PERINGKASAN TEKS BERITA BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN METODE CROSS LATENT SEMANTIC ANALYSIS

SKRIPSI

Disusun Untuk Memenuhi Persyaratan Mencapai Derajat Sarjana Komputer



Disusun Oleh:

Hermawan 1600018075

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI UNIVERSITAS AHMAD DAHLAN 2020

LEMBAR PENGESAHAN

SKRIPSI

PERINGKASAN TEKS BERITA BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN METODE CROSS LATENT SEMANTIC ANALYSIS

Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Tenolog Industri
Universitas Ahmad Dahlan
Yogyakarta

Telah disetujui oleh: Pembimbing

Acc Revisi Skripsi 12/1/21

Dewi Pramudi Ismi, S.T., M.CompSc

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI PERINGKASAN TEKS BERITA BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN METODE CROSS LATENT SEMANTIC ANALYSIS

yang dipersembahkan dan disusun oleh:

Hermawan 1600018075

telah dipertahankan di depan Dewan Penguji pada tangal 31 Desember 2020 dan dinyatakan telah memenuhi syarat

Susunan Dewan Penguji:

Ketua : Dewi Pramudi Ismi, S.T, M.CompSc.

Penguji 1 : Dewi Soyusiawati, S.T., M.T.

Penguji 2 : Ahmad Azhari, S.Kom., M.Eng.

Yogyakarta, 31 Desember 2020 Dekan Fakultas Teknologi Industri Universitas Ahmad Dahlan

Sunardi, S.T., M.T., Ph.D. NIY. 60010313

PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Hermawan

NIM : 1600018075 Email :

hermawan1600018075@webmail.uad.ac.id

Fakultas : Teknologi Industri Program Studi : Teknik Informatika

Judul TA/Skripsi: Peringkasan Teks Berita Bahasa Indonesia Menggunakan

Metode Cross Latent Semantic Analysis

Dengan ini menyatakan bahwa:

 Hasil karya yang saya serahkan ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar kesarjanaan baik di Universitas Ahmad Dahlan maupun di institusi pendidikan lainnya.

maapan ar moticasi penarahan lahinya.

2. Hasil karya saya ini bukan saduran/terjemahan melainkan merupakan gagasan, rumusan, dan hasil pelaksanaan penelitian/implementasi saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan pembimbing akademik dan

narasumber penelitian.

3. Hasil karya saya ini merupakan hasil revisi terakhir setelah diujikan yang telah

diketahui dan disetujui oleh pembimbing.

4. Dalam karya saya ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah ditulis atau dipublikasikan orang lain, kecuali yang digunakan sebagai acuan dalam naskah dengan menyebutkan nama pengarang dan dicantumkan dalam daftar

pustaka.

Yogyakarta,31 Desember 2020

Hermawan

PERNYATAAN PERSETUJUAN AKSES

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Hermawan

NIM : 1600018075 Email :

hermawan1600018075@webmail.uad.ac.id

Fakultas : Teknologi Industri Program Studi : Teknik Informatika

Judul TA/Skripsi: Peringkasan Teks Berita Bahasa Indonesia Menggunakan

Metode Cross Latent Semantic Analysis

Dengan ini saya menyerahkan hak sepenuhnya kepada Perpustakaan Universitas Ahmad Dahlan untuk menyimpan, mengatur akses serta melakukan pengelolaan terhadap karya saya ini dengan mengacu pada ketentuan akses tugas akhir elektronik sebagai berikut:

Saya mengizinkan karya tersebut diunggah ke dalam aplikasi Repository Perpustakaan Universitas Ahmad Dahlan.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Yogyakarta, 31 Desember 2020

Hermawan

Mengetahui,

Dewi Pramudi Ismi, S.T, M.CompSc.

Dosen Pembimbing

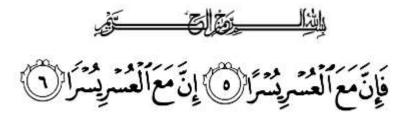
HALAMAN PERSEMBAHAN



Dengan Rahmat Allah Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang atas nikmat kekuatan, kemudahan, kelancaran yang telah Engkau berikan. Shalawat serta salam senantiasa saya haturkan kepada junjunngan kita, Nabi Muhammad atas teladannya. Dengan ini saya persembahkan karya ini untuk:

