasi kinerjanya.</p>	<p>dengan peningkatan 1.65 pada metrik ROUGE-L. - Hasil pengujian menunjukkan bahwa model BERTSUM dengan lapisan Transformer inter-kalimat memberikan kinerja terbaik dibandingkan dengan varian lain.</p>	<p>ringkasan yang relevan dan informatif. - Penggunaan BERT: Memanfaatkan arsitektur BERT yang telah terbukti efektif dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami, memungkinkan model untuk belajar fitur kompleks dari data. - Pendekatan Ekstraktif yang Efisien: Dengan memilih kalimat-kalimat penting, model ini dapat menghasilkan ringkasan yang lebih akurat dan relevan.</p>	<p>ekstraktif mungkin tidak selalu menghasilkan ringkasan yang sehalus atau sekomprensif pendekatan abstraktif, yang dapat menciptakan kalimat baru. - Ketergantungan pada Kualitas Data: Kinerja model sangat bergantung pada kualitas dan keragaman data pelatihan yang digunakan. Jika data pelatihan tidak representatif, hasil ringkasan mungkin tidak optimal.</p>
Tom B. Brown, Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie	<p>1. Pre-training dan Fine-tuning: GPT-3 dilatih pada korpus teks besar sebelum diujikan pada tugas tertentu. Ini</p>	<p>1. Kinerja yang Kuat: GPT-3 menunjukkan kemampuan yang baik dalam menghasilkan teks</p>	<p>1. Kemampuan Generatif: Mampu menghasilkan teks yang sangat mirip dengan tulisan manusia, sehingga</p>	<p>1. Keterbatasan dalam Koherensi: Teks yang dihasilkan kadang-kadang kehilangan</p>

Subbiah, et al (2020)	<p>memungkinkan model untuk belajar dari berbagai konteks dan pola bahasa. 2. Few-shot Learning: Model ini dirancang untuk melakukan tugas dengan sedikit contoh (few-shot) atau bahkan tanpa contoh (zero-shot), mirip dengan cara manusia belajar. 3. Pengujian pada Berbagai Tugas: GPT-3 diuji pada berbagai benchmark dan tugas NLP, termasuk pemahaman bacaan dan inferensi bahasa alami.</p>	<p>yang mirip dengan manusia dan dapat melakukan berbagai tugas dengan sedikit contoh. 2. Kesulitan pada Tugas Tertentu: Meskipun memiliki kinerja yang baik, GPT-3 mengalami kesulitan pada beberapa tugas, seperti inferensi bahasa alami (ANLI) dan beberapa dataset pemahaman bacaan (RACE, QuAC).</p>	<p>sulit dibedakan oleh evaluator manusia. 2. Adaptasi Cepat: Dapat melakukan penyesuaian cepat pada tugas baru dengan hanya sedikit contoh. 3. Skala Besar: Memiliki parameter yang sangat besar (hingga 175 miliar), yang memungkinkan pemahaman konteks yang lebih baik.</p>	<p>koherensi dalam paragraf yang lebih panjang dan dapat mengandung kalimat yang tidak relevan. 2. Kesulitan dengan Penalaran Akal Sehat: Model ini menunjukkan kesulitan dalam menjawab pertanyaan yang memerlukan penalaran akal sehat, meskipun berhasil pada beberapa dataset yang menguji domain tersebut. 3. Kinerja Buruk pada Tugas Tertentu: Kinerja yang buruk pada beberapa tugas inferensi dan pemahaman bacaan, di mana model hanya sedikit lebih baik</p>
-----------------------	---	--	---	---

