

## Peringkasan Teks Otomatis Menggunakan Metode *Maximum Marginal Relevance* Pada Hasil Pencarian Sistem Temu Kembali Informasi Untuk Artikel Berbahasa Indonesia

Nirmala Fa'izah Saraswati<sup>1</sup>, Indriati<sup>2</sup>, Rizal Setya Perdana<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>nirmalafaizahs@gmail.com, <sup>2</sup>indriati.tif@ub.ac.id, <sup>3</sup>rizalespe@ub.ac.id

### Abstrak

Mesin pencarian informasi merupakan sistem yang menampilkan dokumen sesuai dengan *query* masukan dari *user*. Namun, mesin pencari memberikan hasil perolehan pencarian yang sangat banyak, sehingga untuk mencari sebuah dokumen yang diinginkan tidak mungkin untuk membuka satu persatu dokumen yang dihasilkan oleh mesin pencari. Peringkasan teks dapat dilakukan untuk mendapatkan sebuah gambaran informasi dari sebuah dokumen, sehingga pengguna memperoleh dokumen yang tepat. Salah satu metode untuk meringkas teks adalah *Maximum Marginal Relevance* (MMR). *Maximum Marginal Relevance* (MMR) merupakan salah satu metode ekstraksi ringkasan (*extractive summary*) yang digunakan untuk meringkas dokumen tunggal atau multi dokumen. MMR meringkas dokumen dengan menghitung kesamaan (*similarity*) antara kalimat dengan kalimat dan antara kalimat dengan *query*. Berdasarkan hasil pengujian didapatkan hasil rata-rata *Precision@k* terbaik pada peringkat ke lima sebesar 0,96 untuk hasil sistem temu kembali informasi. Hasil pengujian terbaik dari rata-rata *precision*, *recall*, *f-measure* dan akurasi masing-masing sebesar 0,70, 0,75, 0,70 dan 74,17. Metode yang digunakan sudah cukup baik untuk mendapatkan dokumen yang relevan dengan *query* dan memperoleh ringkasan berdasarkan judul yang sesuai dengan isi dari dokumen.

**Kata kunci:** *peringkasan teks, maximum marginal relevance, MMR, sistem temu kembali informasi, STKI*

### Abstract

*Information retrieval is a system that displays documents according to the query given by user. However, the information retrieval system provide a lot of search results, when we are looking for a desired information is not possible to open one by one documents generated by system. Text Summarization can be done to get an overview of information from a document, so that user get the right documents. One method to summarize text is Maximum Marginal Relevance (MMR). Maximum Marginal Relevance (MMR) is one of the extractive summary methods used to summarize single or multi document documents. MMR summarizes documents by computing the similarity between sentences and sentences, and between sentences and queries. Based on the test results, it obtain best Precision at k in the fifth rank of 0.96 for information retrieval system results. The best test results from an average precision, recall, f-measure and accuracy respectively 0.70, 0.75, 0.70 and 74.17. The used method is good enough to get the relevant documents and obtain summaries based on the title corresponding to the contents of the document.*

**Keywords:** *text summarization, maximum marginal relevance, MMR, information retrieval, IR*

### 1. PENDAHULUAN

Perkembangan informasi saat ini sangat pesat, segala informasi mudah didapatkan dan sangat banyak. Pencarian sebuah informasi pada sebuah dokumen sangatlah penting dan sudah menjadi aktivitas sehari-hari, seperti mencari sebuah jurnal untuk tugas atau mencari sebuah referensi atau mencari sebuah informasi

yang diinginkan. Menurut survey dari Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (2016), 25,3% dari 132,7 juta pengguna internet mengakses internet adalah untuk memperbarui informasi. Pencarian sebuah informasi yang relevan dapat dilakukan dengan sistem temu kembali informasi.

Sistem temu kembali informasi adalah

mesin pencarian untuk mendapatkan sebuah informasi dengan menuliskan sebuah *query* atau kata kunci lalu mesin pencari menampilkan hasil pencari (Amin, 2012). Mesin pencari menampilkan dokumen-dokumen yang relevan dengan *query*. Terkadang pengguna ingin mendapatkan sebuah gambaran informasi untuk mendapatkan sebuah dokumen yang relevan (Zhou & Li, 2007). Namun, mesin pencari memberikan hasil perolehan pencarian yang sangat banyak, sehingga untuk mencari sebuah dokumen yang relevan kita tidak mungkin untuk membuka satu persatu dokumen yang dihasilkan oleh mesin pencari. Peringkasan teks dapat dilakukan untuk mendapatkan sebuah gambaran informasi dari sebuah dokumen.