- Kedua orang tua saya Bapak Sahirun dan Ibu Nur Baini yang senantiasa memberikan do'a, nasehat, dukungan, semangat, inspirasi dan segalanya. Terimakasih telah mendidik saya dengan sangat baik, memberikan saya kepercayaan, serta pengorbanan yang mengiringi langkah saya dari sejak saya kecil, terimakasih untuk segalanya.
- 2. Kakak kandungku Rahayu, Amd.Keb, Budiman, S.IP yang selalu memberi do'a, dukungan, semangat serta nasehat kepada saya.
- 3. Sahabat seperjuangan Arfiansyah, Luthfiantoro, Afandi, Ian, Oei, Alvin, Febrian, Habibila, Akmal, Aprizal, Ardiansyah, Gema, Erizal terimakasih untuk solidaritas yang luar biasa dari selama awal hingga akhir perkuliahan.
- Arfiansyah dan Mas Gontang Ragil Prakasa terimaksih telah banyak membagikan ilmunya, memberikan banyak solusi dan motivasi dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 5. Sahabat-sahabatku Verdi Apriansyah, Dea Nandari, Mona Riza, Ulfiana Nurfatiha sahabat kecilku hingga sama-sama kita berjuang menempuh pendidikan di Yogyakarta. Terimakasih atas dukungan, candaan, dan kebersamaannya yang memberikan warna tersendiri selama masa perkuliahan.
- 6. Teknik Informatika Angkatan 2016. Khusunya kelas B yang telah memberikan banyak pengajaran selama kuliah.

MOTTO



Artinya:

Dan Katakanla "Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan(5) Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan (6)" (Q.S At-Insyirah: 5-6)

"Tiap kali kita mencari dan mengejar sesuatu yang tinggi dan mulia, pasti kita akan menemui banyak kesulitan dan rintangan. Jangan kita berpikir bahwa mencapai derajat yang tinggi dan mulia adalah pekerjaan yang mudah dan tidak memerlukan usaha keras."

Al-Ghazali, Ihya Ulumuddin

"All's well that carries on well"

Amit Abraham

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum wr.wb

Dengan menguca Alhamdulillahirobbil'alamin, segala puji syukur kehadirat Allah Yang Maha Esa atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul "PERINGKASAN TEKS BERITA BAHASA INDONEISA MENGGUNAKAN METODE CROSS LATENT SEMANTIC ANALYSIS". Skripsi ini disusun guna memenuhi persyaratan menyelesaikan derajat Sarjana di Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Ahmad Dahlan Yogyakarta.

Dalam penyusunan skripsi ini tentunya penulis menyadari bahwa banyak pihak yang telah memberikan bantuannya. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terimakasih kepada :

- 1. Bapak Dr. Muchlas, M.T. selaku Rektor Universitas Ahmad Dahlan.
- 2. Bapak Sunardi, S.T., M.T., Ph.D. selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri Universitas Ahmad Dahlan.
- 3. Ibu Nur Rochmah Dyah Pujiastuti, S.T., M.Kom. selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika.
- 4. Ibu Ika Arfiani, S.T., M.Cs. selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan arahan selama masa perkuliahan.
- 5. Ibu Dewi Pramudi Ismi, S.T., M.CompSc. selaku dosen pembimbing skripsi atas bimbingan dan arahan yang telah diberikan sehingga peneliti dapat menyelesaikan penelitian ini.
- 6. Ibu Dewi Soyusiawati, S.T., M.T.. selaku dosen penguji I yang telah menyetujui, menerima dan memberikan saran serta kritik pada skripsi ini.
- 7. Bapak Ahmad Azhari, S.Kom., M.Eng. selaku dosen penguji II yang telah menyetujui, menerima dan memberikan saran serta kritik pada skripsi ini.
- 8. Segenap dosen Teknik Informatika Universitas Ahmad Dahlan, yang telah membagikan ilmunya sehingga skripsi ini dapat selesai.
- 9. Semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, kritik serta saran yang membangun selalu penulis harapkan demi penelitian yang lebih baik kedepannya.

Wassalamu'alaikum wr.wb.

Yogyakarta, 31 Desember 2020

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	
HALAMAN PERSEMBAHAN	
KATA PENGANTAR	
DAFTAR ISI	
DAFTAR GAMBAR	
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR LISTING	xv
ABSTRAK	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang Masalah	1
B. Identifikasi Masalah	5
C. Batasan masalah	5
D. Rumusan Masalah	5
E. Tujuan Penelitian	6
F. Manfaat Peneltian	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
A. Penelitian Terdahulu	7
B. Landasan Teori	19
1. Text mining	19
2. Natural Language Processing (NLP)	20
a. Komponen Utama Bahasa Alami	21
b. Aplikasi pengelolahan bahasa alami	21
3. Text Summarization	22
a. Pendekatan dalam peringkasan teks	22
b. Fitur peringkasan teks	24
c. Online tools peringkasan teks	26
4. Text preprocessing	26
a. Parsing	27
b. Case folding	27

