

# PENGGUNAAN ALGORITMA *TEXTRANK* UNTUK PERINGKASAN OTOMATIS BERITA BAHASA INDONESIA

(Using The *Textrank* Algorithm For Automatic Summarization Of Indonesian Language News)

I Putu Mahesa Kama Artha\*<sup>[1]</sup>, Ni Wayan Jeri Kusuma Dewi<sup>[2]</sup>, Ni Luh Wiwik Sri Rahayu Ginantra<sup>[3]</sup>

<sup>[1,2,3]</sup>Informatic, Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia

Jl. Tukad Pakerisan no 97a, Denpasar, Bali, INDONESIA

Email: putu.mahesa@instiki.ac.id, [jerikusumadewi, wiwik]@instiki.ac.id

## Abstract

Situs berita sering menyajikan paragraf atau kalimat yang panjang, disertai dengan berbagai detail tambahan yang tidak selalu relevan dengan kebutuhan informasi pembaca. Oleh karena itu, diperlukan metode seperti *Textrank* untuk melakukan peringkasan otomatis. Penelitian ini membahas penerapan algoritma *Textrank* dalam peringkasan otomatis berita berbahasa Indonesia. Hasil evaluasi menunjukkan nilai ROUGE-1 dengan Precision 0.7708, Recall 0.6930, dan F1-Score 0.7216. ROUGE-2 dengan Precision 0.6936, Recall 0.6212, dan F1-Score 0.6480, serta ROUGE-L dengan Precision 0.7210, Recall 0.6465, dan F1-Score 0.6741. Hasil rata-rata matriks evaluasi ROUGE akhir sebesar 0.6812 mengindikasikan bahwa sistem memiliki performa yang baik dalam menghasilkan ringkasan.

**Keywords:** Peringkasan Berita, *Textrank*, Otomatis, Bahasa Indonesia

\*Corresponding Author

## 1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi yang cepat mendorong meningkatnya kebutuhan akan informasi yang cepat dan akurat, kebutuhan akan informasi menjadi bagian penting yang tidak terpisahkan dari kehidupan sehari-hari. Berbagai media, baik cetak maupun *online*, kini menyediakan akses informasi dengan mudah, seperti melalui artikel, blog, dan situs berita yang mencakup berbagai tema, termasuk olahraga, kesehatan, pendidikan, teknologi, dan politik. Namun, sebagian besar masyarakat kini lebih memilih platform media *online* karena menawarkan kemudahan akses, memungkinkan informasi diperoleh dengan cepat, kapan saja dan di mana saja. Selain itu, media *online* menyajikan informasi yang lebih beragam dan selalu diperbarui dibandingkan media cetak. Meski demikian, panjangnya teks dalam artikel berita *online*, yang sering kali berisi banyak detail tambahan yang tidak selalu relevan dengan kebutuhan pembacanya. Hal ini menyebabkan proses membaca dan memahami isi artikel menjadi kurang *efisien*, terutama bagi pembaca yang membutuhkan poin-poin utama secara cepat dan ringkas. Sehingga, peringkasan teks otomatis (*automatic text summarization*) digunakan untuk membantu pengguna memahami inti suatu berita

tanpa harus membaca keseluruhan teks secara manual [1].

Menurut [2] masyarakat di Indonesia cenderung lebih memilih membaca berita melalui media *online* yaitu dengan nilai pembaca sebanyak 84%, sedangkan untuk media sosial dengan angka 65%, menonton televisi sebanyak 54% dan media cetak 15%. Data tersebut menunjukkan jumlah pembaca berita *online* terus meningkat secara signifikan. Namun hal tersebut tidak sel

alu diimbangi dengan kualitas berita yang disajikan. Banyaknya informasi yang tersedia sering kali mempersulit pembaca untuk menemukan berita dengan kualitas yang baik [3]

*Text Summarization* (peringkasan teks) adalah sebuah teknik yang digunakan untuk membuat ringkasan teks asli, dengan mengutip bagian penting dari satu atau lebih teks untuk menghasilkan teks yang lebih singkat. Dalam penelitian ini, peringkasan teks akan menggunakan algoritma *Textrank*, dimana algoritma ini menghasilkan ekstraksi kata sampai kalimat dengan menentukan bobot setiap kalimatnya. Dengan demikian algoritma ini mampu mengidentifikasi kalimat-kalimat yang paling penting untuk disusun menjadi ringkasan yang tetap mempertahankan isi dari teks aslinya [4]. Selain itu,

penelitian ini juga memanfaatkan *similarity* matriks untuk mengukur tingkat kemiripan antar kalimat berdasarkan hubungan kesamaan katanya. Situs Katadata.co.id digunakan sebagai sumber data dalam penelitian ini, dan politik merupakan topik artikel berita yang ditetapkan untuk pencarian dataset. Kedua hal ini bertujuan untuk memfokuskan hasil ringkasan yang terstruktur dengan informasi yang jelas dan tepat sehingga dapat menyajikan inti dari berita politik dengan mempertimbangkan hubungan kemiripan antar kalimatnya [5].

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas algoritma Textrank dalam peringkasan teks otomatis untuk artikel berbahasa Indonesia dengan persentase ringkasan sebesar 6,9% lebih ringkas daripada artikel aslinya, ini menandakan Textrank memiliki efisiensi yang baik dalam mengurangi jumlah informasi tanpa mengurangi esensi utamanya [6]. Selain itu, penelitian lain mencatat akurasi evaluasi rouge sebesar 81%, yang menunjukkan kemampuan algoritma Textrank untuk menghasilkan ringkasan yang sangat baik, sehingga ini memperkuat algoritma Textrank dalam mendukung peringkasan teks secara otomatis, khususnya pada artikel berita berbahasa Indonesia [4].