Peringkasan teks otomatis (*automatic text summarization*) adalah pembuatan ringkasan dari sebuah teks secara otomatis dengan memanfaatkan komputer. Peringkasan teks otomatis juga merupakan proses mengurangi dokumen teks dengan komputer untuk menciptakan sebuah ringkasan yang mempertahankan poin penting dari dokumen asli (Mustaqhfi, Abidin, & Kusumawati, 2011). Pada peringkasan teks terdapat dua pendekatan yaitu, ekstraksi (*shallower approaches*) dan abstraksi (*deeper approaches*) (Pradnyana & Mogi, 2014). Terdapat sebuah kategori peringkasan dari sebuah peringkasan teks otomatis. *Query-focused summarization* adalah salah satu kategori dari peringkasan teks otomatis (Lukmana, et al., 2014). *Query-focused summarization* adalah peringkasan yang diberikan *query* untuk menghasilkan ringkasannya sehingga, peringkasan teks ini menampilkan ringkasan yang relevan terhadap *query* yang diberikan (Wei, et al., 2016). Namun, peringkasan teks tersebut menimbulkan permasalahan seperti ambiguitas dan redundansi yang memengaruhi kualitas dari hasil peringkasan teks tersebut. Ambiguitas merupakan permasalahan yang memiliki makna lebih dari satu. Redundansi adalah permasalahan yang muncul pada sejumlah kalimat yang berulang atau ganda, sehingga dibutuhkan metode yang dapat mengaitkan teks dengan *query*, mengurangi tingkat redundansi dan ambiguitas dari peringkasan teks tersebut.

*Maximum Marginal Relevance* (MMR) merupakan salah satu metode ekstraksi ringkasan (*extractive summary*) yang digunakan untuk meringkas dokumen tunggal atau multi dokumen. MMR meringkas dokumen dengan menghitung kesamaan (*similarity*) antara

kalimat dengan kalimat dan antara kalimat dengan *query* (Mustaqhfi, Abidin, & Kusumawati, 2011). MMR merupakan algoritme yang mampu dalam mengurangi redundansi (Okfalisa & Harahap, 2016). Algoritme MMR meringkas teks dengan cara mengombinasikan matrik *cosine similarity* antar bagian kalimat. Terdapat dua kemiripan yang dicari, yaitu kemiripan antar dokumen/kalimat dan kemiripan antara dokumen/kalimat dengan *query* (Indriani, 2014). Dalam memilih sebuah *query* perlu dipertimbangkan aspek kerelevanan dokumen/kalimat dengan *query*, untuk mendapatkan ringkasan yang baik.

Beberapa penelitian peringkasan teks sudah dilakukan, penelitian yang dilakukan Ridok (2014) dengan metode *non-negative matrix factorization* (NMF) didapatkan rata-rata *precision* dan *recall* masing-masing 0,19724 dan 0,34085. Hasil dari *precision* dan *recall* pada penelitian tersebut tidak cukup baik sehingga diperlukan metode lain agar hasil ringkasan lebih baik. Pada penelitian Indriani (2014) yang menggunakan metode *Maximum Marginal Relevance* mendapatkan nilai *precision* 62,4% dan nilai *recall* 73,6%, nilai tersebut cukup baik untuk digunakan dalam peringkasan teks otomatis.

Maka dari itu, penulis melakukan penelitian ini yang dapat membantu pembaca mendapatkan informasi yang tepat dengan menampilkan ringkasan dari sebuah dokumen. Penelitian ini menghasilkan ringkasan dari hasil pencarian sistem temu kembali informasi untuk artikel berbahasa Indonesia.

## 2. PERINGKASAN TEKS OTOMATIS

Peringkasan teks adalah proses untuk mengambil dan mengekstrak informasi penting dari sebuah teks sehingga menghasilkan teks yang lebih singkat dan mengandung poin-poin penting dari teks sumber (Indriani, 2014). Sebuah sistem peringkasan diberi masukan berupa teks, kemudian melakukan peringkasan, dan menghasilkan keluaran berupa teks yang lebih singkat dari teks aslinya. Pada peringkasan teks terdapat dua pendekatan yaitu, ekstraksi (*shallower approaches*) dan abstraksi (*deeper approaches*) (Mustaqhfi, Abidin, & Kusumawati, 2011). Pendekatan ekstraksi adalah peringkasan yang memilih suatu paragraf atau kalimat penting dalam menginterpretasikan dokumen kedalam sebuah

bentuk sederhana. Sedangkan pendekatan abstraksi menghasilkan ringkasan yang bukan dari kumpulan kalimat penting tetapi menangkap hasil dari konsep utama pada teks dan merepresentasikannya menjadi sebuah kalimat baru (Pradnyana & Mogi, 2014).

### 3. SISTEM TEMU KEMBALI INFORMASI

Sistem temu kembali informasi merupakan sistem yang digunakan untuk menemukan informasi yang relevan dengan kebutuhan dari penggunaanya secara otomatis berdasarkan kesesuaian dengan *query* dari suatu koleksi informasi (Karmasya & Mahendra, 2012). Prinsip kerja sistem temu kembali informasi jika ada sebuah kumpulan dokumen dan seorang *user* yang memformulasikan sebuah pertanyaan (*request* atau *query*). Jawaban dari pertanyaan tersebut adalah sekumpulan dokumen yang relevan dan membuang dokumen yang tidak relevan (Salton, 1989).

Sistem temu kembali informasi bertujuan untuk menjawab kebutuhan informasi *user* dengan sumber informasi yang tersedia dalam kondisi seperti sebagai berikut (Salton, 1989):

- a. Mempresentasikan sekumpulan ide dalam sebuah dokumen menggunakan sekumpulan konsep.
- b. Terdapat beberapa pengguna yang memerlukan ide, tapi tidak dapat mengidentifikasikan dan menemukannya dengan baik.
- c. Sistem temu kembali informasi bertujuan untuk mempertemukan ide yang dikemukakan oleh penulis dalam dokumen dengan kebutuhan informasi pengguna yang dinyatakan dalam bentuk *keyword query*/istilah penelusuran.