c.	Tokenizing	. 28
d.	Filtering	. 28
e.	Stemming	. 29
5.	Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)	. 30
6.	Singular Value Decomposition	. 31
7.	Latent Semantic Analysis (LSA)	. 32
8.	Cross Latent Semantic Analysis (CLSA)	. 33
9.	Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation (ROUGE)	. 35
C.	Studi kasus	. 37
1.	Pengumpulan Data	. 37
2.	Preprocessing Text	. 38
a.	Parsing	. 38
b.	Case folding	. 39
c.	Tokenizing	. 39
d.	Filtering	. 40
e.	Stemming	. 41
3.	Pembobotan TF-IDF	. 42
4.	Singuar Value Decomposition (SVD)	. 46
5.	Latent Semantic Analysis (LSA)	. 51
6.	Cross Latent Semantic Analysis (CLSA)	. 51
ВА	B III METODE PENELITIAN	54
A.	Objek Penelitian	. 54
В.	Metode Pengumpulan Data	. 54
1.	Studi Pustaka	. 54
2.	Teknik Dokumentasi	. 54
C.	Spesifikasi Kebutuhan	. 55
1.	Perangkat Keras (Hardware)	. 55
2.	Perangkat Lunak (Software)	. 55
D.	Tahapan Penelitian	. 56
1.	Input Data	. 58
2.	Preprocessing	. 58
a.	Parsing	. 60
b.	Case folding	. 60

c.	Tokenizing	. 60
d.	Filtering	. 60
e.	Stemming	. 61
3.	Processing	. 61
a.	Pembobotan Tf-Idf	. 62
b.	Pembuatan matriks term kalimat	. 62
c.	Perhitungan matriks SVD	. 62
4.	Kalimat ringkasan	. 62
5.	Pengujian	. 63
ΒA	B IV HASIL DAN PEMBAHASAN	64
A.	Analisis Kebutuhan Sistem	. 64
1.	Analisis Pengguna	. 64
2.	Analisis Kebutuhan Sistem	. 64
В.	Implementasi Sistem	. 65
1.	Input Data	. 65
2.	Preprocessing	. 66
3.	Processing	. 68
a.	Perhitungan TF-IDF	. 68
b.	Pembentukan Matruks term kalimat	. 69
c.	Perhitungan Singular Value Decomposition (SVD)	. 71
d.	Latent Semantic Analysis (LSA)	. 72
e.	Cross Latent Semantic Analysis (CLSA)	. 73
C.	Tampilan muka (<i>User interface</i>)	. 75
1.	Tampilan Index	. 75
2.	Tampilan Result	. 76
3.	Tampilan preprocesing	. 78
4.	Tampilan TF-IDF	. 79
5.	Tampilan LSA VS CLSA	. 80
D.	Pengujian Sistem	. 82
ΒA	B V KESIMPULAN DAN SARAN	88
A.	Kesimpulan	. 88
В.	Saran	. 88
ח/	ETAD DIICTAVA	۵۸

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Jenis dan pengaplikasian peringkasan dokumen teks	23
Gambar 2. 2 Proses matriks SVD	31
Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian	57
Gambar 3. 2 Flowchart preprocessing	59
Gambar 3.3. Alur Processing	61
Gambar 4.1. Tampilan Index	76
Gambar 4.2. Tampilan Result	77
Gambar 4.3. Tampilan tab menu preprocessing	79
Gambar. 4.4. Tampilan tab menu TF-IDF	80
Gambar 4.5 Tampilan tah menu LSA VS CLSA	81

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Jurnal Penelitian Terdahulu	14
Tabel 2. 2. Aturan Parsing	27
Tabel 2. 3. Aturan case folding	28
Tabel 2. 4. Aturan tokenizing	28
Tabel 2. 5. Aturan filtering	29
Tabel 2. 6. Aturan stemming	29
Tabel 2. 7. Collect Data	37
Tabel 2. 8. Tahapan Parsing	38
Tabel 2.9. Tahapan Case folding	39
Tabel 2.10. Tahapan Tokenizing	40
Tabel 2.11. Tahapan Filtering	40
Tabel 2.12. Tahapan Stemming	41
Tabel 2.14. Matriks A	46
Tabel 2.15. Matriks A ^T	47
Tabel 2.16. Hasil Perkaliam matriks A ^T A	47
Tabel 2.17. Matriks S (niali eigenvalue)	47
Tabel 2.18. Matriks S ⁻¹ (inverse matriks S)	48
Tabel 2.19. Perhitungan eigenvector	48
Tabel 2.20. Matriks V ^T	49
Tabel 2.21. Matriks orthogonal U	49
Tabel2.22. hasil perhitungan LSA	51
Tabel 2.23. Matriks V ^T CISA	52
Tabel 2.24. Hasil seleksi matriks V ^T CISA	52
Tabel 2.25. Hasil ringkasan CLSA	53
Tabel 4.1. Hasil Preprocessing	68
Tabel 4.2. Hasil Pembobotan TF-IDF	69
Tabel 4.3. Hasil Perhitungan Matriks A	70
Tabel 4.4 Matriks SVD	71
Tabel 4.5. Skor LSA	73
Tahel 4.6. Ringkasan ISA	73

