



## Peringkasan teks otomatis pada artikel berbahasa Indonesia menggunakan metode maximum marginal relevance

Zaky Idhafi<sup>1</sup>, Surya Agustian<sup>2</sup>, Febi Yanto<sup>3</sup>, Nazruddin Safaat H<sup>4</sup>

Email: <sup>1</sup>[11950110021@students.uin-suska.ac.id](mailto:11950110021@students.uin-suska.ac.id), <sup>2</sup>[surya.agustian@uin-suska.ac.id](mailto:surya.agustian@uin-suska.ac.id), <sup>3</sup>[febiyanto@uin-suska.ac.id](mailto:febiyanto@uin-suska.ac.id),  
<sup>4</sup>[nazruddin.safaat@uin-suska.ac.id](mailto:nazruddin.safaat@uin-suska.ac.id)

<sup>1234</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim

Diterima: 16 Desember 2023 | Direvisi: - | Disetujui: 28 Desember 2023

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,  
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

### Abstrak

Peringkasan teks otomatis atau automated text summarization adalah suatu metode untuk mengambil inti dari satu atau lebih dokumen teks. Peringkasan Teks otomatis diperlukan untuk proses pembacaan, pencarian, dan pemahaman informasi menjadi lebih cepat dan efisien. Penelitian ini mengusulkan metode Maximum Marginal Relevance untuk mengerjakan proses peringkasan teks dengan otomatis. Metode dikembangkan dan diuji pada masing-masing 150 dokumen artikel berbahasa Indonesia. Ringkasan dihasilkan dari skor kemiripan antar kalimat yang dihitung menggunakan cosine similarity. Performa MMR dalam menghasilkan ringkasan dievaluasi menggunakan ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation), digunakan untuk membandingkannya dengan ringkasan yang dibuat oleh manusia (gold standard). Hasil pengujian untuk tingkat kompresi 50%, memberikan nilai F1-score pada ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L masing-masing sebesar 71.86%, 64.18%, dan 71.56%. Sedangkan hasil pengujian dengan tingkat kompresi 30% menghasilkan F1-score untuk ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L masing-masing 62.95%, 53.61%, dan 62.47%. Dibandingkan penelitian terdahulu, penelitian ini menghasilkan skor yang lebih baik.

**Kata kunci:** peringkasan otomatis, cosine similarity, MMR, maximum marginal relevance, ROUGE

## *Automatic Text Summarization in Indonesian Articles Using the Maximum Marginal Relevance Method*

### *Abstract*

*Automated text summarization is a method for retrieving the essence of one or more text documents. Automatic Text Summarizer is needed for a faster and more efficient process of reading, searching, and understanding information. This study proposes the Maximum Marginal Relevance method to carry out the text summarization process automatically. The method was developed and tested on each of the 150 Indonesian article documents. The summary is generated from the similarity score between sentences calculated using cosine similarity. MMR's performance in producing summaries was evaluated using ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation), which compares them to gold-generated summaries. Test results for a compression rate of 50% gave F1 scores on ROUGE-1, ROUGE-2, and ROUGE-L at 71.86%, 64.18%, and 71.56%, respectively. In comparison, the test results with a compression rate of 30% produced F1-scores for ROUGE-1, ROUGE-2, and ROUGE-L, respectively 62.95%, 53.61%, and 62.47%. Compared to previous studies, this study produced better scores.*

**Keywords:** Automated text summarization, cosine similarity, MMR, maximum marginal relevance, ROUGE

### 1. PENDAHULUAN

Peringkasan teks otomatis adalah alat yang sangat dibutuhkan saat ini, karena semakin banyaknya informasi yang tersebar di internet. Membaca artikel, terutama artikel yang memiliki banyak kalimat dapat memakan waktu yang cukup lama bagi pembaca untuk memahami intisari dari artikel tersebut. Peringkasan teks otomatis atau *automated text summarization* adalah suatu metode

untuk mengambil inti dari satu atau lebih dokumen teks. Peringkas Teks otomatis diperlukan untuk proses pembacaan, pencarian, dan pemahaman informasi menjadi lebih cepat dan efisien [1]. Dengan menggunakan peringkas teks otomatis dapat membuat pembaca memperoleh informasi dari artikel secara lebih cepat dan efisien. Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk menentukan metode peringkas teks yang memiliki performa terbaik dengan membandingkan skor evaluasi terhadap masing-masing metode peringkas teks yang menggunakan dataset yang sama.

Peringkasan teks secara otomatis akan menghasilkan ringkasan yang terdiri kalimat yang penting dan mencakup semua informasi penting yang relevan dari dokumen asli [2]. Ada 2 cara dalam melakukan proses peringkasan teks, yaitu peringkasan ekstraktif dan peringkasan abstraktif [3]. Peringkasan ekstraktif atau *extractive summarization* akan menghasilkan ringkasan dengan melakukan ekstraksi kalimat-kalimat yang signifikan dari dokumen tanpa mengubah kalimat tersebut [4]. Sedangkan peringkasan abstraktif atau *abstractive summarization* akan menghasilkan ringkasan dengan membuat kalimat-kalimat baru dimana kalimat-kalimat baru tersebut berdasarkan poin utama dari dokumen yang diringkas [5].