### 4. TEXT PREPROCESSING

Pada *text mining* terdapat tahapan yang menyiapkan teks menjadi data yang akan diolah di tahapan berikutnya yang disebut *text preprocessing* (Mustaqhfiri, Abidin, & Kusumawati, 2011). Inputan awal pada proses ini adalah berupa dokumen. *Text preprocessing* pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu: proses *tokenization*, *filtering*, dan *stemming*.

#### 4.1 Tokenization/Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses pemecahan *string input* berdasarkan tiap kata penyusunnya, pada

prinsipnya proses ini memisahkan setiap kata yang menyusun suatu dokumen (Amin, 2012). Dalam proses ini dilakukan penghilangan angka, tanda baca, dan karakter selain huruf alfabet, karena karakter-karakter tersebut dianggap sebagai pemisah kata (delimiter) dan tidak berpengaruh terhadap pemrosesan teks. Proses ini juga dilakukan proses *case folding*, yang mana huruf diubah menjadi huruf kecil.

#### 4.2 Filtering

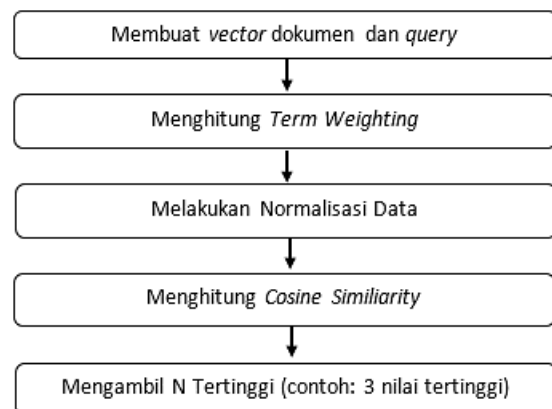
Pada tahap *filtering* yang dilakukan adalah menghilangkan *stopword*. *Stopword* adalah kata-kata yang sering kali muncul dala dokumen namun artinya tidak deskriptif dan tidak memiliki keterkaitan dengan tema tertentu (Amin, 2012). *Stopword* dapat disebut sebagai kata tidak penting, seperti “saya”, “si”, “pada”, “karena”, “dan”, dan lain sebagainya.

#### 4.3 Stemming

*Stemming* merupakan proses perubahan kata menjadi kata dasar. Tujuan dari proses *stemming* adalah menghilangkan imbuhan-imbuhan seperti prefiks, infiks, sufiks, dan konfiks pada setiap kata (Amin, 2012). Terdapat banyak *stemmer* yang sudah bisa digunakan untuk bahasa Indonesia. Salah satu contoh algoritme *stemming* untuk bahasa Indonesia adalah Sastrawi. Algoritme sastrawi adalah modifikasi dari algoritme Nazief dan Adriani dan *Enchanced Confix Stripping* (ECS) (Wijaya & Junaedi, 2016).

#### 4.4 Vector Space Model

Tahapan pada *vector space model* adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Vector Space Model

*Vector Space Model* (VSM) adalah metode untuk melihat tingkat kedekatan atau kesamaan (*similarity*) *term* dengan cara pembobotan *term*.

Dokumen dipandang sebagai sebuah vektor yang memiliki *magnitude* (jarak) dan *direction* (arah) (Amin, 2012). Relevansi sebuah dokumen ke sebuah *query* didasarkan pada similaritas antara vektor dokumen dan vektor *query* (Zain & Suswati, 2016). Dokumen yang terambil disortir dalam urutan yang memiliki kemiripan, model vektor memperhitungkan pertimbangan dokumen yang relevan dengan permintaan *user*. Hasilnya adalah himpunan dokumen yang terambil jauh lebih akurat (dalam arti sesuai dengan informasi yang dibutuhkan oleh *user*). Dalam VSM koleksi dokumen direpresentasikan sebagai sebuah matrik *term document* (atau matrik *term frequency*). Setiap sel dalam matrik bersesuaian dengan bobot yang diberikan dari suatu *term* dalam dokumen yang ditentukan.

**4.5 Term Weighting (Pembobotan)**

Setelah tahap proses *preprocessing* selesai, informasi yang didapatkan adalah sekumpulan token kata-kata penting. Kemudian yang dilakukan adalah mengubah data berupa kata-kata tersebut ke dalam bentuk nominal atau angka sehingga memudahkan dalam proses perhitungan.

Metode yang paling umum digunakan adalah pembobotan TF-IDF. *Term Frequency* (TF) adalah pembobotan kata dengan menghitung jumlah kata yang muncul pada sebuah dokumen (Amin, 2012). *Inverse Document Frequency* (IDF) adalah seberapa sering suatu kata muncul pada seluruh dokumen yang ada (Amin, 2012).

TF memiliki konsep *term* (kata) yang sering muncul dalam sebuah dokumen dianggap merupakan kata yang penting (Karmasya & Mahendra, 2012). TF biasanya dirumuskan dengan Persamaan 1.

$$Tf_{t,d} = \begin{cases} 1 + \log(tf_{t,d}) & \text{if } tf_{t,d} > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

Dengan *tf* adalah jumlah kemunculan sebuah kata dalam satu dokumen. Metode kedua untuk *term weighting* adalah *Inverse Document Frequency* (IDF). IDF memiliki konsep *term* (kata) yang muncul dalam sedikit dokumen memiliki kepentingan lebih tinggi dari pada *term* (kata) yang muncul dalam lebih banyak dokumen. IDF biasanya dirumuskan dengan Persamaan 2.

$$IDF_t = \log\left(\frac{N}{df_t}\right) \quad (2)$$

Dengan *N* adalah jumlah seluruh dokumen dalam data set dan *df<sub>t</sub>* adalah jumlah dokumen

yang mengandung *term t* di dalamnya.