Tabel 4.7. Matriks V ^T CLSA	. 74
Tabel 4.8. Skor CLSA	.74
Tabel 4.9. Ringkasan CLSA	.74
Listing 4.11. Tab menu LSA VS CLSA	81
Tabel 4.10. Sampel Pengujian	. 82
Tabel 4.11. Perbandingan ringkasan	83
Tabel 4.12. Hasil Pengujian	85
Tabel 4.13. Penjabaran Hasil Pengujian	. 86

DAFTAR LISTING

Listing 4.1. Preprocessing Teks	67
Listing 4.2. Perhitungan TF-IDF	69
Listing 4.3. Perhitungan Matriks A	70
Listing 4.4. Perhitungan SVD	71
Listing 4.5. Skor LSA	72
Listing 4.6. Seleksi Matriks V ^T	74
Listing 4.7. Controller indexs	76
Listing 4.8. Controller Result	78
Lsiting 4.9. Tab menu preprocessing	79
Listing 4.10. Tab menu TF-IDF	80
Listing 4.11. Tab menu LSA VS CLSA	81

PERINGKASAN TEKS BERITA BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN METODE CROSS LATENT SEMANTIC ANALYSIS

Hermawan
Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan
1600018075

ABSTRAK

Informasi yang tersedia saat ini berkembang pesat seiring dengan pertumbuhan informasi digital. Sehigga banyak bermunculan situs-situs berita terutama pada media *online*. Teks berita yang tersedia umumnya berbentuk teks bacaan yang panjang dan sulit untuk memahami inti dari berita tersebut. Untuk memahami inti dari teks berita tersebut membutuhkan waktu yang relatif lama. Oleh sebab itu, dibutuhkan suatu sistem yang mampu meringkas dokumen untuk mendapatkan inti dari dokumen asli, sehingga memudahkan pengguna dalam menemukan inti dari informasi yang dicari.

Metode atau pendekatan yang dilakukan untuk membuat peringkasan teks otomatis terus mengalami perkembangan untuk menghasilkan ringkasan yang lebih baik. Pada penelitian ini akan dilakukan peringkasan teks dengan penerapan metode *Cross Latent Semantic Analysis* (CLSA) yang merupakan pengembangan dari metode *Latent Semantic Analisis* (LSA). Metode CLSA menerapkan tahapan perhitungan Preprocessing (*Parsing, Case Folding, Tokenizing, Filtering* dan *Stemming*), perhitungan pembobotan kata Tf-idf, perhitungan matriks Singular Value Decomposition (SVD), dan peringkasan berita dari hasil skor tertinggi dari dokumen kalimat hasil perhitungan SVD. Tahapan pengujian sitem mengunakan ROUGE test.

Pengujian sistem ini menggunakan perbandingan antara hasil ringkasan sistem dengan hasil ringkasan manual dengan menggunakan *library* ROUGE. Pengujian diukur dengan nilai *recal*, *precission* dan *f-measure*, dengan menggunakan persentase nilai *compression rate* yaitu 50% dengan data uji yaitu berita dari website www.kompas.com, www.krjogja.com. Hasil pengujian yang dilakukan dengan menggunakan 10 dokumen berita, dimana setiap doukumen berita diringkas 5 orang berbeda. Dari keseluruhan berita pengujian memperoleh hasil rata-rata *f-measure* 0.6533, *precission* 0.6727, *recal* 0.6572.

Kata Kunci: Berita, CLSA, Peringkasan, Teks, Rouge.

BABI

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Informasi yang tersedia saat ini berkembang pesat seiring dengan pertumbuhan informasi digital. Berita *online* merupakan salah satu media yang menyajikan informasi terkini dengan berbagai topik berita. Munculnya situssitus *online* membuat media informasi mengalami perkembangan yang signifikan. Berdasarkan hasil survei 2018 dari Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJI), 5.5% dari 171,17 juta pengguna internet Indonesia membaca berita di media online sebagai gaya hidup (APJII, 2018). Hal ini bisa disimpulkan bahwa berita merupakan suatu kebutuhan dan pengetahuan karena berita merupakan salah satu sajian yang diminati pengguna internet di Indonesia.

