

PEMBOBOTAN KALIMAT BERDASARKAN FITUR BERITA DAN TRENDING ISSUE UNTUK PERINGKASAN MULTI DOKUMEN BERITA

Nur Hayatin¹⁾, Chastine Fatichah²⁾, dan Diana Purwitasari³⁾

¹⁾Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Malang, Indonesia

^{2,3)}Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia

e-mail: noorhayatin@gmail.com¹⁾, chastine.fatichah@gmail.com²⁾, diana.purwitasari@gmail.com³⁾

ABSTRAK

Ringkasan berita diartikan sebagai teks yang dihasilkan dari satu atau lebih kalimat yang menyampaikan informasi penting dari berita. Salah satu fase penting dalam peringkasan adalah pembobotan kalimat (*sentence scoring*). Dimana pada peringkasan berita, metode pembobotannya sebagian besar menggunakan fitur dari berita sendiri. Padahal dalam satu topik berita dimungkinkan adanya *multiple issue*. Dari *multiple issue* biasanya hanya ada satu isu yang menjadi pokok pembicaraan yang disebut dengan *Trending Issue*. *Trending Issue* inilah yang harusnya dipertimbangkan pada proses peringkasan berita sehingga ringkasan yang dihasilkan lebih koheren.

Penelitian ini bertujuan untuk meringkas multi berita menggunakan metode pembobotan berdasarkan *Trending Issue* dengan tetap mempertimbangkan fitur penting berita, yaitu *word frequency*, *TF-IDF*, posisi kalimat, dan kemiripan kalimat terhadap judul (*NeFTIS*). Dimana *Trending Issue* didapatkan dari data Twitter dengan cara mengelompokkan tweets kemudian melakukan ekstraksi isu pada tiap kelompok yang terbentuk. Selanjutnya tiap isu diberikan bobot menggunakan konsep *Cluster Importance (CI)*. Isu dengan bobot terbesar yang akan dipilih sebagai *Trending Issue*.

Ada 5 tahap yang dilakukan untuk menghasilkan ringkasan multi berita dengan menggunakan *NeFTIS*, yaitu ekstraksi *Trending Issue*, seleksi berita, ekstraksi fitur berita, penghitungan total bobot kalimat, dan penyusunan ringkasan. Untuk mengukur kualitas sistem digunakan metode evaluasi *ROUGE-1* dengan menganalisa performa dari hasil ringkasan dengan menggunakan metode pembobotan *NeFTIS* dibandingkan dengan hasil ringkasan dengan hanya menggunakan fitur berita (*NeFS*). Hasil rata-rata *max-ROUGE-1* untuk seluruh variasi jumlah kalimat yang menyusun ringkasan (*n*) menunjukkan bahwa metode pembobotan *NeFTIS* lebih akurat dibanding dengan metode pembobotan *NeFS* dengan nilai rata-rata *max-ROUGE-1* terbesar 0.8201 untuk *n=30*.

Kata Kunci: peringkasan berita, pembobotan kalimat, *Trending Issue*, *Cluster Importance*, Twitter.

ABSTRACT

News summarization was interpreted as a text which is generated from one or more sentences that convey important information from news. One of the important phases in summarization is weighting the sentence (*sentence scoring*). In news summarization, *sentence scoring* methods is usually used as news features itselfs. In the multiple issues, there is one issue which becomes the subject, it is called *Trending Issue*. *Trending Issue* should be considered in the summarization process to produce more coherent summary.

This study aims to summarize multiple news using a new sentence scoring method based on the *Trending Issue* and some important features from news, there are *word frequency*, *TF-IDF*, sentence position, and resemblance sentence to the title (*NEFTIS*). In this research, *Trending Issue* is obtained from Twitter by classifying tweets and then each tweet's groups are extracted to get the issue. Furthermore, giving the weight of each issue using the *Cluster Importance (CI)* method. The issue with the largest weight will be selected as the *Trending Issue*.

There are five steps to produce a multi-news summary with *NEFTIS*, i.e. *Trending Issue* extraction, news retrieval, news extracting feature, the scoring sentence, and the generating summary. *ROUGE-1* is used to measure the quality of method by analyzing the performance of summary result using *NEFTIS*, it is compared with the summary results using only news feature (*NeFS*). The average yield *max-ROUGE-1* for a whole variety of the number of sentences (*n*) indicates that *NEFTIS* method is more accurate than *NeFS* with the average value of *max-largest ROUGE-1* 0.8201 for *n = 30*.

Keywords: news summarization, sentence scoring, *Trending Issue*, *Cluster Importance*, Twitter.