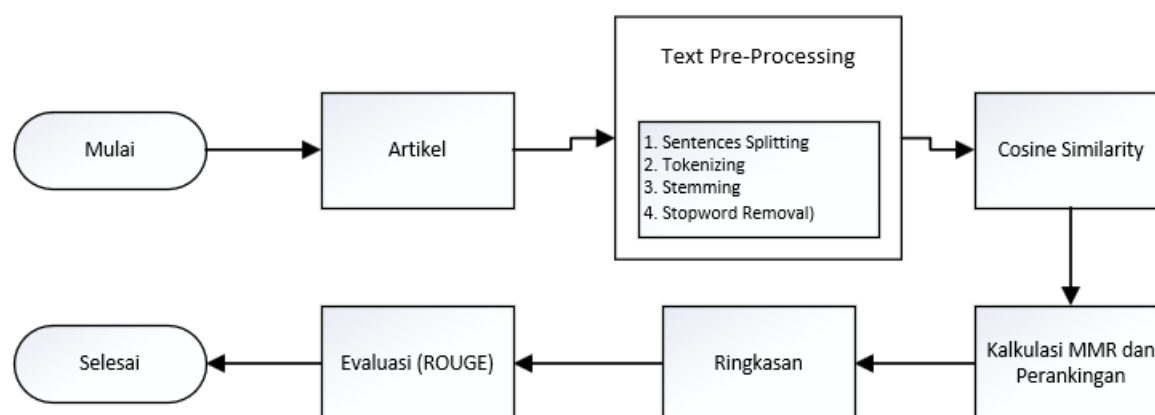
Penelitian ini mengusulkan penggunaan metode *maximum marginal relevance* dalam meringkas artikel-artikel berita *relevance* yang merupakan salah satu bentuk peringkasan ekstraktif. MMR menghitung kesamaan atau *similarity* antar bagian kalimat dalam suatu dokumen. Algoritma ini juga bekerja dengan mengkombinasikan matriks *cosine similarity* untuk memberi peringkat pada kalimat-kalimat sebagai tanggapan pada query yang masuk [6]. Setelah melakukan pemrosesan teks pada dokumen, kemudian melakukan penghitungan kesamaan kalimat menggunakan *cosine similarity*. Setelah itu, dilakukan proses implementasi algoritma MMR untuk menghasilkan ringkasan dokumen. Ringkasan yang dibuat akan diuji kualitasnya menggunakan *ROUGE*, dengan membandingkan hasil ringkasan MMR (ringkasan sistem) dengan ringkasan yang telah dibuat oleh manusia (*gold standard*).

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini diawali dengan mengumpulkan dataset penelitian. Dataset yang dipakai adalah artikel berita yang diambil dari penelitian sebelumnya [7] [8]. Dataset berisi 300 artikel yang bersumber dari berbagai *website* berita *online*, seperti *kompas.com*, *detik.com*, *okezone.com*, dan lainnya. Selanjutnya dilakukan pemberian skor kepada setiap kalimat di dalam artikel. Pemberian skor dilakukan dengan mengambil N kalimat yang ada di dalam artikel dengan skor tertinggi rata-rata dari 2 orang penilai, sebagai ringkasan yang dihasilkan oleh manusia (*gold standard*), yang mana N adalah tingkat kompresi artikel. Ringkasan yang dibuat manusia tersebut dinamai sebagai *gold standard*, yang akan dipakai untuk mengukur performa ringkasan otomatis dengan MMR. Dari 300 artikel, sebanyak 150 artikel dipakai sebagai data *training*, sedangkan 150 sisanya akan dipakai sebagai data *testing*.

Tahap awal dari peringkas teks otomatis dengan metode *maximal marginal relevance* yang diusulkan dalam penelitian ini adalah *text pre-processing*, yang berisi beberapa proses, seperti *tokenizing*, *stemming*, dan *stopword removal*. Tahap kedua adalah melakukan penghitungan kesamaan antar kalimat dengan *cosine similarity*. Tahap selanjutnya adalah melakukan kalkulasi MMR yang akan menghasilkan ringkasan artikel.

Setelah ringkasan MMR didapat, maka ringkasan tersebut dibandingkan dengan ringkasan *gold standard* menggunakan *ROUGE score*. Selama proses penelitian, dilakukan beberapa bentuk pengujian untuk mendapatkan model yang memiliki hasil terbaik, yang diukur berdasarkan nilai tertinggi *F1-score* dari *ROUGE* pada data *training*. Kemudian model yang telah optimal dipakai untuk menghasilkan ringkasan pada data *testing*. Selanjutnya menggunakan metode MMR untuk menghasilkan ringkasan dari suatu artikel, dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Metode Penelitian

### 2.1. Text Preprocessing Naskah (sub judul tidak cetak tebal)

*Text Preprocessing* dilakukan untuk memilih teks yang akan diproses agar menghasilkan teks yang baik dan terstruktur [9]. Artikel diolah dengan beberapa perlakuan seperti memisahkan kalimat, mengubah kata menjadi bentuk akar katanya, dan seterusnya. Tahapan ini bertujuan untuk mempersiapkan teks untuk diolah pada tahap selanjutnya [10].

Tahapan *text preprocessing* pada penelitian ini terdiri dari *sentences splitting* (memisahkan kalimat), *tokenizing* (memecah kalimat menjadi kata tunggal), *stemming* (mengeksktrak bentuk dasar kata), dan *stopwords removal* (penghapusan kata-kata yang tidak signifikan).

#### 2.1.1 Sentences Splitting

*Sentences splitting* adalah proses memecah paragraf pada artikel menjadi beberapa kalimat. Dalam melakukan proses pemecahan kalimat, delimiter yang digunakan seperti tanda titik, tanda tanya, atau baris baru (*newline*).

#### 2.1.2 Tokenizing

*Tokenizing* adalah proses memecah kalimat atau teks menjadi unit yang disebut dengan token atau kata tunggal yang dilakukan dengan memecah teks atau kalimat menggunakan delimiter, seperti *white space* (tab, spasi, atau baris baru).

#### 2.1.3 Stemming

*Stemming* adalah suatu proses untuk menemukan akar kata dari setiap kata yang ada di dalam teks dengan menghapus imbuhan pada kata tersebut. *Stemming* bertujuan untuk mengurangi ukuran data dan mempercepat proses analisa data.

#### 2.1.4 Stopword removal

*Stopword removal* adalah proses menghilangkan kata-kata umum yang tidak penting dalam proses analisis teks, seperti kata hubung, kata ganti, dan lainnya. *Stopword removal* bertujuan untuk mengurangi ukuran data dan mempercepat waktu pemrosesan data.

### 2.2. Cosine Similarity

*Cosine Similarity* dipakai untuk mengukur kesamaan (similaritas) antara dua dokumen. Cara kerjanya adalah dengan melakukan pengukuran kesamaan terhadap dua vektor didalam ruang dimensi yang dihasilkan dari nilai sudut cosinus, dimana nilai sudut cosinus dihasilkan dari perkalian dua vektor yang diukur kesamaannya [11]. *Cosine Similarity* memiliki batas nilai dari 0 hingga 1, dimana jika bernilai 0 maka dokumen yang dibandingkan tidak mirip, sedangkan jika bernilai 1 maka dokumen yang dibandingkan dianggap mirip [12]. Rumus *cosine similarity* terdapat pada persamaan (1).

$$\text{Similarity} = \cos(\theta) = \frac{A \times B}{||A|| \times ||B||} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad (1)$$

Dengan  $A$  dan  $B$  adalah vektor dokumen, dalam *task* ini, dokumen adalah kalimat yang dibandingkan,  $A_i$  dan  $B_i$  adalah bobot kata ke- $i$  di dalam kalimat  $A$  dan  $B$ , dan  $n$  adalah jumlah kata di dalam *vector bag of word* kedua dokumen.