Kebutuhan untuk memperoleh informasi berita secara praktis menjadi masalah yang harus diselesaikan seiring dengan berkembangnya volume berita yang dapat diakses secara online. Semakin banyak informasi yang tersedia dalam suatu dokumen berita maka semakin panjang pula sebuah dokumen tersebut. Untuk mendapatkan inti informasi dari suatu dokumen dapat dilakukan dengan membaca isi dokumen secara keseluruhan. Hal ini membutuhkan waktu yang cukup lama jika dibandingkan dengan membaca isi ringkasan dari suatu teks. Oleh sebab itu, dibutuhkan suatu sistem yang mampu

meringkas dokumen untuk mendapatkan inti dari dokumen asli, sehingga memudahkan pengguna dalam menemukan inti dari informasi yang dicari.

Ringkasan merupakan bentuk dokumen yang lebih singkat dari sebuah teks dokumen yang dibuat dari satu dokumen atau lebih, dan terdapat informasi-informasi penting yang terdapat pada dokumen asli (Saputra, Jerry. Fachrurrozi, 2017). Peringkasan teks otomatis atau yang dikenal sebagai Automatic Text Summarization (ATS) merupakan bagian dari NLP (natural language processing) yang bisa digunakan untuk membuat sebuah sistem aplikasi yang mampu membuat ringkasan teks dokumen otomatis. Peringkasan teks otomatis dilakukan dengan menghitung nilai tiap dokumen dengan melakukan perengkingan pada setiap dokumen. Dokumen yang memuat informasi penting didalamnya akan ditempatkan pada rengking teratas yang akan dijadikan kalimat ringkasan. Automatic Text Summarization merupakan suatu proses pengurangan panjang dari teks asli dengan mempertahankan kualitas dari hasil ringkasan tersebut tanpa menghilangkan inti dari dokumen yang diringkas. Solusi isi bisa digunakan dalam hal peringkasan teks dokumen.

Algoritma *latent semantic analysis* (LSA) merupakan salah satu algoritma yang digunakan dalam peringkasan teks otomatis untuk memperoleh informasi penting dari suatu dokumen. Penelitian yang dilakukan oleh (Winata, Rainarli, Informatika, & Indonesia, 2016) berupaya mengembangkan metode LSA dengan melakukan perubahan pada tahap ekstraksi kalimat. Penelitian ini

menghasilkan akurasi ringkasan sebesar 69,6%. Namun pada tahap proses preprocessing daftar stop words dan penggunaan kata dasar bahasa Indonesia yang digunakan tidak lengkap sehingga tingkat akurasinya masih kecil. Penelitian yang dilakukan oleh (Saputa, Jerry. Fachrurrozi, 2017) juga melakukan pengembangan terhadap metode LSA dengan menambakan teknik Steinberger & Jezek pada tahapan pemilihan kalimat. Teknik Steinberger & Jezek yang digunakan untuk pemilihan kalimat ringkasan. Teknik tersebut dapat memperoleh panjang kalimat dari suatu dokumen, sehingga mampu meningkatkan nilai f-measure dan nilai akurasi ringkasan. Namun peneitian yang dilakukan Winata dan Rainarli tersebut masih memuliki kekurangan. Metode LSA yang digunakan pada penelitian yang dilakukan Winata dan Rainarli hanya mempertimbangkan bobot kata dari setiap kalimat menjadikan hasil ringkasanya masih bisa ditingkatkan. Dengan memperhitungkan relasi antar kata pada setiap kalimat kalimat dengan tidak haya menghitung bobot kata.

Metode peringkasan teks otomatis terus mengalami perkembangan untuk menghasilkan ringkasan yang lebih baik. Algoritma *Cross Latent Semantic Analysis* (CLSA) merupakan salah satu algoritma yang merupakan pengembangan dari algoritma LSA untuk peringkasan teks dokumen. CLSA merubah perhitungan pada LSA dengan melakukan proses silang untuk mempercepat proses pada LSA (Mandar & Gunawan, 2017). Pada metode LSA pemanfaatan *Singular Value Decomposition* (SVD) untuk membuat serta

mengolah matriks hasil proses pembobotan kata pada dokumen untuk menemukan hubungan kesamaan antara kata dan kalimat. Penelitian yang dilakukan oleh (Steinberger, 2004) membuat ringkasan dengan memperhitungkan panjang kalimat, tidak hanya berdasarkan pada kemiripan kata dan kalimat dalam suatu dokumen. Penelitian Stenberge menadi cikal bakal munculnya CLSA. Dalam penelitiannya (Mandar & Gunawan, 2017) mengungkapkan bahwa metode CLSA membuat hasil ringkasan lebih pendek dari LSA. CLSA mampu meningkatkan nilai akurasi dari metode LSA walaupun dengan hasil akurasi antara LSA dan CLSA tidak terlalu jauh berbeda. Penelitian yang dilakukan Madar dan Gunawan masih bisa ditingkatkan dengan menambahkan similarity antara judul dan dokumen berita karena judul berita merupakan bagian penting dari suatu berita.