I. PENDAHULUAN

RINGKASAN berita dapat diartikan sebagai sebuah teks yang dihasilkan dari satu atau lebih kalimat yang mampu menyampaikan informasi penting dari sebuah berita. Peringkasan multi dokumen berita merupakan sistem peringkasan yang melibatkan lebih dari satu berita sebagai input. Salah satu fase penting yang banyak digunakan pada peringkasan secara ekstraktif adalah fase pembobotan kalimat (*sentence scoring*) [1]. Ada banyak metode yang digunakan untuk pembobotan kalimat [1]. Salah satu contohnya adalah MEAD yang menggunakan fitur berita untuk pembobotan kalimat, yaitu posisi kalimat, *centroid*, dan kemiripan kalimat terhadap kalimat pertama dari berita [2]. Walaupun fitur berita juga penting, namun hal ini kemungkinan besar dapat mengakibatkan ringkasan yang dihasilkan menjadi kurang koheren (keterpaduan informasi) khususnya jika diterapkan pada peringkasan multi berita, karena kalimat-kalimat yang menyusun ringkasan berasal dari beberapa berita yang dapat mengandung berbagai macam isu yang berbeda (*multiple issue*) [3].

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan peringkasan multi dokumen berita menggunakan metode pembobotan kalimat berdasarkan *Trending Issue* yang didapatkan dari data Twitter dengan tetap mempertimbangkan informasi penting dari berita. *Trending Issue* diseleksi dari beberapa isu yang ada menggunakan konsep *Cluster Importance* [4]. Dari kombinasi teknik pembobotan tersebut diharapkan dapat menyeleksi kalimat penting dari berita secara lebih tepat sesuai dengan *Trending Issue*. Sehingga mampu menghasilkan peringkasan berita yang lebih koheren.

II. STUDI LITERATUR

Sebuah ringkasan menurut Radev [5] dapat diartikan sebagai sebuah teks yang dihasilkan dari satu atau lebih kalimat yang menyampaikan informasi penting dari dokumen asli. Panjang dari sebuah ringkasan tidak lebih dari setengah panjang dokumen asli dan biasanya lebih pendek lagi. Sedangkan menurut Karel [6], peringkasan dokumen didefinisikan sebagai sebuah penyulingan informasi yang paling penting dari dokumen sumber untuk menghasilkan sebuah versi singkat untuk tugas maupun pengguna tertentu. Ketika peringkasan dilakukan oleh komputer maka disebut dengan peringkasan dokumen secara otomatis. Jenis data yang dapat diproses untuk peringkasan dapat berupa teks, video, citra atau suara. Sedangkan berdasarkan jenis medianya, peringkasan dokumen dibedakan menjadi beberapa domain yaitu berita, email, media sosial, artikel ilmiah, buku dan *website*.

A. Peringkasan Multi Dokumen Berita

MEAD (*Centroid based multi-document summarization*) adalah sebuah metode peringkasan dokumen berita yang populer hasil penelitian dari Radev. Penelitian tersebut memaksimalkan fitur yang dimiliki oleh dokumen yaitu *centroid*, posisi, dan kemiripan kalimat terhadap kalimat pertama [2]. Penelitian lain tentang peringkasan dokumen berita yang juga menggunakan fitur yang ada pada dokumen adalah Sarkar. Penelitian Sarkar melakukan peringkasan dokumen dengan menggunakan teknik klusterisasi menggunakan dua fitur penting dari dokumen yaitu *global importance* dan *local importance* [4]. Kedua penelitian tersebut adalah contoh penelitian tentang peringkasan dokumen secara generik yang hanya menggunakan fitur yang ada pada dokumen itu sendiri. Padahal pada dokumen berita, kemunculan lebih dari satu isu (*multiple issue*) pada topik yang sama dapat terjadi [3]. Sehingga ketika fitur yang digunakan untuk peringkasan dokumen hanya diambil dari berita maka kemungkinan besar akan mengakibatkan susunan ringkasan berita yang dihasilkan kurang koheren (keterpaduan makna) dikarenakan kalimat-kalimat yang menyusun ringkasan berasal dari berbagai macam isu. Biasanya dari banyak isu yang muncul pada topik yang sama dalam sebuah berita kemungkinan hanya ada beberapa isu yang akan menjadi pokok pembicaraan yang disebut dengan *Trending Issue*. *Trending Issue* inilah yang harusnya dijadikan pertimbangan untuk menyeleksi kalimat penting pada proses peringkasan dokumen.