Penelitian ini memberikan kontribusi yang lebih spesifik dibandingkan penelitian sebelumnya dalam beberapa aspek. Pertama, dataset yang digunakan berfokus pada berita politik dari Katadata.co.id yang memiliki karakteristik narasi analitis dan kompleks, berbeda dengan dataset umum yang banyak digunakan pada penelitian sebelumnya seperti berita teknologi atau berita umum. Kedua, penelitian ini mengkaji penggunaan representasi non-word embeddings berbasis word frequencies yang dikombinasikan dengan *similarity* matriks sederhana. Pendekatan ini memiliki keunggulan dari sisi efisiensi komputasi dan tidak memerlukan proses pelatihan model embedding, sehingga lebih ringan dan sesuai untuk implementasi praktis dibandingkan pendekatan berbasis embedding seperti Word2Vec atau BERT. Ketiga, penelitian ini tidak hanya melakukan evaluasi terhadap hasil ekstraktif menggunakan Textrank, tetapi juga mengevaluasi penyempurnaan hasil ringkasan menggunakan model bahasa (Deepseek API) sebagai eksperimen tambahan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan perbandingan yang jelas antara metode ekstraktif murni dan pendekatan hibrida. Keempat, penelitian ini menambahkan *baseline* sederhana berupa metode Lead-3 untuk memberikan pembandingan performa yang lebih objektif terhadap hasil Textrank.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA DAN TEORI PENUNJANG

### 2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian yang dilakukan oleh Ilham berjudul Peringkasan Teks Otomatis dengan Algoritma Textrank untuk Berita Online. Pada penelitian ini data artikel berita diambil dari situs kompas.com dengan menerapkan tema teknologi. Data teks berita *online* akan direpresentasikan dalam bentuk vektor Word2Vec. [7] Algoritma Textrank diterapkan untuk merangkum berita *online*, dan hasil evaluasi menggunakan ROUGE menunjukkan tingkat yang cukup baik, yaitu sebesar 81%, mendekati kategori sangat baik. [4]

Penelitian yang dilakukan oleh Yovi berjudul Pengujian Algoritma Textrank dalam Merangkum Teks. Penelitian ini menguji algoritma Textrank untuk peringkasan teks otomatis menggunakan pendekatan berbasis graf. Algoritma ini mampu mengidentifikasi kalimat-kalimat penting dalam dokumen dengan mempertimbangkan hubungan dan bobot antar kata. Dalam pengujian menggunakan teks berita, algoritma ini berhasil merangkum teks dari 111 kata menjadi 74 kata tanpa kehilangan informasi penting. [8]

Dari penelitian yang dilakukan oleh Ferdian berjudul Peringkasan Teks Otomatis Dokumen Berita Menggunakan Metode K-Means Clustering[9]. Dalam penelitian ini, ringkasan diperoleh dengan memilih satu kalimat dari setiap klaster, yaitu kalimat yang memiliki jarak terdekat antara sentence embeddings-nya dengan centroid klaster tersebut. Evaluasi hasil ringkasan dilakukan dengan membandingkan hasil ringkasan otomatis terhadap ringkasan manual buatan manusia menggunakan ROUGE, dengan F1-score sebagai metrik utama. Metode ini menunjukkan kinerja yang cukup baik, tapi pada tingkat kompresinya rendah, dengan rata-rata F1-score sebesar 51,96% untuk tingkat kompresi 30%. Sehingga hasil yang dicapai masih tergolong rendah.

Penelitian berjudul Peringkasan Artikel Online Berbasis Algoritma Textrank dan Similarity [9] menunjukkan hasil peringkasan teks menggunakan algoritma Textrank dengan tingkat kompresi 50% yang didasarkan pada pemilihan ringkasan berdasarkan posisi ranking skor Textrank, di mana ringkasan yang diambil dari top-n ranking menghasilkan nilai *f-score* yang tinggi. Berdasarkan evaluasi menggunakan *confusion matrix*, diperoleh nilai *f-score* sebesar 0,705, sedangkan pengukuran menggunakan ROUGE-1 menghasilkan nilai *f-score* sebesar 0,805. Sehingga dengan hasil ini dapat dikatakan bahwa metode Textrank dengan pendekatan *similarity* menghasilkan ringkasan yang cukup baik.

Penelitian lain tentang Teks Ringkas Otomatis pada Portal Berita CNN Indonesia Menggunakan Algoritma Textrank [6]. Pada penelitian ini menunjukkan dimana hasil akhir yang diperoleh dari proses peringkasan teks otomatis menggunakan algoritma Textrank yaitu dengan penjumlahan *score* tiap kalimat sehingga diperoleh nilai terbesar yang dipilih sebagai kalimat penting. Pengujian dalam penelitian ini mendapatkan hasil rata-rata presentase ringkasan sebesar 6,9% lebih ringkas dibandingkan artikel aslinya. Hasil peringkasan teks menunjukkan bahwa algoritma Textrank *efektif* dalam meringkas teks berita berbahasa Indonesia.

Berdasarkan telaah terhadap penelitian terdahulu, algoritma Textrank telah menunjukkan kinerja yang baik dalam peringkasan teks berbahasa Indonesia dengan nilai evaluasi ROUGE yang relatif tinggi. Berbagai pendekatan telah digunakan, seperti Word2Vec, BM25, clustering, dan semantic network untuk meningkatkan kualitas ringkasan.

Namun demikian, masih terdapat beberapa celah penelitian. Pertama, belum banyak penelitian yang secara khusus memfokuskan penerapan Textrank pada berita politik dari Katadata.co.id yang memiliki karakteristik narasi dan kompleksitas informasi yang khas. Kedua, evaluasi pendekatan berbasis *word frequencies* yang dikombinasikan dengan similarity matriks sederhana dalam konteks berita politik masih terbatas dibandingkan metode berbasis embedding. Ketiga, sebagian besar penelitian hanya mengevaluasi hasil ekstraktif tanpa menganalisis aspek koherensi dan keterbacaan ringkasan. Keempat, penggunaan data referensi (*gold standard*) yang terbatas pada beberapa penelitian sebelumnya berpotensi memengaruhi generalisasi hasil.

Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini menerapkan Textrank pada berita politik Katadata.co.id menggunakan representasi *word frequencies* dan similarity matriks, serta melakukan evaluasi menggunakan metrik ROUGE. Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan penyempurnaan ringkasan melalui API Deepseek untuk meningkatkan koherensi kalimat, sehingga menawarkan pendekatan hibrida antara metode ekstraktif dan penyempurnaan berbasis model bahasa modern.