Dari beberapa hasil uraian penelitian yang telah dilakukan sebelumya menunjukkan bahwa metode CLSA dinilai cukup baik untuk melakukan peringkasan teks otomatis dibandingkan dengan metode LSA. Namun penelitian tentang peringkasa teks otomatis dengan metode CLSA masih minim dilakukan. Dalam penelitian ini akan memperbaiki kelemahan-kelemahan pada penelitian yang telah dilakukan. Pada penelitian ini akan melakukan peringkasan teks berita bahasa Indonesia menggunakan penerapan metode *Cross Latent Semantic Analysis* (CLSA) dengan tahapan proses *preprocessing* yang lebih kompleks. Sehingga diharapkan akan menghasilkan hasil ringkasan

yang berisi intisari dari keseluruhan dokumen, mendekati ringkasan yang dihasilkan oleh manusia dengan akurat.

B. Identifikasi Masalah

Berdasarkan uraian dari latar belakang masalah, maka didapatkan identifikasi masalah sebagai berikut :

- Proses memahami intisari suatu sumber bacaan secara keseluruhan memerlukan waktu lebih lama dibandingkan dengan memahami ringkasan dari sumber bacaan.
- Peringkasan yang dilakukan secara manual sulit dilakukan apabila teks berita yang diringkas memiliki banyak kata atau teks berita yang cukup panjang.

C. Batasan masalah

Batasan masalah yang diangkat didapat berdasarkan identifikasi masalah yang dibatasi pada permasalahan:

- 1. Masukan yang digunakan berupa dokumen teks berita bahasa Indonesia.
- Dataset dokumen yang digunakan berjumlah 300 dokumen berita berbahasa Indonesia.
- 3. *Dataset* yang digunakan pada pengujian sistem menggunakan *dataset* berita dari halaman <u>www.kompas.com</u>, <u>www.detik.com</u>, www.krjogja.com.

D. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian dari latar belakang yang telah dipaparkan diatas, permasalahan yang dapat dirumuskan adalah sebagai berikut :

- Bagaimana membuat sistem aplikasi ATS (Automated Text Summarization)
 pada berita Bahasa Indoneisa untuk mempermudah dalam pencarian inti dari berita.
- Bagaimana performansi dari sistem peringkasan teks Bahasa Indonesia menggunakan metode CLSA.

E. Tujuan Penelitian

Melalui penelitian ini, maka tujuan yang ingin dicapai oleh penulis adalah:

- Membuat sistem aplikasi ATS (Automated Text Summarization) berita
 Bahasa Indoneisa untuk mempermudah dalam pencarian inti dari berita.
- Mengetahui performansi dari sistem peringkasan teks Bahasa Indonesia menggunakan metode CLSA.

F. Manfaat Peneltian

Dengan menerapkan metode CLSA dalam peringkasan teks berita Bahasa Indonesia diharapkan dapat menghasilkan ringkasan yang berisi intisari dari keseluruhan dokumen sehingga pengguna sistem dapat membuat keputusan untuk melanjutkan membaca keseluruhan dokumen atau cukup dengan membaca ringkasan.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Terdahulu

Penelitian ini mengangkat beberapa kajian penelitian terdahulu sebagai referensi dalam memperkaya bahan kajian pada penelitian yang dilakukan.

Merujuk pada penelitian sebelumnya yang terkait dengan peringkasan teks Bahasa Indonesia. Pertama adalah penelitian yang dilakukan oleh Yuliska dan Khairul Umam Syalima, dengan penelitian yang berjudul "Literatur Review Terhadap Metode, Aplikasi dan *Dataset* Peringkasan Dokumen Teks Otomatis untuk Teks Berbahasa Indonesia". Penelitian ini memberikan pemaparan tentang metode, aplikasi, dataset dan teknik yang dapat diimplementasikan untuk *riset* di bidang peringkasan dokumen untuk teks berbahasa Indonesia. Penelitian ini juga menjelaskan berbagai teknik *text summarization*, baik *unsupervised* maupun *supervised*, *dataset* yang dapat digunakan sebagai baseline dalam pengembangan sebuah metode dan *evaluation measure* yang tepat. Menjelaskan sejauh apa perkembangan riset di bidang *text summarization* untuk dokumen berbahasa Indonesia.