B. Teknik Pembobotan Kalimat (*Sentence Scoring*)

Salah satu fase penting pada peringkasan berita adalah pembobotan kalimat. Secara umum, metode pembobotan kalimat pada peringkasan berita dikelompokkan menjadi tiga kategori [7] yaitu berdasarkan bobot kata (*word-based scoring*), berdasarkan fitur kalimat (*sentence-based scoring*), dan berdasarkan pada relasi antar kalimat yang direpresentasikan dengan graf (*graph-based scoring*). Penelitian ini menggunakan dua macam kategori pembobotan yaitu berdasarkan kata dan kalimat. Contoh pembobotan kalimat yang berdasarkan kata adalah *word frequency* (WF) dan TF-IDF [8]. Sedangkan contoh pembobotan kalimat yang menggunakan bobot kalimat adalah posisi, *centroid* [4], panjang kalimat, kemiripan kalimat terhadap kalimat pertama pada dokumen, dan kemiripan kalimat terhadap judul dokumen. Teknik pembobotan kalimat yang digunakan dalam penelitian berdasarkan *Trending Issue* dan fitur penting berita. Fitur penting berita merupakan kombinasi dari empat fitur berita sesuai dengan penelitian [7] yaitu *word frequency*, TF-IDF, posisi, dan *resemblance to the title*. Dimana hasil penelitian tersebut menyatakan bahwa untuk pembobotan kalimat pada dokumen yang memiliki karakter teks pendek dan terstruktur seperti berita maka teknik pembobotan kalimat terbaik adalah dengan menggunakan kombinasi dari keempat teknik di atas. Kontribusi dari penelitian ini adalah penggunaan *Trending Issue* sebagai pembobotan

kalimat selain menggunakan empat kombinasi pembobotan dari fitur berita.

C. Kemiripan Kalimat terhadap Trending Issue (*Resemblance to the Trending Issue*)

Salah satu media yang dapat digunakan untuk mengetahui *Trending Issue* adalah Twitter. Twitter mengizinkan penggunaannya untuk menulis dan membagi pesan berupa teks singkat yang disebut dengan *tweets*. Penelitian [9] mengelompokkan *tweets* berdasarkan kesamaan isi, kemudian menyeleksi satu kelompok *tweets* yang memiliki skor tertinggi untuk dijadikan sebagai *Trending Topic*. Sedangkan menurut [3], *issue* dapat diidentifikasi dari kata kunci yang muncul pada kelompok *tweets*. Sehingga berdasarkan definisi *issue* dan *Trending Topic* dari penelitian diatas, dapat disimpulkan bahwa *Trending Issue* adalah satu isu yang memiliki skor tertinggi dari *issue* yang ada. Penelitian ini menggunakan *Cluster Importance* untuk memberikan skor atau bobot pada isu.

Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk ekstraksi isu adalah dengan melalui ekstraksi kata kunci. Ekstraksi kata kunci (*keyword extraction*) adalah sebuah cara untuk mencari perwakilan kata yang paling menggambarkan sebuah teks. Inilah yang menjadi dasar penggunaan kata kunci untuk menyaring kalimat yang mengandung *Trending Issue* dalam sebuah berita.

Penelitian yang terkait dengan ekstraksi isu berdasarkan data *tweets* telah dilakukan oleh [3]. Penelitian tersebut mengekstraksi isu berdasarkan kata kunci yang muncul pada *tweets*. Isu yang dimaksud merupakan kumpulan kata kunci yang memiliki kesamaan topik. Penelitian ini adalah pengembangan dari penelitian yang dilakukan oleh Daeyong, dimana penelitian Daeyong hanya sampai pada ekstraksi isu sedangkan penelitian yang diusulkan akan menyeleksi *Trending Issue* dari isu yang ada.

Penelitian [9] mendeteksi *trending event* dari *tweets*. Langkah pertama adalah mengelompokkan *tweets* berdasarkan kesamaan topik dengan menggunakan algoritma K-medoids. Selanjutnya dilakukan perangkingan dengan menggunakan DF-IDF. Kelompok *tweets* yang memiliki bobot terbesar akan diseleksi dan kemudian digunakan untuk mengekstrak *trending event*.

III. METODOLOGI

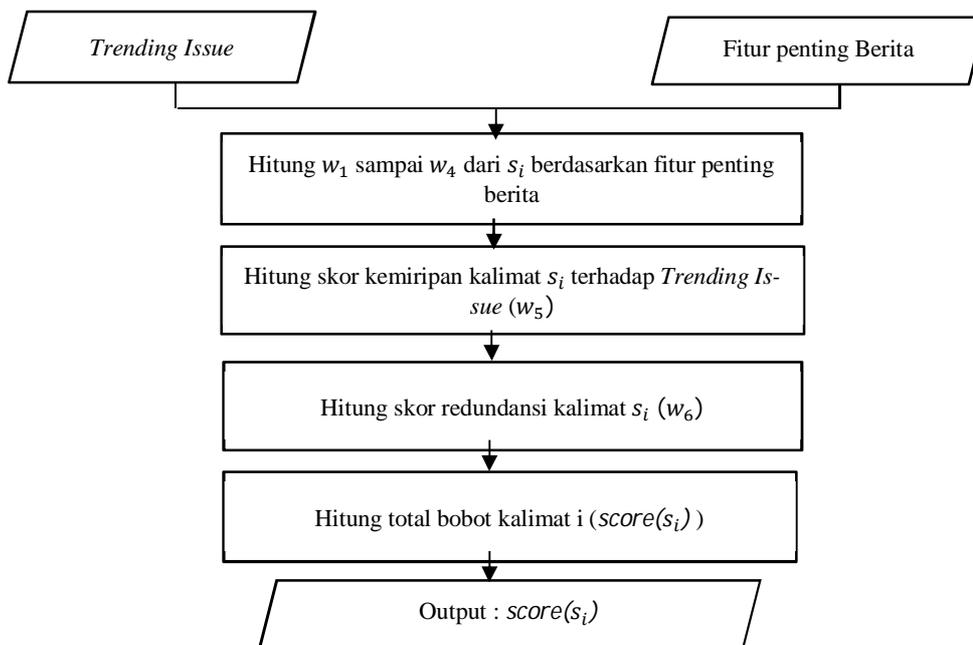
Secara garis besar ada 5 proses yang dilakukan pada perancangan sistem. Lima tahapan proses tersebut adalah ekstraksi *Trending Issue*, seleksi berita, ekstraksi fitur berita, penghitungan total bobot kalimat, dan penyusunan ringkasan.