Selain pendekatan berbasis word embeddings, terdapat juga pendekatan non-word embeddings dalam peringkasan teks seperti penggunaan word frequencies, TF-IDF, dan similarity matriks berbasis Jaccard atau *cosine similarity*. Pendekatan ini tidak memerlukan proses pelatihan model representasi kata sehingga lebih ringan secara komputasi. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa metode non-word

embeddings tetap mampu menghasilkan performa yang kompetitif, khususnya pada domain teks yang tidak terlalu kompleks atau memiliki struktur kalimat yang jelas seperti berita. Selain itu, metode ini lebih mudah diimplementasikan dan tidak bergantung pada corpus besar untuk pelatihan.

Namun demikian, pendekatan berbasis embeddings umumnya unggul dalam menangkap makna semantik yang lebih dalam. Oleh karena itu, penelitian ini memilih pendekatan non-word embeddings sebagai *baseline* ringan yang kemudian dapat dikombinasikan dengan model bahasa untuk meningkatkan kualitas ringkasan.

## 2.2 Teori Penunjang

### 2.2.2 Peringkasan Text Otomatis

Peringkasan teks merupakan salah satu metode dalam pemrosesan bahasa alami (NLP) yang bertujuan untuk menyederhanakan teks panjang dengan menyoroti poin-poin utama sehingga menghasilkan ringkasan yang ringkas dan jelas. Sejak dikenalkan pada tahun 1950-an, metode peringkasan teks terus berkembang, dengan kontribusi dari berbagai bidang, termasuk ilmu perpustakaan, analisis linguistik, dan penerapan metode statistik[10]. Dalam konteks penelitian ini, peringkasan teks menjadi topik penting untuk dioptimalkan agar dapat menghasilkan ringkasan yang tidak hanya ringkas tetapi juga mampu mempertahankan makna serta relevansi informasi yang terdapat pada teks asli .

### 2.2.2 Textrank

Textrank adalah sebuah algoritma yang digunakan untuk mengidentifikasi kalimat-kalimat penting dalam sebuah teks dengan mempertimbangkan hubungan antar kata dalam teks melalui representasi graf. Algoritma ini dikenal sebagai metode ringkasan teks ekstraktif yang memanfaatkan model peringkat berbasis graf. Selain itu, metode ini juga mampu menghasilkan ringkasan yang lebih baik karena tidak bergantung pada bahasa tertentu dan cukup fleksibel untuk diterapkan pada berita berbahasa Indonesia [11].

$$WS(S_i) = (1 - d) + d * \sum_{V \in READ(V_i)} \frac{W_{ij}}{\sum_{V \in READ(V_i)} W_{jk}} WS(S_j) \quad (1)$$

Dimana WS adalah weight sentence (skor kalimat) d adalah dumping factor yang diisi dengan 0.85; Vi adalah vertex yang akan dihitung skornya; Vj adalah vertex yang bertetangga dengan Vi; Vk adalah vertex yang bertetangga dengan Vj; Wji adalah nilai jaccard similarity kalimat yang akan

dihitung; W<sub>jk</sub> adalah kalimat yang terhubung dengan W<sub>j</sub>, S<sub>j</sub>(bernilai = 1) [12]

### 2.2.3 Similarity Matriks

Similarity Matriks merupakan konsep yang digunakan untuk menghitung kesamaan antara kalimat-kalimat yang ada dalam dokumen dengan melihat berapa banyak kata yang sama diantara keduanya.

$$Similarity(S_i, S_j) = \frac{|W_k| |W_k \in S_i \ \& \ W_k \in S_j|}{\log(|S_i|) + \log(|S_j|)} \quad (2)$$

Perhitungan similarity matriks melibatkan W<sub>k</sub>W<sub>k</sub>W<sub>k</sub>, yaitu jumlah kata yang sama antara dua kalimat S<sub>i</sub>S<sub>i</sub>S<sub>i</sub> dan S<sub>j</sub>S<sub>j</sub>S<sub>j</sub>. Panjang kalimat S<sub>i</sub>S<sub>i</sub>S<sub>i</sub> dan S<sub>j</sub>S<sub>j</sub>S<sub>j</sub> dihitung berdasarkan jumlah kata atau token. Nilai kesamaan dihitung dengan mempertimbangkan W<sub>k</sub>W<sub>k</sub>W<sub>k</sub> dan panjang kedua kalimat untuk merepresentasikan hubungan antar kalimat [13].

### 2.2.4 ROUGE

ROUGE (*Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation*) adalah sekumpulan metrik yang dirancang untuk menilai hasil peringkasan teks otomatis maupun terjemahan yang dihasilkan oleh komputer. Metrik ini berperan penting dalam pengembangan bidang pemrosesan bahasa alami (NLP). ROUGE digunakan untuk mengevaluasi kualitas ringkasan teks yang dibuat oleh sistem dengan membandingkannya dengan ringkasan ideal yang dihasilkan oleh manusia. Proses evaluasi dilakukan dengan menghitung kesamaan unit-unit tertentu dan membandingkannya berdasarkan beberapa aspek, seperti n-gram, urutan kata, serta kesesuaian unit antar ringkasan [4].

$$ROUGE - 1 \text{ recall} = \frac{\text{jumlah unigram kata yang sama}}{\text{Total kata di ringkasan manual}} \quad (3)$$

$$ROUGE - 1 \text{ precision} = \frac{\text{jumlah unigram kata yang sama}}{\text{Total kata di ringkasan sistem}} \quad (4)$$

$$ROUGE - 2 \text{ recall} = \frac{\text{jumlah bigram kata yang sama}}{\text{Total kata di ringkasan manual}} \quad (5)$$

$$ROUGE - 2 \text{ precision} = \frac{\text{jumlah bigram kata yang sama}}{\text{Total kata di ringkasan sistem}} \quad (6)$$

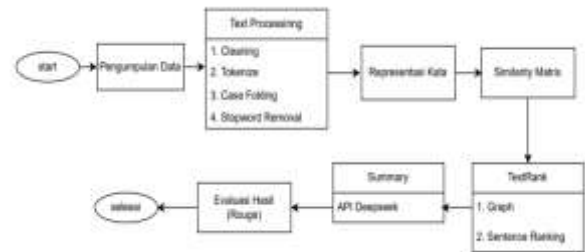
$$ROUGE - L \text{ recall} = \frac{LCS(\text{sistem, manual})}{\text{Total kata di ringkasan manual}} \quad (7)$$

$$ROUGE - L \text{ precision} = \frac{LCS(\text{sistem, manual})}{\text{Total kata di ringkasan sistem}} \quad (8)$$

ROUGE-1: Mengukur unit teks berdasarkan 1-gram (kata per kata). Sedangkan ROUGE-2: Mengukur diagram yang mencakup pasangan kata dalam teks sistem. Dan ROUGE-L: Mengukur keefektifan ringkasan otomatis yang dihasilkan oleh sistem [14].