Hasil penelitian ini menjelaskan bahwa peringkasan dokumen teks secara otomatis didominasi oleh teknik yang bersifat *ekstraktif*. Peringkasan dokumen teks berbahasa Indonesia juga didominasi oleh metode-metode *unsupervised*, sementara metode-metode *supervised* seperti *machine learning* dan *deep learning* masih sangat jarang ditemukan. penelitian juga dilakukan terhadap

kesalahan yang umum terjadi dalam mengevaluasi hasil ringkasan dan memberikan parameter evaluasi yang lebih tepat untuk diimplementasikan, yaitu ROUGE. Namun tidak semua metode dijelaskan melalui penelitian ini, penelitian ini memberikan pemahaman yang bagi perkembangan text summarization berbahasa Indonesia dan peluang risetnya.

Peringkasan dokumen yang dilakukan oleh Santun Irawan, Hermawan, dan Samsuryadi menggunakan metode LSA dengan menambahkan metode MMR (*Maximum Marginal Relevance*). Penerapan metode ini untuk mengukur relevansi antara ringkasan yang dihasilkan sistem dengan ringkasan perbandingan yang dibuat oleh ahli bahasa Indonesia. Penerapan LSA dengan membuat data *training* menjadi bentuk matriks kata, matriks kata tersebut kemudian direduksi oleh SVD. Penilaian pada metode LSA ini adalah dengan perhitungan *cosine similarity* antara vector topik dengan vektor kalimat dengan cara membandingkan vektor topik dengan vektor kalimat. Nilai dengan cosine similarity tertinggi akan dijadikan sebagai nilai akhir. Penilaian pada metode LSA ini menghasilkan *score* pada setiap kalimat yang akan digabungkan pada saat menghitung nilai *score* awal pada tahap *MMR*. MMR digunakan dengan kelaukan kombinasi matriks *cosine similarity* untuk merangking kalimat-kalimat sebagai tanggapan pada *query* yang masukkan oleh pengguna.

Dokumen berita yang digunakan untuk diuji terdiri dari dokumen berita ekonomi, hukum, internasional, olahraga, dan teknologi. Ringkasan yang dihasilkan berdasarkan tingkatan kompresi yang telah ditetapkanyaitu 10% dan

20%. Hasil pengujian ringkasan kategori berita ekonomi dengan jumlah kalimat awal 96 kalimat menjadi 9 kalimat dengan tingkat komperensi 10% dan 19 kalimat dengan tangka komperensi 20%. Hasil penelitian ini berupa kerangka kerja untuk peringkasan multi-dokumen. Kerangka kerja ini dapat menjadi faktor yang sangat menentukan terhadap hasil ringkasan referensi yang dibuat oleh ahli bahasa Indonesia (Irawan, 2017).

Penelitian yang dilakukan oleh Fernando winata dan Ednawati Rainarli dengan melakukan implementasi *Cross Method Latent Semantic Analysis* (CMLSA) untuk meringkas dokumen berita berbahasa Indonesia. Dengan melakukan pengembangan terhadap medote LSA dengan menambahkan perbaikan pada tahap ekstraksi kalimat ringkasan yang dilakukan untuk meningkatkan tingkat akurasi ringkasan yang dihasilkan. Pada tahapan *preprocessing* penelti menambahkan tahapan lain untuk kasus tertentu seperi *case folding* dan penghilangan kata yang jarang dimunculkan atau kata dengan frekuensi kemunculan yang kecil. Tahapan utama peringkasan ini yaitu pembuatan matriks dengan tahapan pembobotan menggunakan algoritma *Term Frequency – Inverse Document Frequency*. Hasil pembobotan dijadikan matriks lalu diolah dengan pemanfaatan SVD untuk mengubah matriks tersebut menjadi lebih kecil dan ekstraksi kalimat ringkasan dengan pemilihan kalimat dengan bobot kata terbesar yang akan dijadikan sebagai ringkasan.