A. Preproses Data

Preproses data untuk menyiapkan dokumen berita dan *tweets* agar siap diproses pada tahap selanjutnya. Preproses yang dilakukan meliputi pemenggalan *term*, penghapusan *stopword*, dan normalisasi. Pemenggalan *term* (*tokenization*) adalah proses pemenggalan dokumen menjadi unit-unit kecil atau *term*. *Stopword removal* yaitu proses penghapusan kata yang tidak memiliki arti penting dan jika dihapus tidak menghilangkan informasi penting yang terkandung dalam sebuah kalimat, contoh *stopword*: yang, akan, ketika, dll. Normalisasi dilakukan untuk membersihkan *tags* yang biasa muncul pada *tweets*, seperti: *hashtag*, *mentioned*, dan *link*. Cara pengenalan ketiga fitur tersebut adalah dengan menyeleksi teks yang diawali dengan karakter khusus, yaitu simbol # digunakan untuk menandai adanya *hashtag*, simbol @ untuk menandai *mentioned*, dan awalan *http* untuk menandai penulisan *link*. Khusus untuk *mentioned* dan *link*, keduanya akan langsung dihapus dikarenakan kedua fitur tersebut tidak digunakan dalam penelitian ini. Sedangkan untuk *hashtag* akan disimpan setelah diubah menjadi kata.

B. Ekstraksi Trending Issue

Ekstraksi *Trending Issue* bertujuan untuk mendapatkan isu yang paling banyak dibicarakan di Twitter. Ada 3 langkah yang dilakukan untuk ekstraksi *Trending Issue* yaitu pengelompokan *tweets*, ekstraksi isu, dan pembobotan isu. Pengelompokan *tweet* bertujuan untuk mengelompokkan *tweets* berdasarkan kesamaan isi dari *tweet*. Penelitian ini menggunakan algoritma K-medoids *clustering* untuk pengelompokan *tweets*. Isu didapatkan dengan cara mengekstraksi kata kunci dari grup *tweets* [1]. Ekstraksi kata kunci bertujuan untuk menyeleksi kata yang penting dari data *tweets* yang diidentifikasi dari frekuensi kemunculan kata pada *tweet*. Proses yang dilakukan untuk ekstraksi kata kunci menggunakan kombinasi dari pembobotan kata berdasarkan *Term Frequency* (TF), TFIDF, dan *Word Frequency* (WF). Kemudian menyeleksi kata yang memiliki bobot diatas nilai ambang. Langkah terakhir untuk mendapatkan *Trending Issue* adalah pembobotan isu menggunakan konsep *Cluster Importance*. Pembobotan isu bertujuan untuk menyeleksi satu isu yang paling banyak diperbincangkan. Metode yang digunakan untuk menyeleksi *Trending Issue* dari sejumlah isu yang ada adalah dengan cara memberikan bobot untuk masing-masing isu menggunakan konsep *Cluster Importance* yang mengadopsi dari penelitian [4].



Gambar. 1. Algoritma Pembobotan Fitur Berita dan Trending Issue pada Peringkasan Multi Dokumen Berita

C. Seleksi Berita

Proses seleksi berita sama seperti proses pencarian dokumen yaitu dengan menggunakan *Trending Issue* sebagai *query* yang digunakan untuk mencari berita yang relevan. Penelitian ini menggunakan pustaka *Lucene* untuk melakukan seleksi berita berdasarkan *Trending Issue*. Hasil dari proses seleksi adalah akan didapatkan n berita yang relevan terhadap *Trending Issue*, $D = \{d_1, \dots, d_n\}$.