### 2.3. Maximum Marginal Relevance

*Maximum Marginal Relevance* atau MMR adalah suatu metode peringkasan dokumen secara ekstraktif yang dipakai dalam melakukan peringkasan terhadap dokumen tunggal ataupun multi dokumen. Metode MMR bekerja meringkas dokumen dengan menghitung kesamaan antar bagian teks dalam dokumen[13]. Algoritma MMR akan melakukan penambahan nilai terhadap kalimat yang relevan dan mengurangi nilai redundansi kalimat tersebut terhadap kalimat lain yang sudah terpilih lebih dulu.

Salah satu masalah utama peringkasan ekstraktif adalah adanya redundansi pada hasil ringkasan, karena proses peringkasan ekstraktif seringkali dapat berisi beberapa kalimat yang mirip secara semantik. *maximum marginal relevance* telah terbukti menjadi alat yang efektif untuk mengatasi redundansi secara eksplisit dengan menyeimbangkan pentingnya relevansi dan keragaman kueri [14]. Metode *maximum marginal relevance* memeringkat ulang kandidat kalimat dengan keseimbangan antara relevansi kueri (kepentingan) dan kebaruan informasi (non-redundansi)[15]. Rumus metode *maximal marginal relevance* yang digunakan dapat dilihat pada persamaan (2).

$$\text{MMR}_{(S_i)} = \alpha \times \text{Sim1}(S_i, \text{Doc}) - (1-\alpha) \times \max \text{Sim2}(S_i, \text{Sum}) \quad (2)$$

Dengan *Sim1* adalah nilai *similarity* antara kalimat  $S_i$  terhadap keseluruhan dokumen, dan *Sim2* adalah nilai *similarity* dari kalimat  $S_i$  terhadap kalimat-kalimat yang terpilih sebagai ringkasan. Sedangkan  $\alpha$  adalah koefisien pengatur kombinasi dengan nilai dalam rentang antara [0-1].

### 2.4. Evaluasi

Ringkasan artikel yang didapat dari metode MMR perlu dilakukan evaluasi untuk menentukan seberapa baik ringkasan yang dihasilkan melalui metode MMR. Penelitian ini menggunakan *ROUGE score* untuk mengukur kualitas ringkasan dari metode MMR. *ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation)* terbukti berkorelasi baik dengan penilaian manusia terhadap kualitas linguistik teks secara keseluruhan[16]. *ROUGE* bekerja dengan membandingkan hasil ringkasan metode MMR dengan ringkasan yang dibuat manual oleh manusia. Skor yang lebih besar mengacu pada kemiripan teks yang lebih tinggi antara ringkasan metode MMR dengan ringkasan manual[17].

*ROUGE scores* terdiri dari *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk *ROUGE-N*, dengan nilai  $N$  adalah 1, 2 atau  $L$ . Variabel  $N$  bermakna jumlah  $N$  kata berurutan yang sama dari kedua dokumen yang dibandingkan, yaitu ringkasan metode MMR dan

ringkasan manusia (*gold standard*). N bernilai 1 menghitung *word-1-gram* (*unigram*) dan N bernilai 2 menghitung *word-2-gram* (*bigram*) yang terdapat di dalam kedua dokumen. Sedangkan variabel N yang bernilai L adalah *Longest Common Subsequent* (LCS), yaitu kata-kata berurutan terpanjang yang ada pada kedua dokumen yang dibandingkan. Persamaan untuk menghitung *ROUGE scores* adalah sebagai berikut.

#### 2.4.1 Recall

*Recall* adalah metode untuk mengukur jumlah prediksi yang relevan dengan cara menghitung jumlah kata yang sama, baik *unigram*, *bigram*, atau *LCS* dibagi keseluruhan kata pada ringkasan manusia [18].

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

$$ROUGE-2 \text{ recall} = \frac{\text{jumlah bigram kata sama}}{\text{keseluruhan kata di ringkasan manusia}} \quad (4)$$

$$ROUGE-L \text{ recall} = \frac{LCS(\text{longest common subsequent})}{\text{keseluruhan kata di ringkasan manusia}} \quad (5)$$

#### 2.4.2 Precision

*Precision* adalah metode untuk mengukur jumlah yang diprediksi relevan dengan cara menghitung jumlah kata yang sama, baik *unigram*, *bigram*, atau *LCS* dibagi keseluruhan kata pada ringkasan sistem [18].

$$ROUGE-1 \text{ precision} = \frac{\text{jumlah unigram kata sama}}{\text{keseluruhan kata di ringkasan sistem}} \quad (6)$$

$$ROUGE-2 \text{ precision} = \frac{\text{jumlah bigram kata yang sama}}{\text{keseluruhan kata di ringkasan sistem}} \quad (7)$$

$$ROUGE-L \text{ precision} = \frac{LCS(\text{longest common subsequent})}{\text{keseluruhan kata di ringkasan sistem}} \quad (8)$$

#### 2.4.3 F1-score

*F1-Score* atau *F-measure* adalah metode untuk mengukur nilai rata-rata harmonik (*harmonic mean*) antara *recall* dan *precision* [18].

$$f1\text{-scores} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (9)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Set-Up Penelitian

Data penelitian ini memakai 300 artikel dari berbagai sumber media online yang dipisah menjadi 150 artikel sebagai data yang dipakai untuk pengembangan sistem (data *training*) dan 150 artikel lainnya sebagai data pengujian (data *testing*). Data *training* dipakai untuk melakukan optimasi metode peringkasan otomatis, sehingga model peringkasan otomatis mampu menghasilkan nilai evaluasi yang baik. Model yang optimal ditentukan berdasarkan nilai *F1-score* tertinggi untuk *ROUGE-L* dari hasil ringkasan sistem yang dilakukan terhadap data *training*. Selanjutnya, model yang telah optimal dipakai untuk mendapatkan ringkasan otomatis pada data *testing*.