TF-IDF merupakan perkalian dari hasil perhitungan TF dikalikan dengan hasil perhitungan IDF pada setiap termnya. Untuk melakukan perhitungan bobot TF-IDF untuk masing-masing *term* digunakan rumus pada Persamaan 3.

$$W_{t,d} = Tf_{t,d} * IDF_t = Tf_{t,d} \times \log\frac{N}{df_t} \quad (3)$$

Nilai dari TF-IDF dapat juga dilakukan normalisasi dengan menggunakan rumus pada Persamaan 4.

$$W_{t,d \text{ norm}} = \frac{W_{t,d}}{\sqrt{\sum_{t=1}^n W_{t,d}^2}} \quad (4)$$

Keterangan:

*d* = dokumen ke-*d*

*t* = kata ke-*t* dari *term*

*W* = bobot *term t* pada dokumen *d*

*tf* = jumlah kemunculan *term t* pada dokumen *d*

*N* = total dokumen

*df* = jumlah dokumen yang memiliki *term t*

**4.6 Cosine Similarity**

*Cosine similarity* merupakan fungsi yang digunakan untuk menghitung besarnya derajat kemiripan di antara dua vektor (dokumen dengan *query* atau dokumen dengan dokumen). Nilai *cosine similarity* berguna untuk mewakili nilai kesamaan antara dua vektor dalam melakukan pemeringkatan informasi. Terdapat dua rumus untuk menghitung *cosine similarity* ditunjukkan pada Persamaan 5 dan Persamaan 6.

- *Cosine similarity* tanpa normalisasi TF-IDF:

$$CosSim(d_j, q) = \frac{\sum_{i=1}^t (W_{i,j} \cdot W_{i,q})}{\sqrt{\sum_{i=1}^t W_{i,j}^2 \cdot \sum_{i=1}^t W_{i,q}^2}} \quad (5)$$

- *Cosine similarity* dengan normalisasi TF-IDF:

$$CosSim(d_j, q) = \sum_{i=1}^t (W_{i,j} \text{norm} \times W_{i,q} \text{norm}) \quad (6)$$

**4.7 Maximum Marginal Relevance**

*Maximum Marginal Relevance* (MMR) merupakan salah satu metode ekstraksi ringkasan (*extractive summary*) yang digunakan untuk meringkas dokumen tunggal atau multi dokumen (Mustaqhfiri, Abidin, & Kusumawati, 2011). MMR adalah teknik peringkasan yang memiliki tujuan untuk mengambil informasi yang relevan dan tidak mengandung redundansi.

MMR meringkas dokumen dengan menghitung kesamaan antara bagian teks dan dengan tujuan mendapatkan skor kalimat berdasarkan kesamaan (*similarity*) dengan

query yang diberikan dan dapat mengurangi redundansi pada hasil ringkasan yang di dapat (Goldstein, 2008).

Metode *Maximum Marginal Relevance* (MMR) sering digunakan untuk peringkasan teks karena metode MMR sederhana dan efisien (Xie & Liu, 2008). Jika kesamaan antara satu kalimat dengan kalimat yang lain tinggi, maka terdapat kemungkinan terjadi redundansi. Metode MMR dapat mengurangi redundansi dengan rumus pada Persamaan 7.

$$MMR = argmax[\lambda * Sim1(Si, Q) - (1 - \lambda) * max Sim2(Si, S')] \tag{7}$$

Keterangan:

$\lambda$  = parameter yang memengaruhi tingkat relevansi

$S_i$  = vektor bobot kata yang menjadi kandidat

$S'$  = vektor bobot kata lainnya selain kandidat

$Q$  = vektor bobot kata dari *query*

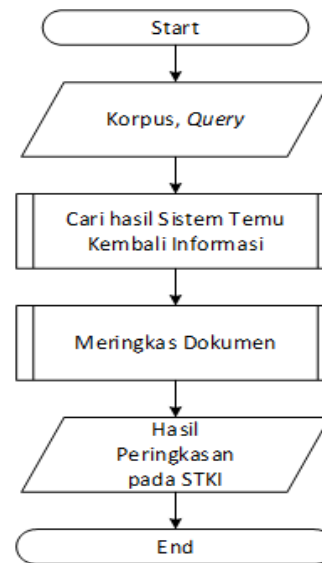
$Sim1(S_i, Q)$  = nilai *similarity* antar kalimat ke-*i* dengan *query*

$Sim2(S_i, S')$  = nilai *similarity* antar kalimat ke-*i* dengan kalimat hasil ekstraksi

*Sim* adalah nilai *cosine similarity* antara dua vektor.  $\lambda$  merupakan nilai koefisien yang mengatur relevansi kalimat dan mengurangi redundansi. Nilai parameter  $\lambda$  adalah 1 atau 0 atau antara ( $0 < \lambda < 1$ ). Pada saat parameter  $\lambda=1$  maka nilai MMR yang diperoleh cenderung relevan terhadap dokumen asli. Ketika  $\lambda = 0$  maka nilai MMR yang diperoleh akan cenderung relevan dengan kalimat yang diekstrak sebelumnya. Oleh karena itu, nilai  $\lambda$  perlu dioptimalkan agar mendapatkan ringkasan yang baik dengan nilai  $\lambda$  antara 0 sampai 1. Untuk peringkasan dengan dokumen yang kecil, seperti artikel akan menghasilkan hasil ringkasan yang baik jika nilai parameter  $\lambda = 0,7$  (Goldstein, 2008).