				dari tebakan acak. Secara keseluruhan, meskipun GPT-3 menunjukkan kemajuan yang signifikan dalam pemodelan bahasa, ada beberapa area di mana kinerjanya masih perlu ditingkatkan.
Zhuolin Jiang, et all (2020)	<p>1. Kombinasi Fitur: Penelitian ini menggabungkan fitur embedding kata dalam (seperti word2vec dan BERT) dengan fitur tf-idf dan n-gram untuk meningkatkan ukuran kesamaan kalimat.</p> <p>2. Graf Kesamaan Kalimat: Membangun graf kesamaan kalimat yang lebih baik dengan menggunakan fitur-fitur tersebut untuk</p>	<p>mengusulkan sebuah kerangka kerja yang memanfaatkan kombinasi fitur-fitur ini untuk meningkatkan kinerja ringkasan ekstraktif. Penelitiannya juga memperkenalkan model berbasis Transformer untuk kompresi kalimat, yang lebih lanjut menyempurnakan proses ringkasan. Ringkasan dokumen tanpa pengawasan,</p>	Dengan penggabungan beberapa fitur dapat menangkap kesamaan semantik dalam teks.	Adanya penggabungan beberapa fitur menyebabkan adanya ketergantungan terhadap kualitas fitur-fitur tersebut.

	<p>pemilihan kalimat submodular.</p> <p>3. Model Kompresi Kalimat Berbasis Transformer: Menggunakan model Transformer untuk melakukan kompresi kalimat sebelum pemilihan kalimat untuk ringkasan.</p>	<p>dengan fokus pada integrasi embedding kata dalam dan fitur n-gram untuk meningkatkan ukuran kesamaan kalimat.</p>		
<p>R. C. Belwal, S. Rai1, A. Gupta (2020)</p>	<p>Metode yang diusulkan adalah metode ringkasan ekstraktif berbasis graf yang menggabungkan pemodelan topik dan kata kunci.</p> <p>- Proses: Kalimat dalam dokumen diwakili sebagai simpul (nodes) dalam graf, dan hubungan antar kalimat diwakili sebagai tepi (edges). Bobot tepi ditentukan berdasarkan kesamaan antar kalimat serta</p>	<p>Hasil - Evaluasi: Metode ini diuji pada dua dataset, yaitu CNN/DailyMail dan Opinosis.</p> <p>- Kinerja: Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memiliki skor F-measure yang lebih baik dibandingkan dengan teknik ringkasan ekstraktif yang ada.</p>	<p>- Mengurangi Redundansi: Metode ini berhasil mengurangi masalah redundansi dengan memilih kalimat yang mewakili topik yang berbeda.</p> <p>- Pendekatan Unsupervised: Dapat diimplementasikan dengan jumlah data yang lebih sedikit dibandingkan dengan metode berbasis pembelajaran yang memerlukan banyak data pelatihan.</p>	<p>- Kompleksitas: Meskipun lebih baik dalam mengurangi redundansi, metode berbasis graf dapat menjadi lebih kompleks dalam hal implementasi dibandingkan dengan metode yang lebih sederhana.</p> <p>- Ketergantungan pada Ukuran Data: Meskipun dapat bekerja dengan sedikit data, kualitas hasil masih dapat</p>

	<p>relevansi dengan topik yang ada dalam dokumen.</p> <p>- Tujuan: Mengatasi masalah redundansi dengan hanya menyertakan kalimat yang mewakili topik utama dari teks input.</p>		<p>- Menggunakan Ukuran Semantik: Mempertimbangkan makna semantik dari kata-kata dalam penilaian kesamaan antar kalimat.</p>	<p>dipengaruhi oleh jumlah dan kualitas data yang tersedia.</p> <p>- Masalah dengan Kalimat Pendek: Terdapat tantangan dalam memasukkan kalimat yang sangat pendek yang mungkin mengandung lebih dari satu topik, yang belum dibahas secara eksplisit dalam literatur.</p>
Hickmann, et al (2022)	<p>1. Model GraphSum: Penelitian ini menggunakan model GraphSum, yang merupakan model transformer berbasis graf untuk melakukan ringkasan multi-dokumen (MDS).</p> <p>2. Representasi Teks: Penelitian membandingkan representasi tingkat kalimat dan paragraf</p>	<p>menyajikan sebuah studi tentang peningkatan kejelasan dalam ringkasan multi-dokumen (MDS) menggunakan model transformer berbasis graf yang disebut GraphSum.</p> <p>Penelitian ini menunjukkan bahwa representasi tingkat paragraf lebih unggul</p>	<p>- Keterangan: Penggunaan bobot perhatian membantu meningkatkan kejelasan dan interpretabilitas model, memberikan wawasan tentang bagaimana model menghasilkan ringkasan.</p> <p>- Kinerja: Representasi tingkat paragraf</p>	<p>Keterbatasan Dataset menyebabkan tidak terdapat temuan apakah hasil ringkasan sudah cukup baik, karena tidak semua paragraf memiliki pola yang sama.</p>