D. Ekstraksi Fitur Berita

Sejumlah n berita yang didapatkan selanjutnya dijadikan sebagai input pada proses seleksi fitur berita. Dari gabungan n berita tersebut akan didapatkan kumpulan m kalimat $S = \{s_1, \dots, s_m\}$. Ekstraksi fitur berita dilakukan untuk mendapatkan fitur penting dari berita yaitu *term frequency*, *document frequency*, *word frequency*, posisi kalimat, dan judul berita. *Term frequency* (TF) merepresentasikan banyaknya *term j* yang muncul pada kalimat i (TF_{ij}). *Document frequency* (DF) merepresentasikan banyaknya kalimat yang mengandung *term j* (DF_j). Posisi (Pos) adalah letak kalimat i pada berita k (Pos_{ik}), posisi direpresentasikan dengan indeks yang dimulai dari indeks ke-1 untuk kalimat pertama pada berita dan seterusnya. *Word frequency* (WF) adalah jumlah kemunculan *term j* dari n berita (WF_j). Sedangkan judul berita diambil dari setiap berita sehingga dari n berita akan didapatkan n judul berita, $Title = \{Title_1, \dots, Title_n\}$.

E. Penghitungan Total Bobot Kalimat

Penelitian ini mempertimbangkan 3 informasi penting sebagai input untuk menghitung total bobot kalimat yaitu fitur penting dari berita, *Trending Issue*, dan redundansi kalimat. Adapun total bobot kalimat dalam penelitian yang diusulkan ini menggunakan gabungan dari 5 teknik pembobotan kalimat yaitu kemiripan kalimat terhadap *Trending Issue* (*Resemblance to the Trending Issue*), *Word Frequency* (WF), *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF), posisi kalimat, dan kemiripan kalimat terhadap judul berita (*Resemblance to the Title*). Dimana pembobotan kalimat berdasarkan *Trending Issue* merupakan kontribusi dari penelitian ini. Sedangkan redundansi bertujuan untuk meminimalisir adanya redundansi pada hasil akhir ringkasan. Kombinasi dari metode pembobotan kalimat inilah yang selanjutnya disebut dengan NeFTIS. Gambar 1 menunjukkan algoritma dari metode pembobotan NeFTIS.

Pembobotan kalimat pertama adalah $w_1(s_i)$ yaitu nilai kemiripan kalimat s_i terhadap *WFList* menggunakan *cosine similarity*, dimana $S = \{s_1, \dots, s_m\}$, persamaan (1). Pembobotan kalimat kedua (w_2) pada penelitian ini menggunakan pendekatan TF-IDF. Bobot w_2 merupakan hasil penjumlahan dari seluruh bobot *term j* yang muncul pada kalimat i (s_i), persamaan (2). Pembobotan kalimat ketiga (w_3) menggunakan fitur posisi. Kalimat yang posisinya berada diawal dokumen memiliki skor lebih besar dibanding kalimat yang posisinya diakhir. Bobot w_3 dihitung dengan menggunakan persamaan (3). Pembobotan kalimat keempat (w_4) melibatkan judul berita (*Title*). Penghitungan w_4 mengadopsi dari [1] yaitu dengan cara membagi antara jumlah *term* judul yang muncul pada kalimat (Ntw) dengan

jumlah seluruh *term* yang ada pada judul (*T*), persamaan (4).

$$w_1(s_i) = Sim(s_i, WFList) \quad (1)$$

$$w_2(s_i) = \sum_{j=1}^n TFIDF_{ij} \quad (2)$$

$$w_3(s_i) = \frac{1}{\sqrt{POS(s_i)}} \quad (3)$$

$$w_4(s_i) = \frac{NTW}{T} \quad (4)$$

Untuk pembobotan kalimat terhadap *Trending Issue* (w_5) digunakan nilai kemiripan antara kalimat terhadap *Trending Issue* (*TI*), persamaan (5). Metode pengukuran kemiripan kalimat terhadap *TI* menggunakan *cosine similarity*. Kalimat yang memiliki skor kemiripan tinggi terhadap *TI* akan dianggap sebagai kalimat penting. Penghitungan bobot (w_6) terkait dengan penghitungan redundansi kalimat. Redundansi kalimat diidentifikasi dari kemiripan kalimat ke-*i* (s_i) terhadap kalimat yang lain (s_j) dengan mengadopsi konsep dari MMR. Dimana *j* sebanyak jumlah kalimat yang ada pada dokumen (*D*), persamaan (6).

$$w_5(s_i) = Sim(s_i, TI) \quad (5)$$

$$w_6(s_i) = Max_{s_j \in D} \frac{2 * (s_i \cap s_j)}{s_i \cup s_j} \quad (6)$$

Setelah didapatkan bobot w_1 sampai w_6 langkah berikutnya adalah menghitung total bobot kalimat *i* ($score(s_i)$), persamaan (7). Seluruh kalimat akan dihitung bobotnya, hasil dari penghitungan inilah yang akan menjadi total bobot kalimat ke-*i*.

$$score(s_j) = w_1(s_j) + w_2(s_j) + w_3(s_j) + w_4(s_j) + w_5(s_j) - w_6(s_j) \quad (7)$$

Proses terakhir yang dilakukan pada sistem peringkasan yang diusulkan adalah penyusunan ringkasan yang didasarkan pada bobot kalimat. Penelitian ini akan menyusun ringkasan sebanyak *n* kalimat berdasarkan kalimat yang memiliki total bobot ($score(s_j)$) terbesar. Asumsinya, semakin besar total bobot yang dimiliki oleh sebuah kalimat maka kalimat tersebut adalah kalimat penting.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data Uji Coba