Penelitian ini menggunakan tingkat kompresi sebesar 50% dan 30%. Tingkat kompresi atau *compression rate* (CR) adalah ukuran ringkasan yang dihasilkan berbanding ukuran asli artikel. Nilai  $\alpha$  yang dipakai pada model *Maximal Marginal Relevance* adalah 0.7 dan 0.9 untuk menentukan model yang optimal. Nilai rata-rata dari *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* dari semua artikel dipakai dalam melakukan *scoring*. Model MMR dengan nilai rata-rata terbaik akan dipakai untuk menghasilkan ringkasan pada data *testing*.

#### 3.2. Model *Maximum Marginal Relevance* dengan tingkat kompresi 30%

Eksperimen untuk pencarian model optimal peringkasan teks otomatis dengan tingkat kompresi atau CR (*compression rate*) 30% dengan nilai  $\alpha$  memakai 0.7 dan 0.9, ditunjukkan pada tabel 1 dan tabel 2. Seluruh skor yang dihitung adalah rata-rata dari hasil pengukuran *ROUGE score* pada 150 artikel data *training*.

Tabel 1. Eksperimen untuk Compression Rate 30% dengan nilai  $\alpha = 0.7$ 

No	Artikel ID	Rouge-1 (%)			Rouge-2 (%)			Rouge-L (%)		
		R	P	F1	R	P	F1	R	P	F1
1	001	57.35	90.98	70.35	49.07	87.78	62.95	57.35	90.98	70.35
2	002	72	100	83.72	66.67	97.56	79.21	72	100	83.72
3	003	66.67	93.2	77.73	58.03	86.82	69.57	66.67	93.2	77.73
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
148	148	41.67	71.43	52.63	30.82	59.21	40.54	41.67	71.43	52.63
149	149	63.89	83.64	72.44	58.33	79.75	67.38	63.89	83.64	72.44
150	150	44.3	73.33	55.23	34.36	64.73	44.89	44.3	73.33	55.23
<b>Rata-rata</b>		<b>53.47</b>	<b>78.51</b>	<b>63.25</b>	<b>44.16</b>	<b>68.56</b>	<b>53.38</b>	<b>52.99</b>	<b>77.84</b>	<b>62.70</b>

\*R=recall, P=precision, F1=F1-score

Pada Tabel 1 diatas menampilkan performa peringkasan metode MMR dengan *Compression Rate* (tingkat kompresi) 30% dan nilai konstanta 0.7. Terlihat skor yang didapat cukup baik, dimana nilai rata-rata untuk *F1-score Rouge-1*, *Rouge-2*, dan *Rouge-L* berturut-turut adalah 63.25%, 53.38%, dan 62.70%.

Tabel 2. Eksperimen untuk Compression Rate 30% dengan nilai  $\alpha = 0.9$ 

No	Artikel ID	Rouge-1 (%)			Rouge-2 (%)			Rouge-L (%)		
		R	P	F1	R	P	F1	R	P	F1
1	001	54.03	89.06	67.26	45.96	84.57	59.56	54.03	89.06	67.26
2	002	72	100	83.72	66.67	97.56	79.21	72	100	83.72
3	003	68.06	93.33	78.71	62.18	87.59	72.73	68.06	93.33	78.71
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
148	148	70	100	82.35	64.38	98.95	78.01	70	100	82.35
149	149	63.89	83.64	72.44	58.33	79.75	67.38	63.89	83.64	72.44
150	150	54.03	82.99	65.45	46.04	76.84	57.58	54.03	82.99	65.45
<b>Rata-rata</b>		<b>55.38</b>	<b>80.19</b>	<b>65.17</b>	<b>46.96</b>	<b>70.68</b>	<b>56.12</b>	<b>54.95</b>	<b>79.59</b>	<b>64.68</b>

\*R=recall, P=precision, F1=F1-score

Pada Tabel 2 diatas dapat dilihat hasil pengujian *ROUGE score* pada data *training*, didapatkan nilai rata-rata untuk *F1-score Rouge-1*, *Rouge-2*, dan *Rouge-L* berturut-turut saat memakai nilai konstanta 0.9 adalah 65.17%, 56.12%, dan 64.68%. Karena hasil pengujian *ROUGE* pada nilai konstanta 0.9 lebih baik dari 0.7, maka untuk model MMR dengan tingkat kompresi 30% memakai nilai konstanta 0.9.

Gambar 2 dan Gambar 3 dibawah menunjukkan perbandingan antara artikel sebelum diringkaskan dan artikel setelah diringkaskan dengan judul artikel berita “Umur Berapa Anak Perempuan Wajib Berhijab”

BincangSyariah.Com – Islam mewajibkan laki-laki dan perempuan untuk menutup aurat.

Aurat laki-laki dari pusar sampai lutut, sementara aurat perempuan menurut sebagian ulama adalah seluruh badan kecuali wajah dan telapak tangan.

Aurat perempuan dalam fikih memang lebih banyak ketimbang laki-laki.

Kewajiban menutup aurat ini tentu dibebankan kepada mukallaf, yaitu orang baligh dan berakal.

Ketika seorang sudah mukallaf diwajibkan untuk menutup aurat dan menjalankan seluruh kewajiban agama.

Tidak ada kewajiban menutup aurat bagi anak kecil ataupun orang gila.

Meskipun demikian, orang tua harus tetap mengajarkan dan mendidik anaknya agar terbiasa menggunakan pakaian yang menutup aurat, sehingga ketika dewasa nanti sudah terbiasa melakukannya dan tidak terpaksa.

Syaikh Ali al-Shabuni dalam Rawa'ul Bayan menjelaskan bahwa orang tua dianjurkan untuk mendidik anaknya agar menutup aurat, khususnya perempuan, pada saat mereka berumur sepuluh tahun.

Ketika umur anak sudah sepuluh tahun mintalah mereka untuk berhijab dan menutup auratnya.

Anjuran berhijab bagi anak sepuluh tahun ini tentu bukan kewajiban, tetapi hanya untuk mendidik saja agar ketika dewasa kelak terbiasa menggunakannya. Anjuran ini dianalogikan dengan shalat.