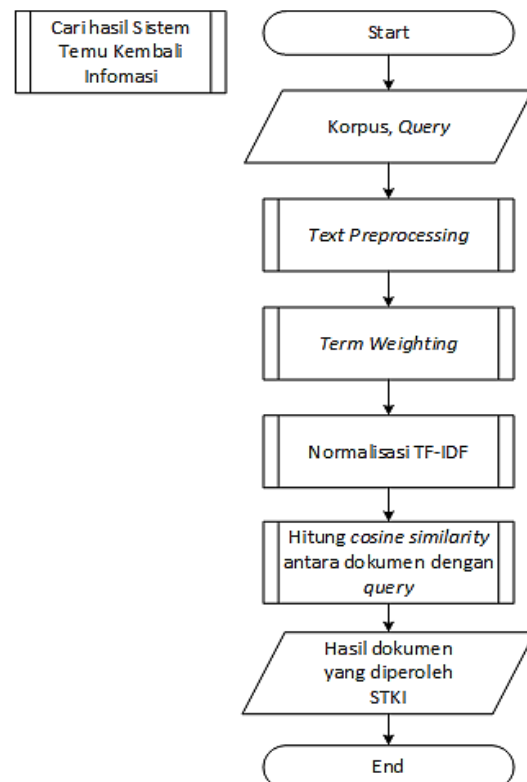
### 5. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

Dalam perancangan algoritme dibagi dalam beberapa tahap yaitu mencari hasil dari sistem temu kembali informasi dan tahapan meringkas dokumen. Diagram alir dari keseluruhan algoritme ditunjukkan pada Gambar 2.



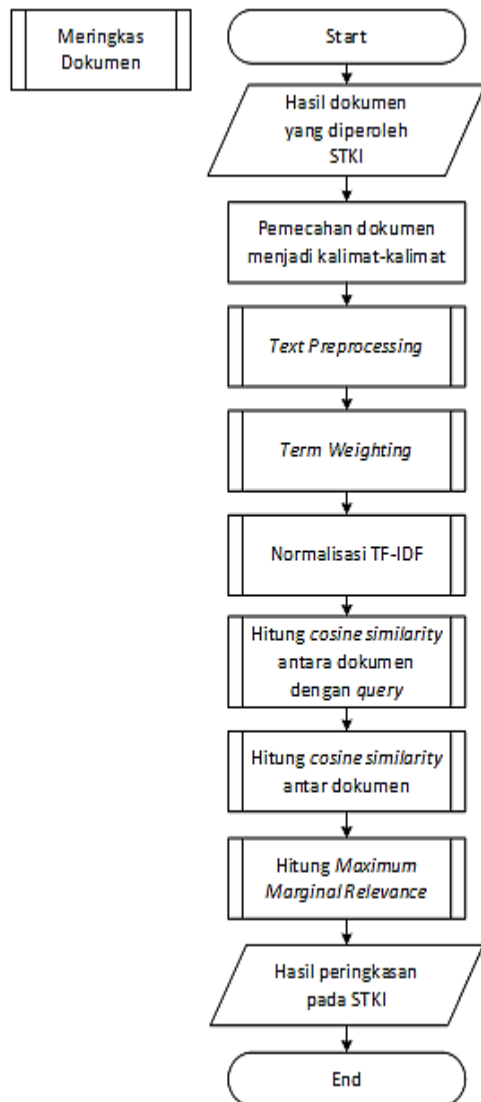
Gambar 2 Diagram Alir Algoritme

Pencarian hasil sistem temu kembali informasi merupakan proses dari keseluruhan algoritme dalam membuat sistem temu kembali informasi. Terdapat beberapa tahapan proses untuk mendapatkan dokumen yang diperoleh pada sistem temu kembali informasi. Pada Gambar 3 merupakan alur proses dari pencarian hasil sistem temu kembali informasi.



Gambar 3 Diagram Alir Pencarian Hasil STKI

Pada Gambar 3 menjelaskan tentang alur proses pencarian hasil dari sistem temu kembali informasi. Dokumen-dokumen dalam korpus dan query dilakukan proses *text preprocessing*, *term weighting*, normalisasi TF-IDF dan menghitung *cosine similarity* antara dokumen dengan query. Kemudian dari tahapan-tahapan tersebut akan diperoleh hasil dokumen yang diperoleh pada sistem temu kembali informasi.