Data uji coba yang digunakan pada penelitian ini berasal dari dua sumber dengan domain yang berbeda yaitu berita dan *tweets*. Dimana bahasa yang digunakan pada kedua sumber tersebut adalah bahasa Indonesia. Koleksi berita diambil secara manual dari beberapa situs berita *online* berdasarkan rekomendasi *link* yang ada pada *tweets*. Sedangkan data *tweets* diambil dengan cara *crawling* menggunakan *Twitter API (Twitter4j library)*. Dokumen berita dan *tweets* diambil berdasarkan topik berita yang sedang berkembang (*hot topic*) pada periode waktu yang sama. Jumlah topik yang digunakan untuk uji coba sebanyak 11 topik, dimana setiap topik akan memiliki data *tweets* lebih dari 100 *tweets*. Sedangkan jumlah berita untuk setiap topik melibatkan lebih dari satu berita.

B. Hasil Uji Coba

Uji coba dilakukan untuk mengukur performa dari hasil ringkasan dengan menggunakan metode pembobotan NeFTIS dan yang hanya menggunakan fitur berita (untuk selanjutnya disingkat “NeFS”). Dimana untuk mengukur performa kedua metode pembobotan tersebut digunakan metode evaluasi ROUGE-1 [10]. Adapun teknik penghitungan ROUGE-1 berdasarkan persamaan (8).

$$ROUGE - N = \frac{\sum_{S \in Summ_{ref}} \sum_{gram_n \in S} count_{match}(gram_n)}{\sum_{S \in Summ_{ref}} \sum_{gram_n \in S} count(gram_n)} \quad (8)$$

$$ROUGE - N_{multi} = \arg \max_i ROUGE - N(r_i, s) \quad (9)$$

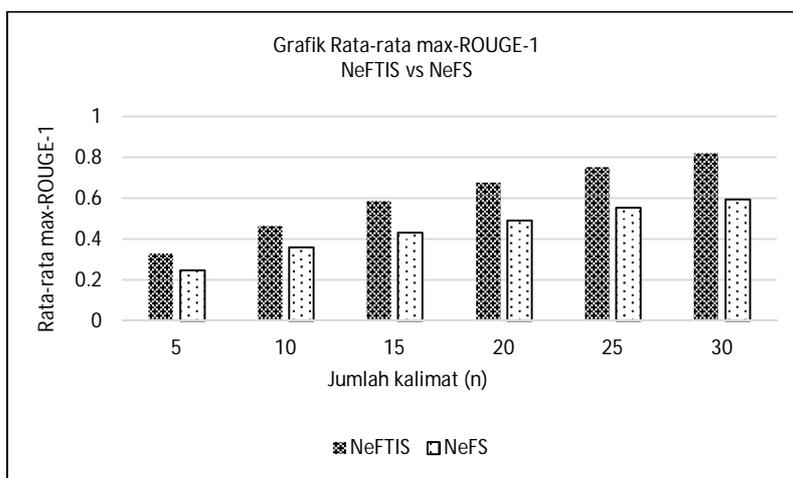
Setelah didapatkan total bobot untuk setiap kalimat, untuk mendapatkan hasil akhir ringkasan tinggal menentukan nilai *n* (jumlah kalimat) yang akan menyusun ringkasan. Misalkan untuk topik “pilpres” akan diambil sebanyak 10 kalimat sebagai penyusun ringkasan sehingga $n=10$. Maka urutan 10 kalimat yang akan terpilih menjadi penyusun ringkasan berdasarkan total bobot NeFTIS (a) dan NeFS (b) dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL I
PERBANDINGAN HASIL RINGKASAN NEFTIS DAN NEFS UNTUK TOPIK “PILPRES” (n=10)