Sebagaimana diketahui, orang tua dianjurkan menyuruh anaknya untuk shalat ketika berumur tujuh tahun.

Kalau sudah sepuluh tahun tidak shalat dibolehkan memukulnya.

Tentu maksud memukul di sini bukan dengan pukulan keras ataupun menyakiti, tetapi pukulan kasih sayang dan tidak menyakitkan.

Gambar 2. Artikel sebelum diringkas

Gambar 2 menunjukkan artikel asli yang belum dilakukan proses peringkasan dengan metode MMR, dimana setiap kalimat didalam artikel dipisahkan untuk mempermudah proses peringkasan. Sedangkan Gambar 3 menampilkan hasil ringkasan dengan menggunakan metode MMR, dimana pada gambar 3 menggunakan tingkat kompresi 30% dan nilai konstanta 0.9.

BincangSyariah.Com – Islam mewajibkan laki-laki dan perempuan untuk menutup aurat.

Kewajiban menutup aurat ini tentu dibebankan kepada mukallaf, yaitu orang baligh dan berakal.

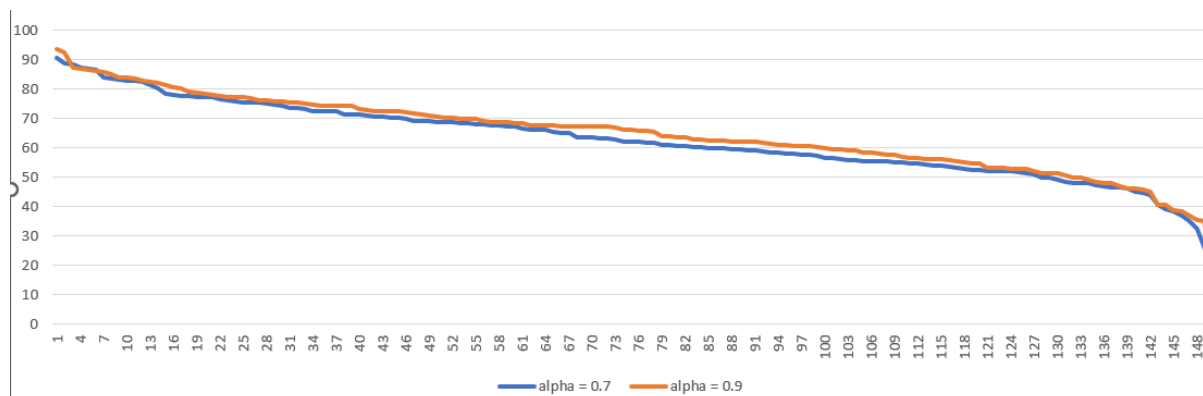
Tidak ada kewajiban menutup aurat bagi anak kecil ataupun orang gila.

Syaikh Ali al-Shabuni dalam Rawa'ul Bayan menjelaskan bahwa orang tua dianjurkan untuk mendidik anaknya agar menutup aurat, khususnya perempuan, pada saat mereka berumur sepuluh tahun.

Ketika umur anak sudah sepuluh tahun mintalah mereka untuk berhijab dan menutup auratnya.

Gambar 3. Artikel setelah diringkas

Pada Gambar 2 dan Gambar 3 diatas, dapat dilihat perbandingan antara teks berita asli dan hasil ringkasan, dimana ringkasan tersebut adalah ringkasan dengan tingkat kompresi 30%, yaitu mengambil 30% teks artikel berita menjadi ringkasan. Pada gambar 4 dapat dilihat grafik perbandingan *F1-score Rouge-L* antara ringkasan dengan  $\alpha = 0.7$  dibandingkan ringkasan dengan  $\alpha = 0.9$ . Perbandingan antara hasil ringkasan yang memakai konstanta 0.7 dengan hasil ringkasan yang memakai konstanta 0.9 dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil *F1-score Rouge-L* dengan  $\alpha = 0.7$  dan  $\alpha = 0.9$  pada CR 30 % (sort = Descending)



Pada gambar 4 diatas, hasil evaluasi diurutkan secara *Descending* untuk memudahkan dalam proses membandingkan hasil ringkasan. Ringkasan dengan  $\alpha = 0.9$  memiliki skor yang sedikit lebih baik bila dibandingkan dengan ringkasan dengan  $\alpha = 0.7$ , dimana ringkasan dengan  $\alpha = 0.9$  menghasilkan rata-rata *F1-score* sebesar 64.68%, sedangkan ringkasan dengan  $\alpha = 0.7$  menghasilkan rata-rata *F1-score* sebesar 62.70%

### 3.3. Model Maximum Marginal Relevance dengan tingkat kompresi 50% pada data training

Hasil eksperimen untuk pencarian model optimal peringkasan teks otomatis dengan tingkat kompresi atau CR (*compression rate*) 50% dengan nilai  $\alpha$  memakai 0.7 dan 0.9, ditunjukkan pada tabel 3 dan tabel 4. Seluruh skor yang dihitung adalah rata-rata dari hasil pengukuran *ROUGE score* pada 150 artikel pada data *training*.

Tabel 3. Eksperimen untuk *Compression Rate* 50% dengan nilai  $\alpha = 0.7$

No	Artikel ID	Rouge-1 (%)			Rouge-2 (%)			Rouge-L (%)		
		R	P	F1	R	P	F1	R	P	F1
1	001	72.51	82.7	77.27	63.66	75.37	69.02	72.51	82.7	77.27
2	002	82	74.55	78.1	76.67	67.65	71.87	82	74.55	78.1
3	003	78.47	80.71	79.58	72.02	74.73	73.35	78.47	80.71	79.58
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
148	148	79.17	82.61	80.85	72.6	77.37	74.91	79.17	82.61	80.85
149	149	80.56	73.42	76.82	70.37	66.67	68.47	80.56	73.42	76.82
150	150	67.11	70.67	68.85	56.83	63.39	59.93	66.78	70.32	68.5
<b>Rata-rata</b>		<b>71.38</b>	<b>74.41</b>	<b>72.60</b>	<b>63.44</b>	<b>65.61</b>	<b>64.26</b>	<b>71.01</b>	<b>74.03</b>	<b>72.22</b>