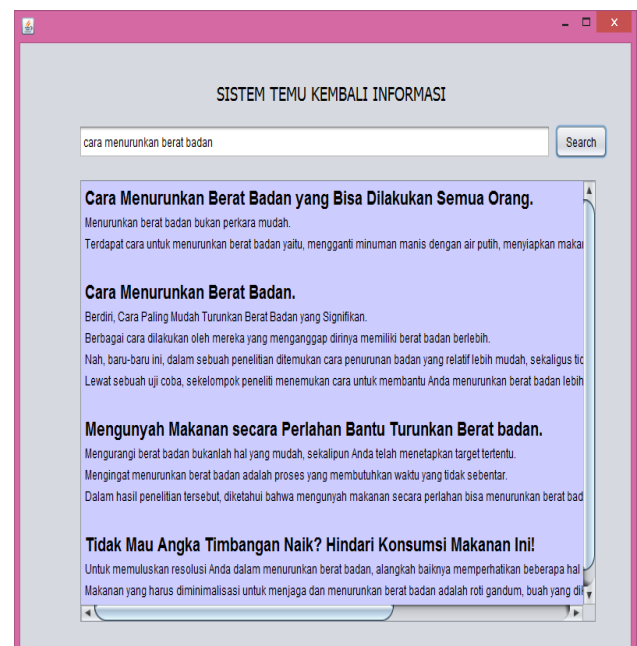


Gambar 4 Diagram Alir Peringkasan Dokumen

Setelah mendapatkan dokumen yang diperoleh dari sistem temu kembali informasi, maka dilakukan proses meringkas dokumen. Pada Gambar 4 merupakan tahapan keseluruhan proses untuk meringkas dokumen menggunakan *Maximum Marginal Relevance*. Tahapan dari proses meringkas dokumen yaitu pemecahan dokumen menjadi kalimat-kalimat, *text preprocessing*, *term weighting*, normalisasi TF-IDF, hitung *cosine similarity* antara dokumen dengan query, hitung *cosine*

*similarity* antar dokumen dan menghitung *Maximum Marginal Relevance*. Dokumen pada proses perhitungan *cosine similarity* merupakan kalimat-kalimat pada dokumen dan query merupakan judul dari dokumen. Pada proses perhitungan *Maximum Marginal Relevance* diperlukan hasil *cosine similarity*/kemiripan dari 2 kombinasi. Kombinasi pertama adalah kemiripan antara dokumen dengan query. Query pada peringkasan merupakan judul dari dokumen. Kombinasi kedua adalah kemiripan antara dokumen dengan dokumen. Kemudian dari nilai tersebut akan dihitung nilai MMR untuk setiap kalimat yang akan dijadikan ringkasan, jika nilai MMR terbesar bernilai lebih besar dari 0 maka kalimat tersebut dijadikan ringkasan.

Hasil dari implementasi peringkasan teks otomatis pada hasil pencarian sistem temu kembali informasi ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Hasil Implementasi

## 6. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian dilakukan untuk menghitung akurasi dari sistem yang dihasilkan. Data yang sudah divalidasi oleh pakar yaitu dosen Bahasa Indonesia digunakan untuk mengukur tingkat akurasi. Terdapat dua skenario pengujian yang dilakukan. Skenario pertama adalah pengujian *precision@k* untuk hasil dokumen yang diperoleh dari STKI. Skenario kedua adalah pengujian *precision*, *recall*, *f-measure* dan akurasi untuk hasil ringkasan yang diperoleh dari metode *Maximum Marginal Relevance*.

**4.1. Pengujian Precision@k**

Pada STKI *user* memasukkan sebuah *query* dan sistem menampilkan hasil dokumen yang relevan dengan *query*. Penelitian menggunakan 150 data dari artikel kesehatan. Terdapat 5 *query* yang dimasukkan, yaitu:

1. Faktor risiko kanker
2. Menstruasi pada wanita
3. Cara menurunkan berat badan
4. Atasi stres dan depresi
5. Cara atasi nyeri punggung

Dari *query-query* diatas didapatkan hasil sistem temu kembali informasi yang menampilkan dokumen yang paling relevan berdasarkan peringkat. Pengujian *precision at k* atau *precision@k* merupakan pengujian evaluasi berperingkat yang mengukur seberapa baik sistem temu kembali informasi dalam memperoleh dokumen yang relevan dan menolak dokumen yang tidak relevan sampai peringkat ke *k* dari jumlah dokumen yang diperoleh sistem temu kembali informasi. Peringkat ke *k* telah diuji dari lima peringkat yaitu 5, 10, 15, 20 dan 25. Tabel 1 merupakan hasil pengujian *precision@k*.

Tabel 1 Hasil Pengujian *Precision@k*

<i>Query ke-</i>	<i>Precision@k</i>				
	5	10	15	20	25
1	1	1	1	0,85	0,76
2	1	1	1	1	1
3	0,8	0,8	0,8	0,75	0,64
4	1	0,8	0,8	0,7	0,76
5	1	1	0,87	0,65	0,52
<b>Rata-rata</b>	0,96	0,92	0,89	0,79	0,74

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat rata-rata dari *precision@k* terbaik ada pada *k* sama dengan 5 yaitu sebesar 0,96. Hal itu menjelaskan bahwa dari kelima *query* dihasilkan dokumen-dokumen yang relevan berada pada peringkat 1 sampai peringkat 5. Sedangkan untuk hasil *precision@k* terbaik terdapat pada *query* ke-2 dengan nilai *precision@k* pada setiap nilai *k* bernilai satu.