	<p>dalam proses pelatihan model.</p> <p>3. Analisis Bobot Perhatian: Penelitian ini juga menganalisis bobot perhatian yang dihasilkan oleh model untuk memahami asal sumber informasi dalam ringkasan yang dihasilkan.</p> <p>4. Dataset: Model diuji menggunakan dua dataset benchmark, yaitu MultiNews dan WikiSum.</p>	<p>dibandingkan representasi tingkat kalimat dalam menghasilkan ringkasan dari dataset MultiNews. Dengan menganalisis bobot perhatian (attention weights) dari model, para penulis mengungkapkan adanya korelasi antara bobot ini dan asal sumber informasi, yang menunjukkan bahwa model belajar adanya bias posisi yang menguntungkan paragraf-paragraf yang lebih awal. Temuan ini menyarankan bahwa mekanisme perhatian dapat meningkatkan interpretabilitas model ringkasan, membuka jalan untuk penyelidikan lebih lanjut tentang</p>	<p>menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam menghasilkan ringkasan dibandingkan dengan representasi tingkat kalimat. - Analisis Posisi: Penelitian ini menunjukkan bahwa model dapat belajar bias posisi, yang berarti informasi penting cenderung terletak di kalimat-kalimat awal.</p>	
--	---	---	---	--

		sifat serupa di dataset lain dan model berbasis transformer.		
Purnama dan Utami (2023),	Model transformer T5 untuk peringkasan dokumen berbahasa Indonesia. Penelitian ini dilakukan dengan tiga skenario preprocessing yang berbeda: 1. Skenario 1: Menggunakan stemming dan penghapusan stopwords. 2. Skenario 2: Menggunakan stemming tanpa penghapusan stopwords. 3. Skenario 3: Tidak menggunakan keduanya (tanpa stemming dan stopwords removal).	menawarkan sistem peringkasan dokumen otomatis untuk artikel berita berbahasa Indonesia menggunakan model transformer T5. Penelitian ini mengeksplorasi tiga skenario preprocessing: (1) stemming dan penghapusan stopwords, (2) stemming tanpa penghapusan stopwords, dan (3) tanpa preprocessing. Temuan menunjukkan bahwa kinerja terbaik dicapai dengan skenario 2, yang menggunakan stemming tanpa menghapus stopwords,	<p>- Efektivitas: Metode T5 menunjukkan kemampuan yang baik dalam merangkum teks, terutama dengan preprocessing yang tepat.</p> <p>- Fleksibilitas: Model transformer dapat menangani struktur bahasa yang kompleks dan menghasilkan ringkasan yang lebih abstrak.</p> <p>- Kinerja: Skenario 2 menunjukkan hasil evaluasi yang lebih baik dibandingkan dengan skenario lainnya.</p>	Hasil dari skenario 2 kurang natural karena mengubah kata ke bentuk dasar, yang dapat mengurangi keterbacaan.