(a)	(b)
<p>Direktur Riset SMRC Dr Djayadi Hanan, mengatakan, klaim kecurangan yang disuarakan oleh Prabowo bisa dianggap sebagai pihak yang gagal move on dengan hasil Pemilu.</p> <p>Direktur Riset SMRC Djayadi Hanan mengatakan, bukan hanya pemilih Jokowi yang menilai Pilpres 2014 berlangsung sangat bebas dan jujur, namun juga penilaian tersebut dilakukan pemilih Prabowo.</p> <p>"Sebanyak 48,2% pemilih menjawab pilpres sangat bebas dan jujur, 29,7% bebas dan jujur dengan sedikit permasalahan," kata Direktur Riset SMRC Dr Djayadi Hanan dalam paparan survei di Hotel Sari Pan Pacific, Jl MH Thamrin, Jakarta, Minggu (10/8/2014).</p> <p>Hal tersebut terlihat dalam survei terbaru Saiful Mujani Research and Consulting (SMRC) yang dirilis di Hotel Sari Pan Pacific Jakarta, Minggu (10/8/2014) siang.</p> <p>Hasilnya, mayoritas pemilih menjawab pilpres berlangsung bebas dan jujur, hanya 2,3 persen menilai pilpres tidak bebas dan tidak jujur.</p> <p>"Jadi 80% masyarakat menilai Pilpres bebas dan jujur Kalau ada yang mengatakan sama sekali tidak bebas dan tidak jujur, masuk kategori 2,3 persen Jadi itu penilaian sekelompok kecil orang," tegas Djayadi.</p> <p>Dalam survei bertajuk Kinerja Demokrasi dan Pilpres 2014: Evaluasi Pemilih Nasional tersebut, sebanyak 77,9 persen pemilih nasional menilai bahwa Pilpres 2014 yang baru saja digelar berjalan dengan bebas dan jujur.</p> <p>Sikap capres Prabowo Subianto dan para elite pendukungnya yang menolak hasil Pilpres 2014 yang ditetapkan KPU pada 22 Juli lalu tidak mencerminkan sikap para pemilih mereka.</p> <p>"Jadi elite-elite Gerindra (yang sebut pilpres tidak jujur) masuk minoritas Begitu juga dengan partai lain," imbuh Djayadi.</p> <p>"Rakyat Indonesia umumnya merasa puas dengan pelaksanaan demokrasi di negeri ini," tutup Djayadi.</p>	<p>"Dari 11 pengaduan yang masuk, sebenarnya secara formal masih banyak yang belum memenuhi syarat Tapi secara substansi sudah masuk Pilpres ini sesuatu yang serius, jangan terlalu lama dipendam Makanya jangan sampai hanya karena soal titik koma kemudian kami dismiss (ditolak)," ujar Ketua Majelis DKPP Jimly Asshiddiqie.</p> <p>"Sebanyak 98 kotak suara dari 98 TPS tersebut tersebar pada 13 Kecamatan se-Kabupaten Pamekasan," terang Hamzah pada wartawan saat dikonfirmasi wartawan, Minggu (10/8/2014).</p> <p>Direktur Riset SMRC Dr Djayadi Hanan, mengatakan, klaim kecurangan yang disuarakan oleh Prabowo bisa dianggap sebagai pihak yang gagal move on dengan hasil Pemilu.</p> <p>Selain itu, pembukaan kotak suara ini terlihat dikawal ketat oleh pihak kepolisian.</p> <p>Lebih lanjut Arif menjelaskan, dari keseluruhan kotak suara yang dibuka ada kejanggalan.</p> <p>Seperti ditayangkan Liputan 6 Siang SCTV, Minggu (10/8/2014), pembongkaran disaksikan oleh tim Prabowo Subianto-Hatta Rajasa dan Joko Widodo-Jusuf Kalla serta aparat kepolisian di Jalan Otista, Sukabumi.</p> <p>"Ini adalah sebagai tindak lanjut atas dugaan kejanggalan yang disangkakan oleh pihak capres nomor urut 1 (Prabowo-Hatta) kepada kubu Jokowi-JK," papar Undang di Bogor, Sabtu (9/8/2014).</p> <p>Terkait temuan itu, KPU Ponorogo langsung berkonsultasi dengan Bawaslu Jawa Timur.</p> <p>KPUD Majalengka diberi waktu 1 hari untuk melengkap dokumen yang akan dibawa ke sidang Mahkamah Konstitusi (MK).</p> <p>"Jadi elite-elite Gerindra (yang sebut pilpres tidak jujur) masuk minoritas Begitu juga dengan partai lain," imbuh Djayadi.</p>

TABEL II
RATA-RATA MAX-ROUGE-1 SELURUH TOPIK PADA TIAP VARIASI JUMLAH KALIMAT (n)

N	Rata-rata max-ROUGE-1	
	NeFTIS	NeFS
5	0.3281	0.2474
10	0.4625	0.3595
15	0.5837	0.4313
20	0.6762	0.4905
25	0.7504	0.5539
30	0.8201	0.5942



Gambar 2. Rata-rata max-ROUGE-1 Seluruh Topik pada Tiap Variasi Jumlah Kalimat (n)

Penelitian ini menggunakan 3 sumber *Groundtruth* yang akan dibandingkan dengan ringkasan yang dihasilkan oleh sistem. Sehingga untuk mendapatkan satu nilai hasil evaluasi diambil nilai ROUGE-1 yang paling maksimum dari ketiga nilai ROUGE-1 yang ada (max-ROUGE-1), persamaan (9). Tabel 2 menunjukkan nilai rata-rata max-

ROUGE-1 untuk seluruh topik dari tiap variasi jumlah kalimat (n). Dari tabel 2 tersebut dapat disimpulkan bahwa hasil dari metode pembobotan NeFTIS dengan NeFS memiliki perbedaan. Dimana dari seluruh variasi n nilai rata max-ROUGE-1 dari metode pembobotan NeFTIS mengungguli metode NeFS. Lebih jelas tentang perbedaan nilai max-ROUGE-1 NeFTIS dengan NeFS dapat dilihat dengan melihat Gambar 2.