Dari Tabel 1 juga dapat dilihat bahwa sistem temu kembali informasi ini dapat memperoleh dokumen yang relevan pada peringkat teratas dan semakin tidak relevan pada peringkat yang semakin rendah. Hal ini disebabkan karena metode yang digunakan adalah mencari kemiripan dokumen dengan

*query* yang diberikan dan ditampilkan berdasarkan kemiripan yang paling besar sampai paling kecil. Selain itu, pada *query* kedua didapatkan hasil *precision@K* terbaik karena *query* ini memiliki kata pencarian dengan perpaduan yang sangat baik yaitu menstruasi pada wanita. Sistem temu kembali informasi akan mencari dokumen yang relevan dengan “menstruasi pada wanita” sehingga setiap dokumen yang memiliki kata yang sama dengan *query* akan diperoleh bobot yang besar. Menstruasi sudah pasti dialami oleh seorang wanita, maka dari itu akan lebih mudah untuk memperoleh dokumen yang relevan dengan *query* tersebut.

Pada *query* yang lain terdapat kekurangan dalam memperoleh dokumen yang relevan dengan *query* yang diinginkan. Terdapat dokumen yang tidak relevan namun diperoleh pada peringkat awal. Hal ini terjadi karena bobot untuk mencari kemiripan dokumen dengan *query* hanya berdasarkan setiap kata yang terdapat pada *query* dan tidak mempertimbangkan keseluruhan kata pada *query*. Sebagai contoh untuk *query* “faktor risiko kanker” akan diperoleh dokumen yang relevan dengan “faktor risiko” namun merupakan risiko dari penyakit lain. Sama halnya seperti pada *query* ketiga yaitu “cara menurunkan berat badan” diperoleh dokumen yang relevan dengan “menurunkan berat badan” namun bukan merupakan dokumen yang relevan dengan “cara menurunkan berat badan”. Namun berdasarkan pengujian ini sudah diperoleh hasil yang cukup baik dengan mendapatkan hasil rata-rata *precision* sebesar 0,96 yang menunjukkan bahwa hampir keseluruhan dari dokumen yang diperoleh pada peringkat teratas merupakan dokumen yang relevan dengan *query*.

**4.2. Pengujian Precision, Recall, F-Measure dan Akurasi**

Pengujian *precision, recall, f-measure* dan akurasi merupakan pengujian yang dilakukan pada hasil peringkasan. Pengujian dilakukan pada 150 data hasil ringkasan artikel berbahasa Indonesia. Terdapat 150 data hasil ringkasan dari sistem yang akan dibandingkan dengan hasil ringkasan dari pakar. Tabel 2 merupakan hasil pengujian *precision, recall, f-measure* dan akurasi.

Tabel 2 Hasil Pengujian *precision*, *recall*, *f-measure* dan akurasi

Dokumen ke-	Pengujian			Akurasi
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-Measure</i>	
1	0,78	1,00	0,88	88,24
2	0,43	0,75	0,55	68,75
3	0,43	1,00	0,60	63,64
4	0,67	0,80	0,73	76,92
5	0,60	0,60	0,60	66,67
6	1,00	0,71	0,83	83,33
7	0,75	1,00	0,86	87,50
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
149	0,75	0,75	0,75	63,64
150	0,60	0,75	0,67	57,14
<b>Rata-rata</b>	0,70	0,75	0,70	74,17

Dari hasil pengujian diatas dapat ditunjukkan hasil dari akurasi untuk peringkasan teks otomatis menggunakan *Maximum Marginal Relevance* pada hasil pencarian sistem temu kembali informasi untuk artikel berbahasa Indonesia dengan rata-rata *precision* sebesar 0,70, *recall* sebesar 0,75, *f-measure* sebesar 0,70 dan akurasi sebesar 74,17. Nilai *precision* yang dihasilkan lebih rendah daripada nilai *recall*, hal ini menunjukkan bahwa hasil ringkasan dari pakar sudah sesuai dengan sistem namun terdapat hasil ringkasan yang tidak sesuai dengan hasil dari pakar tetapi masih diterima oleh sistem.

Hasil dari pengujian yang dilakukan didapatkan beberapa ringkasan dari sistem yang sudah sesuai dengan hasil ringkasan dari pakar dan ada beberapa yang masih tidak sesuai. Hasil ringkasan yang sudah sesuai merupakan hasil ringkasan dari dokumen yang memiliki judul yang secara garis besar merupakan inti dari dokumen tersebut. Hal ini disebabkan karena metode *Maximum Marginal Relevance* akan mengambil kalimat sebagai ringkasan ketika bobot kemiripan dengan *query* (dalam skripsi ini merupakan judul dari dokumen) lebih besar.

Terdapat juga dokumen yang memiliki isi dengan poin-poin dan hasil ringkasannya kurang baik, karena hasil ringkasan merupakan poin-poin dari dokumen tersebut namun poin-poin tersebut memiliki bobot MMR yang kecil. Sebagai contoh pada dokumen yang berjudul “4 cara mencegah terserang demam saat musim hujan”, hasil ringkasan dari sistem tidak dapat memperoleh 4 cara yang merupakan poin-poin pada dokumen dikarenakan pada poin-poin

tersebut tidak memiliki bobot kemiripan dengan judul yang baik berdasarkan bobot yang mencari banyaknya frekuensi kata yang muncul.

Namun, metode *Maximum Marginal Relevance* sudah cukup baik untuk menghasilkan sebuah ringkasan, karena metode ini berhasil mengurangi redudansi cukup baik pada dokumen yang memiliki kalimat yang penting namun terjadi perulangan. Metode ini dapat mengurangi redudansi karena pada perhitungan bobot MMR terdapat pengurangan pada kemiripan antara kalimat yang sudah menjadi ringkasan dan kalimat yang belum menjadi ringkasan.