		<p>menghasilkan skor evaluasi ROUGE-1 sebesar 0.17568. Ini menunjukkan bahwa preprocessing yang hati-hati dapat secara signifikan meningkatkan efektivitas model peringkasan dalam memproses struktur bahasa yang kompleks.</p>		
<p>Falahah, Ari Fajar Santoso, Abdullah Fajar (2024)</p>	<p>1. Peringkasan Teks: Metode yang digunakan untuk peringkasan adalah Textrank, yang merupakan teknik peringkasan ekstraktif.</p> <p>2. Klasifikasi Teks: Metode klasifikasi yang digunakan adalah KNN (K-Nearest Neighbors).</p>	<p>Pengujian model peringkasan menggunakan Textrank menghasilkan nilai ROUGE-1 sebesar 0.79 dan ROUGE-2 sebesar 0.67. -</p> <p>Pengujian model klasifikasi menggunakan KNN dengan k=3 menghasilkan akurasi 0.9866, sedangkan dengan k=5 menghasilkan akurasi 0.9666. Akhirnya, k=3 dipilih untuk</p>	<p>1. Automatisasi: Sistem ini dapat secara otomatis melakukan peringkasan dan klasifikasi berita, yang menghemat waktu dan usaha.</p> <p>2. Aksesibilitas: Dapat dioperasikan di lingkungan cloud (Google Colab), sehingga mudah diakses oleh pengguna tanpa instalasi yang rumit.</p> <p>3. Kinerja Tinggi: Hasil pengujian menunjukkan</p>	<p>1. Keterbatasan Kategori: Model klasifikasi hanya terbatas pada tiga kategori berita olahraga (sepakbola, raket, dan basket), sehingga perlu pengembangan lebih lanjut untuk kategori lainnya.</p> <p>2. Hosting Sementara: Penggunaan ngrok untuk publikasi aplikasi bersifat</p>

		digunakan dalam sistem.	akurasi yang tinggi dalam klasifikasi berita.	sementara, sehingga perlu platform hosting yang lebih permanen untuk penggunaan jangka panjang. 3. Keterbatasan Peringkasan: Kemampuan peringkasan masih perlu ditingkatkan dengan penetapan keyword dan penentuan topik untuk analisis yang lebih mendalam.
Debiane & Hemamou (2024)	1. Model Bahasa Besar (LLMs): EYEGGLAXS memanfaatkan dua model, yaitu LLAMA2-7B dan ChatGLM2-6B, untuk tugas ringkasan teks ekstraktif. 2. Teknik Canggih: - Flash	mempersiapkan EYEGGLAXS, sebuah kerangka inovatif yang secara efektif memanfaatkan Model Bahasa Besar (LLMs) untuk ringkasan teks ekstraktif, khususnya dalam menangani dokumen panjang.	- Integritas Factual dan Gramatikal: Dengan pendekatan ekstraktif, ringkasan yang dihasilkan lebih akurat dan dapat diandalkan. - Kinerja Tinggi: Mampu bersaing dengan metode state-of-the-art dan menetapkan standar	Kurang banyaknya data set untuk mengetahui kemampuan membaca Panjang urutan dari dokumen. Pengembangan dengan graf mampu memperkaya representasi teks.

	<p>Attention: Untuk efisiensi penggunaan memori GPU.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Parameter-Efficient Fine-Tuning (PEFT): Untuk mengatasi tantangan pelatihan model besar. <p>3. Pendekatan Ekstraktif: Fokus pada pemilihan kalimat yang relevan dari teks sumber untuk memastikan integritas gramatikal dan faktual.</p>		<p>baru dalam performa.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Adaptabilitas: Mampu menangani berbagai panjang urutan dan efisien dalam pelatihan pada dataset kecil. 	
<p>Asep R., Firman S., Farihin L. (2024)</p>	<p>1. Pendekatan: Penelitian ini menggunakan metode deep learning dengan mengintegrasikan text mining untuk mendeteksi berita hoax. 2. Model yang Digunakan: Model BERT (Bidirectional Encoder</p>	<p>Model BERT menunjukkan performa terbaik dengan: - Akurasi: 0.99 - ROC-AUC: 0.99 - Hasil pengukuran lainnya: - Precision: 0.98 - Recall: 0.98 - F1-Score: 0.98</p>	<p>1. Performa Tinggi: Model BERT menunjukkan akurasi dan ROC-AUC yang sangat tinggi, menjadikannya efektif dalam mendeteksi berita hoax. 2. Kemampuan Memahami Konteks: BERT</p>	<p>1. Biaya Komputasi Tinggi: Model BERT membutuhkan sumber daya komputasi yang lebih besar dibandingkan dengan algoritma machine learning tradisional.</p>