## 3. METODE PENELITIAN

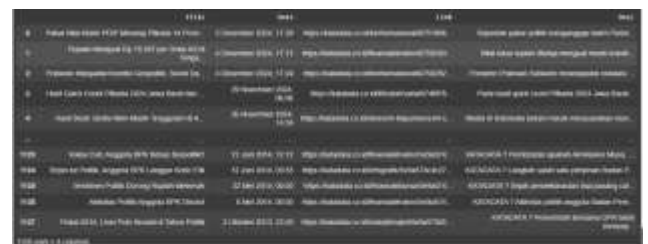
Dalam penelitian ini, dilakukan beberapa tahapan untuk mendapatkan hasil dan kesimpulan yang diperoleh dari penelitian yang dilakukan. Berikut alur penelitian yang dilakukan yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

### 3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan suatu proses yang dilakukan untuk mengumpulkan dokumen atau teks yang digunakan sebagai bahan masukan dalam penelitian. Dalam penelitian ini, sebanyak 1000 data [8] diambil dari situs katadata.co.id dengan fokus pada pengumpulan artikel yang mencakup topik politik. Topik politik dipilih karena pada tahun 2023-2024, sebanyak 40,56% menunjukkan masyarakat di Indonesia mengakses berita politik [15]. Proses pengumpulan dilakukan dengan memilih artikel-artikel yang diterbitkan dalam rentang waktu tertentu untuk memastikan data sesuai dengan konteks penelitian seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Web Scrapping Data

### 3.2 Text Processing

#### 3.2.1 Cleaning

Tahapan *cleaning* pada penelitian ini dilakukan untuk menghapus kata, katakter dan simbol yang tidak diperlukan dalam penelitian. Elemen-elemen seperti, hastag (#), tanda baca, angka, serta simbol lain yang tidak relevan akan dihilangkan. Proses ini bertujuan untuk membuat data bersih dan mudah diolah untuk menghasilkan analisis yang akurat.

TABEL I. CLEANING DATA

Sebelum <i>Cleansing</i>	Sesudah <i>Cleansing</i>
Sejumlah pakar politik menganggap klaim Partai Demokrasi Indonesia Perjuangan (PDIP) yang meraih kemenangan di pemilihan kepala daerah (Pilkada) 14 provinsi tak berpengaruh terhadap peta politik nasional. Direktur Trias Politika Strategis, Agung Baskoro mengatakan pemilihan gubernur (pilgub) tidak secara signifikan meningkatkan daya tawar dan posisi politik partai secara nasional.	sejumlah pakar politik menganggap klaim partai demokrasi indonesia perjuangan pdip yang meraih kemenangan di pemilihan kepala daerah pilkada provinsi tak berpengaruh terhadap peta politik nasional. direktur trias politika strategis agung baskoro mengatakan pemilihan gubernur pilgub tidak secara signifikan meningkatkan daya tawar dan posisi politik partai secara nasional
...	...

### 3.2.3 Case Folding

Tahapan ini merupakan bagian dari pemrosesan teks yang akan digunakan untuk mengubah karakter data berita menjadi huruf kecil secara konsisten. Proses ini bertujuan untuk memastikan data memiliki format yang seragam sehingga algoritma dapat menganalisis dan menghasilkan informasi penting secara lebih tepat.

TABEL II. CASE FOLDING

Sebelum <i>Case Folding</i>	Sesudah <i>Case Folding</i>
Nilai tukar rupiah ditutup menguat meski masih bertengger sekitar Rp 15. 900 per dolar AS. Berdasarkan data Bloomberg sore ini, rupiah ditutup menguat delapan poin pada level Rp 15. 937 per dolar AS. Melihat pergerakan saat ini, sejumlah analis memperkirakan rupiah masih akan menghadapi banyak dan tantangan.	nilai tukar rupiah ditutup menguat meski masih bertengger sekitar rp 15.900 per dolar as. berdasarkan data bloomberg sore ini, rupiah ditutup menguat delapan poin pada level rp 15.937 per dolar as.melihat pergerakan saat ini, sejumlah analis memperkirakan rupiah masih akan menghadapi banyak dan tantangan.
...	...

### 3.2.2 Tokenize

*Tokenize* pada penelitian ini merupakan proses yang dilakukan untuk memisahkan kata-kata sehingga tiap kata terpisah satu sama lainnya. *Tokenize* dapat membantu memisahkan teks menjadi bagian-bagian kecil yang disebut token, seperti kata, frase, untuk memudahkan menganalisis hubungan antar kata dari setiap teks.

TABEL III. TOKENIZE

Sebelum <i>Tokenize</i>	Sesudah <i>Tokenize</i>
Presiden Prabowo Subianto mewaspadai eskalasi ketegangan geopolitik yang kian meningkat. Prabowo juga menyinggung darurat militer yang sempat diberlakukan di Negeri Ginseng pada Selasa (3/12).	['presiden', 'prabowo', 'subianto', 'mewaspadai', 'eskalasi', 'ketegangan', 'geopolitik', 'yang', 'kian', 'meningkat', '.', 'prabowo', 'juga', 'menyinggung', 'darurat', 'militer', 'yang', 'sempat', 'diberlakukan', 'di', 'negeri', 'ginseng', 'pada', 'selasa', '312.']. ...

### 3.2.3 Stopword Removal

Stopwords Removal adalah kata-kata umum, yang sering muncul, dan tidak memiliki makna penting. Kata-kata ini termasuk kata penghubung, kata ganti, kata bantu, atau kata-kata yang tidak memberikan kontribusi signifikan pada pemahaman konteks teks.