Berdasarkan Tabel II dapat dilihat bahwa nilai rata-rata max-ROUGE-1 terbesar untuk NeFTIS adalah ketika $n = 30$ yaitu sebesar **0.8201**. Sebaliknya, ketika $n=5$ maka nilai max-ROUGE-1 semakin kecil yaitu sebesar **0.3281**. Hal ini dikarenakan semakin besar nilai yang diberikan pada variabel n maka semakin banyak kalimat yang diambil untuk menyusun ringkasan. Sehingga semakin banyak kemungkinan adanya kata atau *term* dari ringkasan yang sama dengan kata atau *term* yang ada pada *Groundtruth* yang dapat meningkatkan nilai ROUGE. Begitu pula sebaliknya, semakin kecil nilai yang diberikan pada variabel n maka semakin sedikit kalimat yang diambil untuk menyusun ringkasan. Sehingga semakin kecil kemungkinan adanya kata atau *term* dari ringkasan yang sama dengan kata atau *term* yang ada pada *Groundtruth* yang mengakibatkan nilai ROUGE kecil.

Kesimpulan dari hasil analisa tentang pengaruh n terhadap hasil evaluasi ROUGE-1 adalah bahwa semakin besar nilai n maka semakin besar pula nilai ROUGE yang dihasilkan. Sebaliknya, semakin kecil nilai n maka semakin kecil nilai ROUGE yang dihasilkan. Walaupun demikian banyaknya kalimat yang menyusun sebuah ringkasan jangan sampai hampir menyamai banyak kalimat yang ada. Karena pada umumnya panjang dari sebuah ringkasan tidak melebihi separoh dari banyak kalimat yang ada.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan ujicoba dan analisa hasil, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan antara lain:

1. Berdasarkan nilai rata-rata max-ROUGE-1 metode pembobotan dengan fitur berita dan *Trending Issue* (NeFTIS) mampu memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan dengan metode pembobotan yang hanya menggunakan fitur berita (NeFS) dengan nilai rata-rata max-ROUGE-1 terbesar 0.8201 untuk $n=30$.
2. Metode pembobotan *Cluster Importance* terbukti dapat digunakan untuk pembobotan *issue* pada proses ekstraksi *Trending Issue*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ferreira, R., Cabral, L. d., Lins, R. D., e Silva, G. P., & Freitas, F., "Assessing sentence scoring techniques for extractive text summarization", *Expert Systems with Applications*, vol. 40, hal. 5755–5764, 2013.
- [2] Radev, D. R., Jing, H., Stys, M., & Tam, D., "Centroid-based summarization of multiple documents", *Information Processing and Management*, vol. 40, hal. 919–938, 2004.
- [3] Kim, D., Kim, D., & Kim, S., "SNS-based Issue Detection and Related News Summarization Scheme", *IMCOM (ICUIMC)'14*, ACM, Siem Reap, Cambodia, 2014.
- [4] Sarkar, K., "Sentence Clustering-based Summarization of Multiple Text Documents", *TECHNIA – International Journal of Computing Science and Communication Technologies*, vol. 2, no. 1, 2009.
- [5] Radev, D. R., Hovy, E. H., & McKeown, K., "Introduction to the Special Issue on Summarization", *Computational Linguistics*, vol. 28, no. 4, hal. 399-408, 2002. Ferreira, R., Freitas, F., Cabral, L. d., Lins, R. D., Lima, R., Franc, a, G., . . . Favaro, L., "A Context Based Text Summarization System", *11th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems*, IEEE, 2014
- [6] Karel J., Josef S., "Automatic Text Summarization (The State of The Art 2007 and New Challenges)", *Znalosti*, hal. 1-12, FIIT STU Bratislava, Ústav informatiky a softvérového inžinierstva, 2008.
- [7] Ferreira, R., Freitas, F., Cabral, L. d., Lins, R. D., Lima, R., Franc, a, G., Favaro, L. A Context Based Text Summarization System. *11th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems*. IEEE. 2014.
- [8] Fachrurrozi, M., Yusliani, N., & Yoanita, R. U., "Frequent Term based Text Summarization for Bahasa Indonesia", *International Conference on Innovations in Engineering and Technology (ICIET'2013)*, Bangkok (Thailand), 2013.
- [9] Ifrim, G., Shi, B., & Brigadir, I., "Event Detection in Twitter using Aggressive Filtering and Hierarchical Tweet Clustering", *SNOWWWW Workshop*, ACM, Korea, 2014.
- [10] Lin, C. Y. ROUGE: a Package for Automatic Evaluation of Summaries. In *Proceedings of Workshop on Text Summarization Brances Out* (hal. 74-81). Barcelona: Association for Computational Linguistics, 2004.