	<p>Representations from Transformers) berbahasa Indonesia (IndoBert) digunakan sebagai baseline untuk rekayasa fitur.</p> <p>3. Algoritma Klasifikasi: Tiga algoritma klasifikasi yang diuji adalah BERT, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest.</p> <p>4. Dataset: Dataset yang digunakan terdiri dari sekitar 2700 berita, yang telah melalui proses preprocessing untuk membuat data lebih terstruktur.</p>		<p>memiliki kemampuan untuk memahami konteks kata dalam teks secara bidirectional, yang meningkatkan akurasi klasifikasi.</p> <p>3. Penggunaan Data Besar: Model ini dilatih menggunakan dataset yang besar, yang membantu dalam generalisasi dan akurasi model.</p>	<p>2. Waktu Pelatihan Lama: Proses pelatihan model BERT memerlukan waktu yang lebih lama, terutama dengan dataset yang besar.</p> <p>3. Keterbatasan dalam Interpretasi: Meskipun BERT efektif dalam klasifikasi, interpretasi hasil dan pemahaman mendalam tentang keputusan model bisa menjadi tantangan.</p>
--	--	--	--	---

Kesimpulan dari tabel 2.1, berbagai penelitian dalam bidang pemrosesan bahasa alami (NLP) dan peringkasan teks, dengan fokus pada metode, hasil, kelebihan, dan kekurangan masing-masing.

1. **BART** (Mike Lewis et al., 2019) mencatat hasil luar biasa dalam ringkasan dan generasi teks, berkat teknik pretraining dan fine-tuning yang inovatif. Namun, kompleksitas model dan ketergantungan pada kualitas data menjadi tantangan utama.

2. **BERTSUM** (Yang Liu, 2019) berhasil mencapai skor tertinggi dalam ringkasan ekstraktif dengan pendekatan berbasis Transformer. Meski demikian, metode ini terbatas oleh sifat ekstraktif yang kadang tidak menghasilkan ringkasan yang halus.
3. **GPT-3** (Tom B. Brown et al., 2020) menunjukkan kemampuan generatif yang kuat dengan adaptasi cepat terhadap tugas baru. Meskipun demikian, model ini menghadapi kesulitan dalam menjaga koherensi pada teks panjang dan pada beberapa tugas inferensi.
4. **Kombinasi Fitur** (Zhuolin Jiang et al., 2020) mengusulkan penggabungan fitur untuk meningkatkan kesamaan kalimat, tetapi ketergantungan pada kualitas fitur menjadi kelemahan.
5. **Graph-Based Summarization** (R. C. Belwal et al., 2020) mengurangi redundansi dengan memilih kalimat representatif, namun kompleksitas implementasi dapat menjadi tantangan.
6. **GraphSum** (Hickmann et al., 2022) menunjukkan keunggulan representasi tingkat paragraf dalam ringkasan, meskipun terbatasnya dataset menghambat penilaian kinerja.
7. **Model T5 untuk Bahasa Indonesia** (Purnama dan Utami, 2023) menunjukkan efektivitas dengan preprocessing yang tepat, tetapi hasil yang dihasilkan dapat kurang natural.
8. **Textrank dan KNN** (Falahah et al., 2024) menawarkan solusi otomatis untuk peringkasan dan klasifikasi, meskipun terbatas pada kategori tertentu.
9. **EYEGGLAXS** (Debiane & Hemamou, 2024) memanfaatkan model bahasa besar untuk ringkasan ekstraktif, menunjukkan kinerja tinggi, namun masih memerlukan pengujian pada dataset yang lebih luas.
10. **Deteksi Berita Hoax** (Asep R. et al., 2024) menggunakan model BERT untuk mendeteksi berita hoax, menunjukkan performa tinggi, tetapi dengan biaya komputasi dan waktu pelatihan yang signifikan.