TABEL IV. STOPWORD REMOVAL

Sebelum <i>Stop Removal</i>	Sesudah <i>Stop Removal</i>
Presiden Prabowo Subianto mewaspadai eskalasi ketegangan geopolitik yang kian meningkat. Prabowo juga menyinggung darurat militer yang sempat diberlakukan di Negeri Ginseng pada Selasa (3/12).	['presiden', 'prabowo', 'subianto', 'mewaspadai', 'eskalasi', 'ketegangan', 'geopolitik', 'kian', 'meningkat', 'prabowo', 'menyinggung', 'darurat', 'militer', 'diberlakukan', 'negeri', 'ginseng', 'selasa'] ...

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap ini akan membahas terkait hasil evaluasi ROUGE dalam implementasi sistem peringkasan teks berbahasa Indonesia.

#### 4.1 Representasi Kata

Proses representasi kata pada penelitian ini menggunakan *word frequencies*. *Word Frequencies* digunakan untuk menentukan bobot kemunculan dari setiap kata dalam teks. Bobot ini nantinya akan digunakan untuk menghubungkan kalimat satu dengan yang lainnya. Tabel V. menampilkan hasil dari *Word Frequencies*

TABEL V. HASIL DARI WORD FREQUENCIES

Sebelum	Sesudah
Presiden <b>Prabowo</b>	{'presiden': 2,
Subianto mewaspada	'prabowo': 10,
eskalasi ketegangan	'subianto': 1,
geopolitik yang kian	'mewaspada': 1,
meningkat. <b>Prabowo</b>	'eskalasi': 1,
juga menyinggung	'ketegangan': 1,
darurat militer yang	'geopolitik': 3, 'kian': 1,
sempat diberlakukan di	'meningkat': 1,
Negeri Ginseng pada	'menyinggung': 1,
Selasa (3/12).	'darurat': 4, 'militer': 3,
...	'diberlakukan': 1,
	'negeri': 2, 'ginseng': 1,
	'selasa': 2,
	...

#### 4.2 Similarity Matriks

Similarity Matriks adalah sebuah matriks dua dimensi yang menunjukkan tingkat kemiripan antar kalimat dalam berita.

TABEL VI. HASIL PERHITUNGAN SIMILARITY MATRIKS

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	S13	S14	S15	S16	S17	S18	S19	S20
S1	1	0,066	0,062	0	0,016	0,023	0,034	0	0	0,044	0,117	0,031	0	0,021	0,021	0	0,081	0,054	0,084	0
S2	0,066	1	0,093	0,066	0,072	0,092	0,067	0	0	0,04	0,051	0,072	0,081	0,08	0,069	0	0,074	0,049	0,32	0,116
S3	0,062	0,093	1	0	0,08	0,388	0,105	0	0	0,025	0,091	0	0,059	0,012	0,038	0,047	0,019	0,024	0,096	0,098
S4	0	0,066	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,121	0	0	0	0,307	0,064
S5	0,016	0,066	0,062	0	1	0,082	0,021	0,168	0,042	0,084	0,012	0,026	0,055	0,011	0,011	0,028	0,107	0	0,031	0
S6	0,023	0,066	0,066	0,066	0,072	1	0,062	0	0	0,035	0,018	0	0,054	0,069	0,051	0	0,026	0,033	0	0
S7	0,034	0,067	0,105	0	0,021	0,062	1	0	0,124	0	0,075	0,082	0,027	0,098	0,044	0,134	0,038	0,093	0	0,137
S8	0	0	0	0	0,168	0	0	1	0,099	0,092	0	0	0	0	0	0,195	0,069	0	0	0
S9	0	0	0	0	0,042	0	0,124	0,099	1	0,115	0	0	0	0	0	0,082	0,087	0	0	0
S10	0,044	0,04	0,025	0	0,064	0,035	0	0,092	0,115	1	0,034	0	0	0,031	0,031	0,076	0,131	0	0	0
S11	0,117	0,051	0,091	0	0,012	0,018	0,075	0	0,034	1	0,024	0	0,016	0,068	0,064	0,063	0,042	0	0	0
S12	0,031	0,072	0	0	0,026	0	0,082	0	0	0,024	1	0,277	0	0,04	0	0,163	0,039	0,041	0	0
S13	0	0,081	0,059	0	0,055	0,054	0,027	0	0	0	0,277	1	0	0,038	0	0,122	0	0	0	0
S14	0,021	0,08	0,012	0	0,011	0,069	0,098	0	0,031	0,016	0	0	1	0,099	0	0,084	0,034	0	0	0
S15	0,021	0,069	0,038	0,121	0,011	0,052	0,044	0	0,031	0,068	0,04	0,038	0,099	1	0	0,084	0,029	0,095	0	0
S16	0	0	0,047	0	0,028	0	0,134	0,195	0,082	0,076	0,064	0	0	0	1	0,057	0,064	0	0	0
S17	0,081	0,074	0,019	0	0,107	0,026	0,038	0,069	0,087	0,131	0,063	0,163	0,122	0,084	0,084	0,057	1	0,185	0	0
S18	0,054	0,049	0,024	0	0	0,033	0,092	0	0	0	0,042	0,039	0	0,034	0,034	0,064	0,185	1	0	0
S19	0,084	0,32	0,096	0,307	0,031	0	0	0	0	0	0,041	0	0	0	0	0	0	0	1	0,111
S20	0	0,116	0,098	0,064	0	0	0,137	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,111	1