\*R=recall, P=precision, F1=F1-score

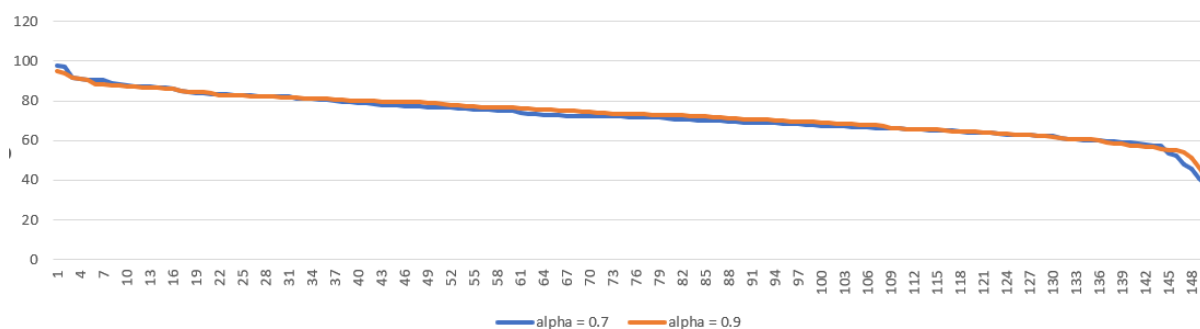
Pada Tabel 3 diatas menampilkan performa peringkasan metode MMR dengan *Compression Rate* (tingkat kompresi) 50% dan nilai konstanta 0.7. Terlihat skor yang didapat cukup baik, dimana nilai rata-rata untuk *F1-score Rouge-1*, *Rouge-2*, dan *Rouge-L* berturut-turut adalah 63.25%, 53.38%, dan 62.70%.

Tabel 4. Eksperimen untuk *Compression Rate* 50% dengan nilai  $\alpha = 0.9$

No	Artikel ID	Rouge-1 (%)			Rouge-2 (%)			Rouge-L (%)		
		R	P	F1	R	P	F1	R	P	F1
1	001	75.83	84.66	80	68.32	78.57	73.09	75.83	84.66	80
2	002	82	74.55	78.1	76.67	67.65	71.87	82	74.55	78.1
3	003	78.47	80.71	79.58	72.02	74.73	73.35	78.47	80.71	79.58
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
148	148	79.17	80.51	79.83	72.6	72.11	72.35	78.33	79.66	78.99
149	149	76.39	68.75	72.37	69.44	63.03	66.08	76.39	68.75	72.37
150	150	75.5	74.01	74.75	66.52	66.37	66.45	74.83	73.36	74.09
<b>Rata-rata</b>		<b>72.78</b>	<b>74.53</b>	<b>73.37</b>	<b>65.73</b>	<b>65.84</b>	<b>65.52</b>	<b>72.46</b>	<b>74.20</b>	<b>73.05</b>

\*R=recall, P=precision, F1=F1-score

Pada Tabel 4 dapat dilihat hasil pengujian *ROUGE score* pada data *training*, didapatkan nilai rata-rata untuk *F1-score Rouge-1*, *Rouge-2*, dan *Rouge-L* berturut-turut saat memakai nilai konstanta 0.9 adalah 73.37%, 65.52%, dan 73.05%. Karena hasil pengujian *ROUGE* pada nilai konstanta 0.9 lebih baik dari 0.7, maka untuk model MMR dengan tingkat kompresi 50% memakai nilai konstanta 0.9.

Gambar 5. Hasil *F1-score Rouge-L* dengan  $\alpha = 0.7$  dan  $\alpha = 0.9$  pada CR 50 % (sort = *Descending*)

Pada gambar 5 diatas, hasil evaluasi diurutkan secara *Descending* untuk memudahkan dalam proses membandingkan hasil ringkasan. Ringkasan dengan  $\alpha = 0.9$  memiliki skor yang sedikit lebih baik bila dibandingkan dengan ringkasan dengan  $\alpha = 0.7$ , dimana ringkasan dengan  $\alpha = 0.9$  menghasilkan rata-rata *F1-score* sebesar 73.05%, sedangkan ringkasan dengan  $\alpha = 0.7$  menghasilkan rata-rata *F1-score* sebesar 72.22%.

### 3.4 Model optimal dan perbandingan dengan penelitian terkait

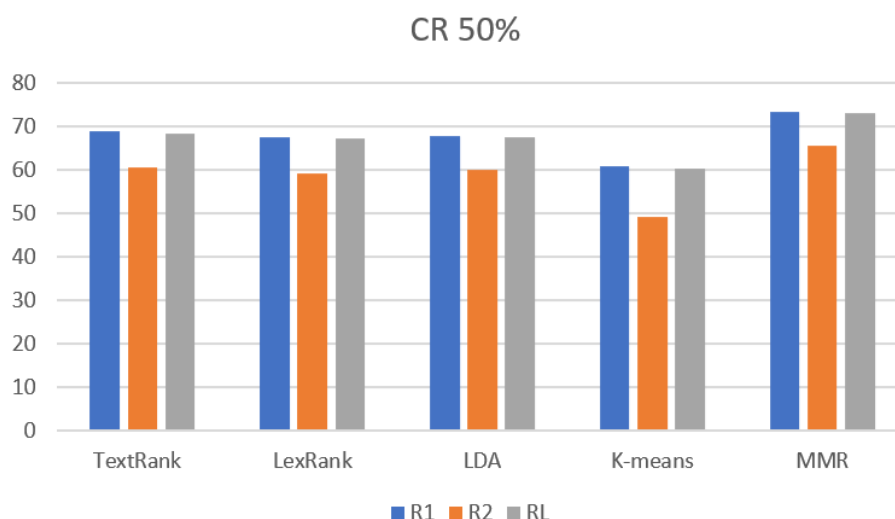
Model MMR yang telah optimal pada tingkat kompresi 30% dan 50% kemudian diaplikasikan untuk mendapatkan ringkasan pada data *testing*. Ringkasan dari data *testing* tersebut selanjutnya dievaluasi dengan *ROUGE-score* dan dibandingkan dengan hasil evaluasi dari penelitian sebelumnya, dimana dataset yang dipakai pada penelitian sebelumnya menggunakan dataset yang sama dengan yang digunakan pada penelitian ini. Perbandingan hasil evaluasi metode MMR dengan penelitian sebelumnya terdapat pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Perbandingan beberapa metode penelitian