## 7. PENUTUP

Proses untuk mendapatkan hasil ringkasan dilakukan dengan memperoleh dokumen dari hasil pencarian sistem temu kembali informasi terlebih dahulu. Selanjutnya jika sudah mendapatkan hasil dokumen-dokumen yang diperoleh dari sistem temu kembali informasi maka dokumen tersebut diringkas menggunakan metode *Maximum Marginal Relevance*. Metode ini mencari *similarity* antar setiap kalimat yang ada pada dokumen dan *similarity* antara kalimat dengan *query*. *Query* pada peringkasan merupakan judul dari dokumen.

Berdasarkan hasil pengujian peringkasan teks otomatis menggunakan *Maximum Marginal Relevance* didapatkan hasil rata-rata *precision* sebesar 0,70, rata-rata *recall* sebesar 0,75, rata-rata *f-measure* sebesar 0,70 dan rata-rata akurasi sebesar 74,17% dari 150 data yang diuji. Hasil ringkasan berhasil mendapatkan kalimat yang relevan dengan isi dari dokumen dan berhasil mengurangi redudansi dari kalimat-kalimat yang sudah dijadikan ringkasan.

Berdasarkan hasil pengujian sistem temu kembali informasi didapatkan hasil rata-rata evaluasi berperingkat yaitu *precision@5* sebesar 0,96, *precision@10* sebesar 0,92, *precision@15* sebesar 0,89, *precision@20* sebesar 0,79 dan *precision@25* sebesar 0,74 dari 150 data dan 5 *query* yang diuji. Hal ini menunjukkan bahwa hasil pengujian terbaik terdapat pada *precision@5* sebesar 0.96 yang mana sistem temu kembali informasi sudah cukup baik untuk mendapatkan dokumen yang paling relevan pada 5 peringkat teratas.



Untuk pengembangan lebih lanjut dari peringkasan teks otomatis, dapat menggunakan metode untuk mencari kemiripan dengan memperhitungkan frekuensi kemunculan kata dengan kata lainnya yang dapat menghasilkan bobot kemiripan dengan *query* menjadi lebih baik dan dapat menambahkan metode pada pemrosesan bahasa alami sehingga dapat memperhitungkan makna dari kata atau relasi dari kata-kata pada sebuah kalimat dan menghasilkan ringkasan yang lebih relevan dan membuang kalimat yang tidak relevan.

## 8. DAFTAR PUSTAKA

- Amin, F., 2012. Sistem Temu Kembali Informasi dengan Metode Vector Space Model. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 2(2), pp. 78-83.
- Asosiasi Penyelenggara Internet Indonesia, 2016. *APJII*. [Online] Available at: <https://apjii.or.id/download/file/surveipene-trasiinternet2016.pdf> [Accessed 22 Maret 2018].
- Goldstein, J., 2008. *Genre Oriented Summarization*, Pittsburgh: Language Technologies Institute, School of Computer Science, Carneige Mellon University.
- Karmasya, O. & Mahendra, I. B., 2012. Implementasi Vector Space Model dan Beberapa Notasi Metode Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) Pada Sistem Temu Kembali Informasi. *Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Universitas Udayana*.
- Lukmana, I. et al., 2014. Multi-Document Summarization Based On Sentence Clustering Improved Using Topic Words. *JUTI*, 12(2), pp. 1-8.
- Mustaqhfi, M., Abidin, Z. & Kusumawati, R., 2011. Peringkasan Teks Otomatis Berita Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Maximum Marginal Relevance. *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, 4(4), pp. 09-2011.
- Okfalisa & Harahap, A. H., 2016. Implementasi Metode Terms Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan Maximum Marginal Relevance untuk Monitoring Diskusi Online. *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, Volume 13, pp. 151-159.
- Pradnyana, G. A. & Mogi, I. K. A., 2014. Implementasi Automated Text Summarization untuk Dokumen Tunggal Berbahasa Indonesia menggunakan Graph-Based Summarizational Algorithm dan Algoritma Genetika. *Jurnal Ilmiah NERO*, 1(2).
- Ridok, A., 2014. Peringkasan Dokumen Bahasa Indonesia Berbasis Non-Negative Matrix Factorization (NMF). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 1(1), pp. 39-44.
- Salton, 1989. *Automatic Text Processing, The Transformation, Analysis, and Retrieval of Information by Computer*. USA: Addison-Wesley Publishing Company.
- Wei, W. et al., 2016. Exploring heterogeneous features for query-focused summarization of categorized community answers. *Information Sciences*, Volume 330, pp. 403-423.
- Wijaya, J. & Junaedi, H., 2016. *Gospel Lyrics and Background Images Retrieval System Based on Reflection Topics*. Lombok, IEEE.
- Xie, S. & Liu, Y., 2008. *Using Corpus and Knowledge-base Similarity Measure In Maximum Marginal Relevance for Meeting Summarization*. Las Vegas, IEEE.
- Zain, M. Y. & Suswati, 2016. Information Retrieval System Pada Pencarian File Dokumen Berbasis Teks Dengan Metode Vector Space Model Dan Algoritma ECS Stemmer. *Jurnal Insand Comtech*, 1(1), pp. 33-40.
- Zhou, D. & Li, L., 2007. *Multi-Document Summarization as Applied in Information Retrieval*. Beijing, IEEE.