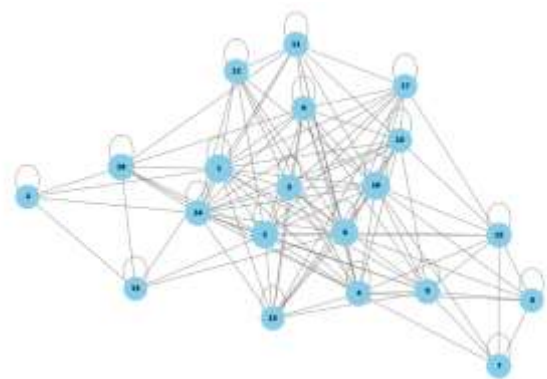
Hasil perhitungan pada TABEL VI. menunjukkan tingkat kemiripan antar 20 kalimat (S1 hingga S20), Nilai 1 muncul ketika suatu kalimat dibandingkan dengan dirinya sendiri (misalnya S1 dengan S1) karena pasti akan sama. Nilai 0 menunjukkan bahwa dua kalimat tidak memiliki kemiripan sama sekali, hal ini karena tidak ada kata atau konteks yang sama di antara keduanya. Sedangkan, nilai seperti 0,066 menggambarkan tingkat kemiripannya, yang berarti kedua kalimat memiliki beberapa kata atau konteks yang serupa. Matriks ini

bersifat simetris, yang artinya nilai pada baris S1 kolom S2 akan sama dengan nilai pada baris S2 kolom S1. Hal ini terjadi karena kemiripan antara dua kalimat bersifat dua arah dan tidak berubah meskipun posisinya dibalik.

#### 4.3 Textrank

##### 4.3.1 Graph

Setelah melakukan perhitungan nilai kemiripan antar kalimat, tahap selanjutnya adalah membentuk sebuah graph (*graf*) yang merepresentasikan hubungan kemiripan tersebut sebagai bagian dari proses Textrank.



Gambar 3. Graph Textrank

Gambar 3 menggambarkan representasi graph dari algoritma Textrank yang menunjukkan hubungan kemiripan antar kalimat dalam sebuah teks. Setiap lingkaran berwarna biru (*node*) mewakili satu kalimat, yang diberi label angka mulai dari 0 hingga 19. Garis-garis yang menghubungkan antar *node* disebut *edge* (sisi), yang menunjukkan bahwa kalimat-kalimat tersebut memiliki kemiripan berdasarkan kata-kata yang sama. Semakin banyak *edge* (sisi) yang dimiliki sebuah *node*, maka semakin besar kemungkinan kalimat tersebut dianggap penting dalam teks, karena memiliki hubungan kuat dengan kalimat lainnya.

##### 4.3.2 Sentence Ranking

Sentence Ranking merupakan tahap untuk melakukan pemberian skor (*ranking*) berdasarkan tingkat kepentingannya dalam teks. Proses ini bertujuan untuk menentukan kalimat mana yang paling *relevan* dan mewakili inti dari isi dokumen. Tabel VII merupakan hasil sentence ranking dengan hasil skor pageranknya.

TABEL VII. HASIL SENTENCE RANKING

No	Kalimat	Skor Pagerank
0	Presiden Prabowo Subianto mewaspadaai eskalasi ketegangan geopolitik yang kian meningkat.	0.0462
1	Prabowo juga menyinggung darurat militer yang sempat diberlakukan di Negeri Ginseng pada Selasa 312.	0.0618
...	...	...

#### 4.4 Summary

Hasil ringkasan ini merupakan hasil dari pengaplikasian algoritma Textrank yang menyajikan inti informasi dari berita secara efektif. Tabel VIII merupakan contoh ringkasan yang dihasilkan tentunya berdasarkan kalimat-kalimat yang memiliki skor tertinggi hasil perhitungan pagerank dalam graph kalimat pada tahapan sebelumnya. Hasil ringkasan mampu menunjukkan isi utama dokumen asli secara ringkas namun tetap mempertahankan konteks dan makna yang relevan.

TABEL VIII. HASIL RINGKASAN

NO	Artikel Asli	Hasil Ringkasan
1	Presiden Prabowo Subianto mewaspadaai eskalasi ketegangan geopolitik yang kian meningkat. Prabowo juga menyinggung darurat militer yang sempat diberlakukan di Negeri Ginseng pada Selasa (3/12).	Prabowo juga menyinggung darurat militer yang sempat diberlakukan di Negeri Ginseng pada Selasa (3/12). ...
...	...	...

##### 4.4.1 Ringkasan dengan API Deepseek

Hasil ringkasan yang dihasilkan oleh sistem dengan algoritma textrank sudah baik dalam menyajikan kalimat penting dari teks aslinya. Namun masih cenderung mempertahankan bentuk kalimat apa adanya tanpa melakukan perbaikan susunan kalimat, karena kalimat dipilih berdasarkan skor *pagerank* yang lebih menekankan pada hubungan antar kalimat saja. Sehingga disini lain diperlukan perbaikan menggunakan API Deepseek untuk penyempurnaan ringkasan yang lebih terstruktur dengan menyatukan ide-ide utama ke

dalam kalimat yang lebih ringkas tanpa kehilangan maknanya.

Penggunaan Deepseek API dalam penelitian ini bukan untuk menggantikan proses peringkasan utama, melainkan sebagai tahap penyempurnaan (*post-processing*) terhadap hasil Textrank. Textrank berfungsi untuk memilih kalimat-kalimat penting berdasarkan struktur graf dan hubungan antar kalimat, sedangkan Deepseek digunakan untuk menyusun ulang kalimat agar lebih koheren dan mudah dibaca tanpa menambahkan informasi baru.

Dalam penelitian ini, evaluasi utama menggunakan metrik ROUGE dilakukan pada hasil Textrank (sebelum Deepseek). Sementara itu, penggunaan Deepseek diposisikan sebagai eksperimen tambahan untuk meningkatkan keterbacaan, bukan untuk meningkatkan skor evaluasi secara langsung. Dengan demikian, pendekatan ini tetap mempertahankan prinsip *ekstraktif*, namun memberikan *insight* terhadap kemungkinan integrasi metode *ekstraktif* dan model Bahasa. Tabel IX merupakan hasil ringkasan dengan API Deepseek.

TABEL IX. HASIL RINGKASAN DENGAN API DEEPSEK

NO	Hasil Ringkasan Sistem	Perbaikan dengan API Deepseek
1	Prabowo juga menyinggung darurat militer yang sempat diberlakukan di Negeri Ginseng pada Selasa (3/12).	Prabowo Subianto menyoroti pemberlakuan darurat militer di Korea Selatan (3/12)
...	...	...