Secara keseluruhan, penelitian-penelitian ini mencerminkan kemajuan yang signifikan dalam teknik pemrosesan bahasa alami, dengan berbagai kelebihan dan tantangan yang harus diatasi untuk pengembangan lebih lanjut.

3. METODOLOGI PENELITIAN

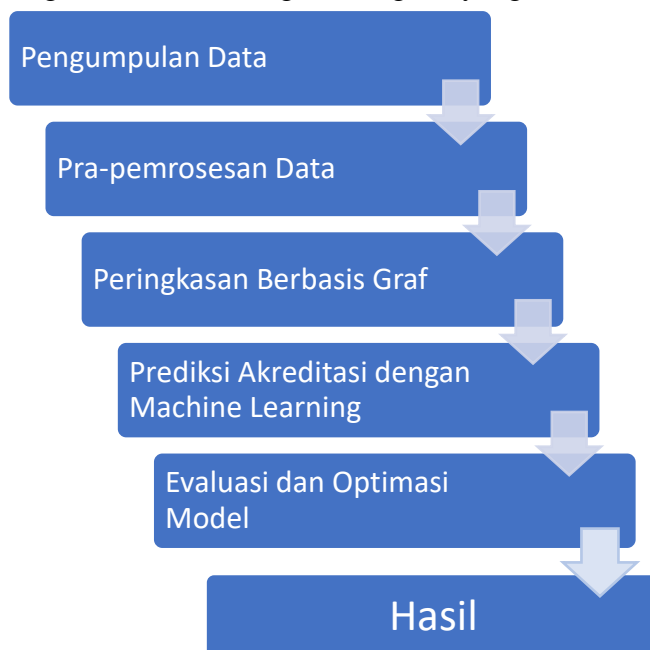
3.1. Obyek penelitian

Obyek penelitian ini adalah Dokumen Evaluasi Akreditasi BAN-PT, dimana mencakup dokumen-dokumen resmi yang digunakan oleh Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi (BAN-PT) dalam proses penilaian akreditasi program studi dan institusi perguruan tinggi. Dokumen-dokumen ini mencakup informasi terkait 9 kriteria:

- Kriteria 1 Visi, Misi, Tujuan, dan Strategi
- Kriteria 2 Tata Pamong, Tata Kelola, dan Kerjasama
- Kriteria 3 Mahasiswa
- Kriteria 4 Sumber Daya Manusia
- Kriteria 5 Keuangan, Sarana dan Prasarana
- Kriteria 6 Pendidikan Kriteria 7 Penelitian
- Kriteria 8 Pengabdian kepada Masyarakat
- Kriteria 9 Luaran dan Capaian Tridharma

3.2. Tahapan Penelitian

Pada bagian ini adalah langkah-langkah yang akan dilakukan untuk penelitian ini.



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

Berikut penjelasan dari tahapan penelitian pada gambar 3.1 dimulai dari:

1. Pengumpulan Data

Mengumpulkan dokumen evaluasi akreditasi BAN-PT dari berbagai institusi (misalnya, laporan evaluasi diri, laporan kinerja, data pendukung) sesuai data terkait 9 kriteria BAN-PT. Tujuannya menghasilkan dataset dokumen BAN-PT yang bersih dan terstruktur untuk keperluan pelatihan model. Data ini dapat diekstrak dari dokumen PDF atau format lain dan perlu diorganisir dalam bentuk structured data.

2. Pra-pemrosesan Data.

Setelah mengumpulkan data, langkah selanjutnya adalah membersihkan data. Mari anggap memiliki teks deskriptif untuk setiap kriteria.