No.	CR	Metode	Rouge-1 (%)			Rouge-2 (%)			Rouge-L (%)		
			R	P	F	R	P	F	R	P	F
1	30%	<i>TextRank</i> [7]	43,28	48,02	45,00	30,24	34,05	31,62	41,91	46,52	43,59
2		<i>LexRank</i> [8]	53,35	60,12	55,82	44,33	48,09	45,51	52,35	58,96	54,76
3		LDA [19]	48.62	58.62	52.37	39.26	47.07	42.11	47.80	57.58	51.47
4		<i>K-means</i> [20]	42.03	70.79	52.27	30.68	58.68	39.87	41.57	70.02	51.70
5		<b>MMR</b>	<b>55.38</b>	<b>80.19</b>	<b>65.17</b>	<b>46.96</b>	<b>70.68</b>	<b>56.12</b>	<b>54.95</b>	<b>79.59</b>	<b>64.68</b>
6	50%	<i>TextRank</i> [7]	72,32	66,15	68,76	65,08	57,29	60,60	71,81	65,72	68,29
7		<i>LexRank</i> [8]	67,03	69,09	67,53	59,74	59,58	59,14	66,53	68,62	67,05
8		LDA [19]	64.83	72.04	67.81	57.34	63.81	59.96	64.47	71.64	67.44
9		<i>K-means</i> [20]	58.37	64.28	60.89	45.89	53.16	48.97	57.83	63.66	60.31
10		<b>MMR</b>	<b>72.78</b>	<b>74.53</b>	<b>73.37</b>	<b>65.73</b>	<b>65.84</b>	<b>65.52</b>	<b>72.46</b>	<b>74.20</b>	<b>73.05</b>

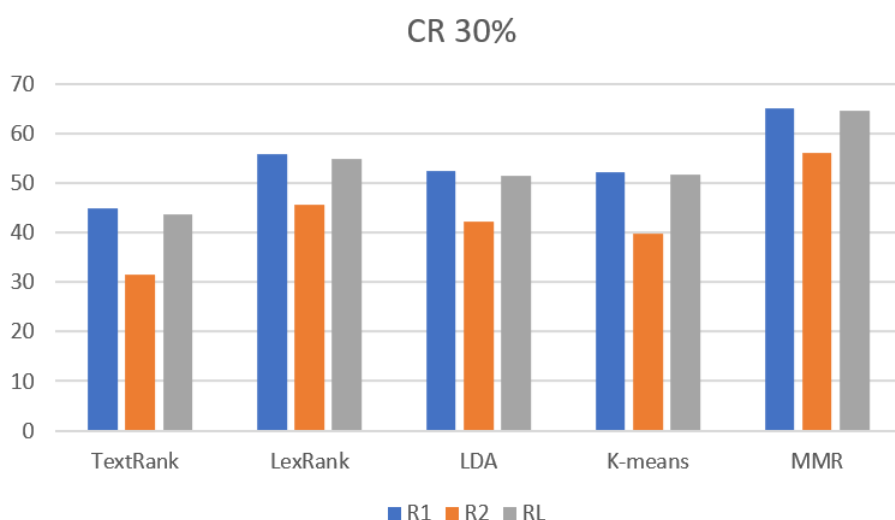
Beberapa metode peringkasan teks yang dipakai sebagai perbandingan dengan metode MMR adalah metode *TextRank*, *LexRank*, LDA, dan *K-means*. *TextRank* merupakan metode dengan berbasis graf dalam menghitung skor similaritas kalimat [7]. *LexRank* adalah metode peringkasan teks dengan pendekatan berbasis centroid untuk menghitung skor kalimat [8]. LDA (*Latent Dirichlet Allocation*) adalah metode yang menghitung tingkat probabilitas suatu topik dari suatu dokumen [19]. *K-means* adalah [21].





Gambar 6. Grafik Perbandingan *ROUGE score* metode peringkasan pada *Compression Rate* 50 %

Gambar 6 diatas membandingkan nilai rata-rata *ROUGE* dari beberapa metode peringkasan, seperti *TextRank*, *LexRank*, *LDA*, *K-means*, dan *MMR* pada tingkat kompresi 50%. Berdasarkan Gambar 6, evaluasi peringkasan artikel menggunakan metode *maximum marginal relevance* (MMR) memiliki performa yang baik saat dibandingkan dengan beberapa metode peringkasan lainnya yang menggunakan dataset yang sama.



Gambar 7. Grafik Perbandingan *ROUGE score* metode peringkasan pada *Compression Rate* 30 %

Gambar 7 diatas membandingkan nilai rata-rata *ROUGE* dari beberapa metode peringkasan, seperti *TextRank*, *LexRank*, *LDA*, *K-means*, dan *MMR* pada tingkat kompresi 30%. Berdasarkan grafik yang terlihat pada Gambar 7, evaluasi peringkasan artikel menggunakan metode *maximum marginal relevance* (MMR) memiliki performa yang baik saat dibandingkan dengan beberapa metode peringkasan lainnya yang menggunakan dataset yang sama.

Berdasarkan Tabel 5, Gambar 6, dan Gambar 7 diatas, maka dapat dilihat bahwa peringkasan dengan metode *maximum marginal relevance* atau MMR yang dihasilkan pada penelitian ini memiliki performa yang baik bila dibandingkan dengan hasil ringkasan pada penelitian sebelumnya yang menggunakan dataset yang sama. Nilai *ROUGE-score* metode MMR baik pada tingkat kompresi 30% maupun tingkat kompresi 50% dapat melampaui metode *TextRank*[7], *LexRank*[8], *LDA*[19], dan *K-means*[20].

#### 4. KESIMPULAN

Metode *Maximum Marginal Relevance* dapat diaplikasikan untuk melakukan peringkasan teks otomatis dengan performa yang baik. Pada proses mencari model yang optimal memakai data *training* yang terdiri dari 150 artikel berita, menunjukkan bahwa metode MMR dapat menghasilkan ringkasan dengan skor evaluasi yang baik. Pada penelitian ini, ditemukan bahwa semakin tinggi nilai  $\alpha$ , maka nilai *ROUGE-score* ringkasan akan semakin meningkat.