##### 4.5 Evaluasi Ringkasan

Setelah proses peringkasan teks dilakukan menggunakan algoritma Textrank serta penyempurnaan menggunakan API Deepseek, tahap selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap kualitas ringkasan yang dihasilkan. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur sejauh mana ringkasan yang dihasilkan mampu merepresentasikan informasi penting dari teks asli secara akurat dan relevan.

Dalam penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik ROUGE yang umum digunakan dalam penelitian peringkasan teks untuk mengukur tingkat kesamaan antara ringkasan sistem dan ringkasan referensi (*gold standard*). Selain itu, untuk memperoleh hasil evaluasi yang lebih objektif, metode Textrank juga dibandingkan dengan metode *baseline* sederhana, yaitu Lead-3.

Dengan demikian, pada subbab ini akan dibahas metode evaluasi yang digunakan, implementasi baseline Lead-3 sebagai pembanding, serta hasil evaluasi dan analisis perbandingan antara metode yang diusulkan dengan *baseline*.

#### 4.5.1 Metode Evaluasi (ROUGE)

Evaluasi kualitas ringkasan dilakukan dengan menggunakan metrik ROUGE, yang akan membandingkan ringkasan yang dibuat oleh sistem dengan ringkasan referensi yang dibuat secara manual. ROUGE-1 akan mengukur kesamaan berdasarkan kata per kata, ROUGE-2 mengukur kesamaan berdasarkan pasangan dua kata yang berurutan, dan ROUGE-L mengukur kesamaan berdasarkan urutan kata terpanjang yang sama antara dua teks. Setiap metrik akan menghasilkan 3 nilai yaitu *precision* yang menghitung seberapa banyak kata atau frasa dalam ringkasan sistem yang benar-benar cocok dengan ringkasan referensi, lalu *recall* akan menghitung seberapa banyak kata atau frasa dari ringkasan referensi yang berhasil ditangkap oleh sistem, sedangkan *F1-score*, yang merupakan gabungan antara *precision* dan *recall* dan biasanya akan digunakan untuk mewakili hasil evaluasi ringkasan.

TABEL X. HASIL EVALUASI METRIK ROUGE

Metric	Precision	Recall	F1-Score
ROUGE-1	0.7708	0.6930	0.7216
ROUGE-2	0.6936	0.6212	0.6480
ROUGE-L	0.7210	0.6465	0.6741

Tabel X menunjukkan hasil evaluasi algoritma *Textrank* menggunakan metrik *ROUGE* menghasilkan nilai yang berbeda pada setiap metrik. *ROUGE-1* yang mengukur kesamaan kata (*unigram*), yaitu dengan membandingkan seberapa banyak kata yang sama muncul antara ringkasan hasil dan ringkasan referensi diperoleh *precision* 0.7708, *recall* 0.6930, dan *F1-score* 0.7216. *ROUGE-2* mengukur kesamaan berdasarkan pasangan kata berurutan (*bigram*), hasilnya adalah *precision* 0.6936, *recall* 0.6212, dan *F1-score* 0.6480. Sementara itu, *ROUGE-L* yang menghitung kemiripan struktur kalimat secara keseluruhan, dengan nilai *precision* 0.7210, *recall* 0.6465, *F1-score* sebesar 0.6741.

Untuk mendapatkan nilai akhir evaluasi dilakukan perhitungan rata-rata dari nilai *F1-score* pada ketiga metrik ROUGE, nilai evaluasi akhir yang diperoleh

adalah 0.6812 yang menunjukkan bahwa sistem sudah bekerja dengan baik dalam membuat ringkasan otomatis dari teks berita. Nilai ini mencerminkan tingkat efektivitas algoritma dalam menangkap informasi penting dari teks.

#### 4.5.2 Baseline Lead-3

Selain menggunakan metode *Textrank*, penelitian ini juga menerapkan metode baseline Lead-3 sebagai pembanding dalam evaluasi performa sistem peringkasan teks. Lead-3 merupakan metode sederhana yang menghasilkan ringkasan dengan mengambil tiga kalimat pertama dari dokumen.

Pendekatan ini didasarkan pada struktur umum penulisan berita, di mana informasi penting cenderung disampaikan pada bagian awal teks. Oleh karena itu, Lead-3 sering digunakan sebagai *baseline* dalam penelitian *text summarization*, khususnya pada domain berita, karena memberikan performa yang cukup kompetitif meskipun tanpa menggunakan pendekatan berbasis model atau graph. Dalam penelitian ini, penerapan Lead-3 dilakukan dengan langkah berikut:

1. Dokumen yang telah melalui proses preprocessing dipisahkan menjadi beberapa kalimat.
2. Tiga kalimat pertama dari dokumen dipilih secara langsung sebagai ringkasan.
3. Ringkasan tersebut kemudian dibandingkan dengan ringkasan referensi (*gold standard*).

Ringkasan yang dihasilkan oleh metode Lead-3 kemudian digunakan sebagai pembanding terhadap hasil ringkasan yang dihasilkan oleh metode *Textrank*. Dengan demikian, perbandingan ini memungkinkan analisis yang lebih objektif dalam menilai efektivitas metode yang diusulkan dibandingkan pendekatan sederhana berbasis posisi

#### 4.5.2 Hasil Evaluasi dan Perbandingan

Penerapan metode *Textrank* dan baseline Lead-3, tahap selanjutnya adalah melakukan analisis terhadap hasil ringkasan yang dihasilkan oleh kedua metode tersebut. Analisis ini bertujuan untuk membandingkan kemampuan masing-masing metode dalam menghasilkan ringkasan yang representatif terhadap isi dokumen.

Perbandingan dilakukan berdasarkan nilai evaluasi yang diperoleh dari masing-masing metode, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai perbedaan performa antara pendekatan berbasis graph pada *Textrank* dan pendekatan

sederhana berbasis posisi pada Lead-3. Hasil perbandingan tersebut disajikan pada Tabel XI berikut.