Contoh teks:

1. Kualitas Program: Menilai relevansi dan kualitas program studi.
2. Sumber Daya Manusia: Mengevaluasi kualitas dosen dan tenaga kependidikan.
3. Proses Pembelajaran: Menilai interaksi dalam proses belajar mengajar.
4. Penelitian: Menilai kegiatan penelitian yang dilakukan.
5. Pengabdian kepada Masyarakat: Keterlibatan dalam kegiatan pengabdian.
6. Manajemen: Mengevaluasi sistem manajemen perguruan tinggi.
7. Kerjasama: Kerjasama dengan pihak lain untuk meningkatkan pendidikan.
8. Evaluasi Diri: Kemampuan institusi dalam melakukan evaluasi.
9. Kepuasan Stakeholder: Menilai kepuasan mahasiswa dan alumni.

Langkah Pembersihan:

- Menghapus karakter khusus dan angka.
- Mengubah semua teks menjadi huruf kecil.

Tokenisasi

Setelah teks dibersihkan, kita perlu memecah teks menjadi token.

Contoh Hitungan:

Tokenisasi teks di atas dapat menghasilkan token untuk setiap kata atau frasa kunci.

Misalnya, untuk "Kualitas Program", tokennya adalah ["Kualitas", "Program"].

Jika ada 100 kata dalam teks, setelah tokenisasi, kita akan mendapatkan 100 token.

Stemming/Lemmatization

Langkah selanjutnya adalah mengubah kata ke bentuk dasar.

Contoh Hitungan:

Kata "menilai", "penilaian", dan "penilai" mungkin diringkas menjadi "nilai".

Jika ada 30 kata yang perlu di-stem, maka setelah proses ini, kita akan memiliki kata dasar.

Representasi Teks

Lakukan pengonversi teks yang telah diproses menjadi representasi numerik.

Contoh Hitungan:

Bag of Words (BoW): Jika kita memiliki 1.000 kata unik di semua kriteria, kita akan membuat matriks 9×1.000 yang menunjukkan frekuensi kata di setiap kriteria.

TF-IDF: Misalnya, kata "kualitas" muncul 20 kali di kriteria "Kualitas Program" dan 5 kali di kriteria lain. Jika kata ini muncul di 3 dari 9 kriteria, kita menghitung TF-IDF:

- TF untuk "kualitas" di "Kualitas Program" = $20/\text{total kata di kriteria}$.
- IDF untuk "kualitas" = $\log(9/3)$.

Pembagian Data

Jika memiliki data yang cukup, Anda dapat membagi data menjadi set pelatihan dan pengujian. Misalnya, 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.

Penghitungan dalam Pemodelan

Setelah data diproses, Anda dapat menggunakan model rangkuman untuk menghasilkan ringkasan berdasarkan kriteria.

Contoh Penghitungan untuk Setiap Kriteria

Misalkan kita ingin menghitung frekuensi dan TF-IDF untuk setiap kriteria:

1. Kualitas Program

- Frekuensi kata: "kualitas" = 20
- Total kata = 100
- $TF = 20 / 100 = 0.2$

2. Sumber Daya Manusia

- Frekuensi kata: "sumber" = 15
- Total kata = 90
- $TF = 15 / 90 = 0.1667$

3. Proses Pembelajaran

- Frekuensi kata: "proses" = 10
- Total kata = 80
- $TF = 10 / 80 = 0.125$

Menghitung TF-IDF

- Misalnya menghitung TF-IDF untuk kata "kualitas":
- $IDF = \log(9 / 3) \approx 1.0986$
- TF-IDF untuk "kualitas" di "Kualitas Program" = $0.2 * 1.0986 \approx 0.2197$

3. Peringkasan Ekstraktif Berbasis Graf

Langkah:

- Setelah pra-pemrosesan, informasi dari dokumen diwakili dalam bentuk graf. Setiap kalimat dalam dokumen diubah menjadi simpul, dan hubungan antar kalimat diidentifikasi berdasarkan kesamaan konten atau kata kunci yang muncul. Metode seperti cosine similarity atau Jaccard index dapat digunakan untuk mengukur kedekatan antar kalimat. Dengan demikian, graf yang dihasilkan akan memperlihatkan struktur informasi dari dokumen dengan jelas
- Terapkan metode peringkasan berbasis graf seperti TextRank untuk melakukan peringkasan ekstraktif pada dokumen-dokumen tersebut. Untuk menentukan kalimat-kalimat mana yang paling signifikan. Algoritma ini bekerja dengan menghitung nilai sentralitas dari setiap simpul dalam graf, sehingga kalimat-kalimat yang memiliki nilai sentralitas tinggi akan dipilih untuk dimasukkan dalam ringkasan akhir. Proses ini tidak hanya mempertimbangkan frekuensi kemunculan kalimat, tetapi juga posisi dan keterkaitan antar kalimat dalam dokumen.
- Bangun graf keterhubungan antar kalimat berdasarkan kemiripan konten, kemudian pilih kalimat-kalimat yang paling penting yang mewakili informasi utama dari dokumen.

- Tujuan:

Menyaring kalimat-kalimat penting secara otomatis dari dokumen evaluasi akreditasi yang panjang, untuk mengidentifikasi bagian yang paling relevan untuk dilanjutkan ke proses peringkasan lebih lanjut.

4. Prediksi Akreditasi dengan Machine Learning

- Langkah:

- Gunakan Random forest menggunakan dataset evaluasi akreditasi BAN-PT dalam bahasa Indonesia .

5. Evaluasi Model

- Langkah:

- Gunakan Evaluasi ROUGE dan Akurasi
- Model ini akan menghasilkan ringkasan Ekstraktif , di mana model AI menciptakan kalimat-kalimat penting yang dipilih dari dokumen asli.
- Optimalkan ringkasan agar tetap relevan dengan tujuan evaluasi akreditasi BAN-PT, terutama pada bagian yang paling penting seperti penelitian, pengabdian masyarakat, kurikulum, dan SDM.

- Tujuan:

Menghasilkan ringkasan yang lebih natural, koheren, dan informatif , yang lebih mudah dipahami oleh reviewer akreditasi, serta tetap fokus pada elemen-elemen yang penting untuk penilaian.

6. Hasil

Menampilkan ringkasan dengan hasil prediksi yang sesuai dengan 9 kriteria BAN

- PT

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. BAN-PT, 2019. “Lampiran BAN-PT Akreditasi Program Studi Kriteria dan Prosedure”. diakses 2024 url: <https://www.banpt.or.id/wp-content/uploads/2019/10/Lampiran-2-PerBAN-PT-5-2019-tentang-IAPS-Kriteria-dan-Prosedur.pdf>
- [2]. I Nyoman P. dan Ni Nengah W. U. 2023. “Implementasi Peringkasan Dokumen Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Text to Text Transfer Transformer (T5)”. Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer, Volume 9, Nomor 4.
- [3]. Agustinus Y. S. A. Setiawan. dan Edwin Alexander. 2024. “Penerapan Algoritma Textrank Dalam Merangkum Teks Word Dan Pdf”. JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). Vol. 12 No. 1
- [4]. Faizah H., Surya A., Iis A. 2022. “Peringkasan Teks Otomatis Artikel Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Textrank”. Seminar Nasional TEKNOKA ke - 7 Vol.7
- [5]. Ibnu Daqiqil Id. 2021. “Machine Learning : Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Python”. UR PRESS. Riau
- [6]. Ahmad R., Po Abas S., Ageng S. R. 2020. “Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper”. IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology) 5 (1) (2019) 75-82
- [7]. Lin, Chin-Yew. "ROUGE: A package for automatic evaluation of summaries." Text summarization branches out (2004): 74-81.
- [8]. Papineni, Kishore, et al. "BLEU: a method for automatic evaluation of machine translation." Proceedings of the 40th annual meeting of the Association for Computational Linguistics (2002): 311-318.