Penerapan metode MMR yang telah dioptimasi pada ringkasan data *testing* memberikan nilai *ROUGE-score* tertinggi bila dibandingkan dengan metode lainnya, seperti *TextRank*, *LexRank*, *LDA*, dan *K-means*. Hasil ringkasan yang menggunakan tingkat kompresi 50%, rata-rata *F1-score* yang didapat adalah 73.37% pada *ROUGE-1*, 65.52% pada *ROUGE-2*, dan 73.05% pada *ROUGE-L*. Sedangkan untuk ringkasan dengan tingkat kompresi 30%, rata-rata *F1-score* yang didapat adalah 65.17% pada *ROUGE-1*, 56.12% pada *ROUGE-2*, dan 64.68% pada *ROUGE-L*.

Penelitian ini terbatas pada eksperimen menggunakan *compression rate* 30% dan *compression rate* 50%, serta menggunakan nilai  $\alpha$  satu angka dibelakang koma (0.1, 0.2, 0.3, dst), sehingga diharapkan pada penelitian selanjutnya, eksperimen yang dilakukan akan berfokus pada tingkat kompresi lainnya dan menggunakan nilai  $\alpha$  yang lebih rinci lagi.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Yuliska and K. U. Syaliman, "Literatur Review Terhadap Metode, Aplikasi dan Dataset Peringkasan Dokumen Teks Otomatis untuk Teks Berbahasa Indonesia," *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 1, pp. 19–31, 2020.
- [2] A. P. Widyassari *et al.*, "Review of automatic text summarization techniques & methods," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 34, no. 4, pp. 1029–1046, 2022.
- [3] I. N. Purnama and N. N. W. Utami, "Implementasi Peringkasan Dokumen Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Text To Text Transfer Transformer (T5)," *J. Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 9, no. 4, pp. 381–391, 2023.
- [4] A. N. Ammar and S. Suyanto, "Peringkasan Teks Ekstraktif Menggunakan Binary Firefly Algorithm," *Indones. J. Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 31–42, 2020.
- [5] Y. Yuliska and K. U. Syaliman, "Literatur Review Terhadap Metode, Aplikasi dan Dataset Peringkasan Dokumen Teks Otomatis untuk Teks Berbahasa Indonesia," *IT J. Res. Dev.*, 2020.
- [6] R. Robiyanto, N. Nugraha, I. Apriatna, J. Mayasih, and C. Kuningan, "Peringkasan Teks Otomatis Berita Menggunakan Metode Maximum Marginal Relevance," *JEJARING J. Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 23–32, May 2019.
- [7] Halimah, Surya Agustian, and Siti Ramadhani, "Peringkasan teks otomatis (automated text summarization) pada artikel berbahasa indonesia menggunakan algoritma lexicrank ", *CoSciTech*, vol. 3, no. 3, pp. 371–381, Dec. 2022.
- [8] Halimah, Surya Agustian, and Siti Ramadhani, "Peringkasan teks otomatis (automated text summarization) pada artikel berbahasa indonesia menggunakan algoritma lexicrank," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 3, no. 3, pp. 371–381, 2022.
- [9] I. M. Pulungan, "Analisa Sentimen Terhadap Penjualan Alat Pelindung Diri Pada Market Place Menggunakan Metode Maximum Marginal Relevance," *Inf. dan Teknol. Ilm.*, 2022.
- [10] M. D. Dewi, B. S. D. Nugraha, and ..., "Penerapan Algoritma Score-Based pada Peringkasan Teks Cerpen Otomatis," *Semin. Inform. ....*, 2020.
- [11] M. D. R. Wahyudi, "Penerapan Algoritma Cosine Similarity pada Text Mining Terjemah Al-Qur'an Berdasarkan Keterkaitan Topik," *Semesta Tek.*, vol. 22, no. 1, pp. 41–50, 2019.
- [12] A. C. Herlingga, I. P. E. Prisma, D. R. Prehanto, and D. A. Dermawan, "Algoritma Stemming Nazief & Adriani dengan Metode Cosine Similarity untuk Chatbot Telegram Terintegrasi dengan E-layanan," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 2, no. 01, pp. 19–26, 2020.
- [13] Y. A. Kresna, *Peringkasan Teks Menggunakan Metode Maximum Marginal Relevance Terhadap Artikel Berita Terkait COVID-19*. repository.ub.ac.id, 2021.
- [14] A. Agarwal, S. Xu, and M. Grabmair, "Extractive summarization of legal decisions using multi-task learning and maximal marginal relevance," *arXiv Prepr. arXiv2210.12437*, 2022.
- [15] W. Xiao and G. Carenini, "Systematically exploring redundancy reduction in summarizing long documents," *arXiv Prepr. arXiv2012.00052*, 2020.
- [16] B. Goodrich, V. Rao, P. J. Liu, and M. Saleh, "Assessing the factual accuracy of generated text," *Proc. ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*, pp. 166–175, 2019.
- [17] M. Moradi, M. Dashti, and M. Samwald, "Summarization of biomedical articles using domain-specific word embeddings and graph ranking," *J. Biomed. Inform.*, vol. 107, no. May, p. 103452, 2020.
- [18] D. K. Wardy, I. K. G. D. Putra, and N. K. D. Rusjayanthi, "Clustering Artikel pada Portal Berita Online," *JITTER- J. Ilm. Teknol. dan Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 3–11, 2022.
- [19] A. F. Rihardi, S. Agustian, and E. P. Cynthia, "Peringkasan Teks Otomatis Menggunakan Metode Latent Dirichlet Allocation ( LDA )," *Pros. SENDIKO (Seminar Nas. Has. Penelit. Pengabd. Masy. Bid. Ilmu Komputer)*, vol. 2, pp. 80–89, 2023.
- [20] F. Noprianto, S. Agustian, and M. Irsyad, "Clustering Peringkasan Teks Otomatis Dokumen Berita menggunakan Metode K-Means Clustering Automatic Text Summarization of News Documents using the K-Means Method," *Pros. SENDIKO (Seminar Nas. Has. Penelit. Pengabd. Masy. Bid. Ilmu Komputer)*, vol. 2, pp. 139–147, 2023.
- [21] R. -, S. Defit, and Sumijan, "Metode k-means clustering untuk mengukur tingkat kedisiplinan pegawai (studi kasus di pemerintah kabupaten padang pariaman)," *CoSciTech*, vol. 4, no. 1, pp. 116–125, May 2023.