TABEL XI. PERBANDINGAN HASIL EVALUASI  
METODE LEAD-3 DAN TEXTRANK

Metode	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
Lead-3	0.6652	0.5813	0.6127
Textrank	0.7216	0.6480	0.6741

Analisis ini juga bertujuan untuk menunjukkan sejauh mana metode Textrank mampu memberikan peningkatan performa dibandingkan *baseline* Lead-3 sebagai pendekatan sederhana yang umum digunakan dalam penelitian peringkasan teks.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian yang dilakukan yaitu Penggunaan Algoritma Textrank untuk Peringkasan Otomatis Berita Bahasa Indonesia diperoleh kesimpulan bahwa Algoritma Textrank berhasil diimplementasikan untuk melakukan peringkasan otomatis pada teks berita berbahasa Indonesia, dengan hasil ringkasan yang mampu merepresentasikan isi utama dari teks sumber. Ringkasan yang dihasilkan menunjukkan bahwa pemilihan kalimat didasarkan pada skor dalam graph, tanpa mempertimbangkan urutan kalimat dalam teks aslinya. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik ROUGE, sistem mampu mencapai skor rata-rata sebesar 0.6812 yang mampu menunjukkan tingkat evaluasi model baik. Skor ROUGE-1 menunjukkan nilai *precision* 0.7708, *recall* 0.6930, dan *F1-score* 0.7216. ROUGE-1 ini mengukur kemiripan antara ringkasan sistem dan ringkasan referensi berdasarkan kata tunggal (satu kata). Skor ROUGE-2 mengukur kesamaan berdasarkan pasangan kata berurutan (*bigram*), hasilnya adalah *precision* 0.6936, *recall* 0.6212, dan *F1-score* 0.6480 yang menilai kemiripan berdasarkan dua kata yang muncul berdampingan dalam suatu teks. Sementara itu, ROUGE-L yang mengukur kesamaan berdasarkan urutan kalimat terpanjang, mencatat nilai *precision* 0.7210, *recall* 0.6465, *F1-score* sebesar 0.6741. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa algoritma Textrank cukup *efektif* dalam merangkum berita karena mampu mempertahankan informasi penting dari teks asli secara ringkas dan tetap *representatif*.

Berdasarkan hasil dan temuan dalam penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat diajukan guna mendukung pengembangan penelitian lebih lanjut serta meningkatkan kualitas peringkasan text

kedepannya adalah penelitian saat ini menggunakan acuan 100 data dari 1.000 yang dilakukan secara acak (*random sample*) data dalam pembuatan ringkasan manual (*gold standard*), sehingga pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan lebih dari 100. Hal ini menjadi bagian penting dalam proses evaluasi sistem karena ringkasan manual berperan sebagai pembanding utama dalam menilai kualitas ringkasan otomatis yang dihasilkan. Hasil evaluasi menggunakan metrik ROUGE-L sudah menunjukkan nilai yang baik. Meskipun performa sistem sudah dikatakan baik, namun masih terdapat potensi untuk dilakukan pengembangan lebih lanjut. Pengembangan ini dapat difokuskan pada peningkatan akurasi dengan optimasi dan relevansi ringkasan agar lebih sesuai dengan kebutuhan pengguna.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia atas dukungan atas pendanaan hibah internal IRDP 2026.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. B. S. W. R. F. Khaqiqi, M. Qomaruddin, "Prosiding Seminar Nasional Konstelasi Ilmiah Mahasiswa Unissula 7 (Kimu 7)," 2022.
- [2] Era Realita And Usman Setiadi, "Konsumsi Berita Insidental Di Media Sosial Pada Generasi Dewasa," 2022.
- [3] B. Maria Rosario Hardus Tukan, "Text Summarization Untuk Artikel Bahasa Indonesia Pada Korpus Objek Budaya Dengan Metode Lextrank Skripsi Oleh," 2022.
- [4] Fathoni Amirul Ilham, "Implementasi Peringkasan Teks Otomatis Dengan Algoritma Textrank Untuk Berita Online," 2023.
- [5] A. S. N. G. Zakawaly, N. Hayatin, V. Rahmayanti, "Improvisasi Algoritma Dijkstra Pada Peringkasan Teks Otomatis Untuk Artikel Politik," *Repository*, vol. 5, no. 2, pp. 709–716, 2023.
- [6] A. D. N. L. N. Fadhila, I. Kadek, "Teks Ringkas Otomatis Pada Portal Berita Cnn Indonesia Menggunakan Algoritma Textrank," 2024.
- [7] W. Liu, "Automatic Text Summarization Method Based on Improved TextRank Algorithm and K-Means Clustering," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 278, 2024, doi: 10.1016/j.knosys.2024.111447.
- [8] A. E. A. Agustinus Yovi, A. Setiawan, "Seminar Nasional Amikom Surakarta (Semnasa) 2023 Pengujian Algoritma Textrank Dalam Merangkum Teks," 2023.
- [9] Noprianto Ferdian, "Peringkasan Teks Otomatis

- Dokumen Berita Menggunakan Metode K-Means Clustering Tugas Akhir,” 2024.
- [10] and R. S. P. A. P. Wibawa, M. H. Purnomo, A. Kurniawan, “A Survey of Text Summarization: Techniques, Evaluation, and Applications,” *Heliyon*, vol. 10 No. 3, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e25689.
- [11] A. Ashari And M. Riassetiawan, “Document Summarization Using Textrank And Semantic Network,” *Int. J. Intell. Syst. Appl.*, vol. 9, no. 11, pp. 26–33, 2017, doi: Doi: 10.5815/ijisa.2017.11.04.
- [12] A. P. K. Y. Fadhila Hernawan, P. P. Adikara, R. C. Wihandika, “Peringkasan Artikel Berbahasa Indonesia Menggunakan Textrank Dengan Pembobotan Bm25,” vol. 9, no. 1, pp. 61–68, 2022, doi: 10.25126/Jtiik.202293765.
- [13] D. Tsany Gusra Et Al., “Peringkas Berita Otomatis Berbasis Website Dengan Metode Text Rank,” vol. 06, 2024.
- [14] A. I. A. F. Husniah, S. Agustian, “Peringkasan Teks Otomatis Artikel Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Textrank,” vol. 7, no. 2502, p. 2022, 2022.
- [15] E. Realita And U. Setiadi, “Konsumsi Berita Insidental Di Media Sosial Pada Generasi Dewasa,” 2022.