Penerapan metode *Cross Method Latent Semantic Analysis* (CMLSA) terdapat pada saat tahap ekstraksi ringkasan dengan baris-baris pada matriks

atau kalimat-kalimat yang mempunyai nilai *length* yang tinggi akan dijadikan sebagai ringkasan. Data yang digunakan dalam penelitian yaitu artikel berita bertema politik yang bersumber dari portal berita viva.co.id dengan jumlah artikel berita yang digunakan berjumlah enam buah dokumen. Dari hasil penelitian ini dapa dihasilkan nilai *precision* 72,25%, *recall* sebesar 66,7% dan *f-measure* sebesar 69,6%. Hasil ringkasan dengan metode CMLSA ini memiliki nilai akurasi ringkasan sebesar 69,6% (Winata et al., 2016).

Penelitian dengan topik peringkasan teks juga dilakukan oleh Jerry Satiamy Saputra, Muhammad Fachrurrozi dan Yunita dengan menggunakan metode LSA dengan menambahkan teknik Steinberger & Jezek. Metode LSA yang digunakan menambahkan teknik Steinberger & Jezek untuk pemlihan kalimat. Tahapan penelitian terdiri dari preprocessing dan processing, tahaptahap yang dilakukan pada proses preprocessing adalah casefolding, sentence segmentation, tokenization, stopword removal, dan stemming. Tahapan processing yaitu proses utama terdiri dari implementasi LSA, pembobotan tfidf, perhitngan SVD dan pemilihan kalimat dengan teknik Steinberger&Jezek.

Pada tahapan preprocessing stemming kata menggunakan InaNLP Library yang berfungsi sebagai pemisah kalimat, tokenizing, normalisasi kata, stopword, dan stemmer. InaNLP Library juga berfungsi sebagai sumber kamus kata dasar bahasa Indonesia dan kamus stopword list. Penerapan Singular Value Decomposition pada matriks pembobotan menggunakan Java Matrix (JAMA) untuk mempermudah perhitungan matriks pada penelitian yang akan

dilakukan. Dengan menggunakan teknik *Steinberger & Jezek* untuk pemilihan kalimat ringkasan sehingga dapat mengetahui panjang dari dukumen kalimat dengan menghapus kalimat-kalimat yang tidak penting atau kalimat yang tidak memiliki hubungan. Panjang dokumen kalimat kalimat yang dihasilkan mampu meningkatkan nilai dari akurasi *f-measure*. Memperoleh hasil ringkasan sebesar 50% dari teks dokumen asli dengan nilai *f-measure* tertingi sebesar 0,71 (Saputra, Jerry. Fachrurrozi, 2017).

Penelitian yang dilakukan oleh Nurina savant widya gotami, Indrianti, Ratih Kartika dewi mlakukan peringkasan ekstraktif terhadap artikel berita kesehatan berbahasa Indonesia dengan menggunakan metode LSA. Peringkasan teks dokumen dikategorikan menjadi beberapa golongan yaitu peringkasan teks *ekstraktif* dan *abstraktif*. Peringkasan ekstraktif berupaya mengekstrak hal-hal penting kalimat pada suatu dokumen asli kemudian ditampilkan kembali dengan bentuk yang lebih sederhana. Sebaliknya peringkasan abstraktif menghasilkan interpretasi dari teks asli yang ada dalam bentuk abstrak. Metode LSA merupakan salah satu metode peringkasan teks ekstraktif, penerapan metode ini untuk mengestrak struktur semantik kalimat atau makna yang tersembunyi pada sebuah kalimat.

Metode LSA sendiri menggunakan teori *aljabar linear singular value* decomopositon (SVD) yang digunakan sebagai fitur untuk penghilang pengulangan kata pada kata tertentu, SVD membentuk matriks representasi dari asosiasi term kata dari hasil pembobotan tf-idf. Pembobotan kata pada

setiap kata pada kalimat didapatkan dari hasil perhitungan frekuensi kemunculan kata pada suau dokumen ata disebut dengan term frequency (TF), kemudian dilakukan perhitungan frekuensi kemunculan dokumen yang mengandung kata atau disebut juga dengan document frequency (DF), kemudian melakukan perhitungan jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut dengan melakukan perhitungan inverse document frecuency (IDF). Penelitian ini menggunakan metode cross method LSA untuk memilih atau menyusun ringkasan dalam tiap kalimat hasilekstraksi dari metodoe LSA sebelumya.

Penelitian yang dilakukan oleh Gamaria Mandar dan Gunawan dengan penelitian (Mandar & Gunawan, 2017) melakukan peringkasan dokumen berita berbahasa Indonesia denga menggunakan metode cross latent semantic analysis (CLSA. Penerapan metode CLSA ini untuk menguji hasil ringkasan yang diperoleh dari metode CLSA dari perbandingannya dengan hasil ringkasan dengan metode LSA dengan sama-sama menggunakan 240 artikel berita Bahasa Indonesia dari website kompas.com dan dua pakar sebagai perbandingan uji ke-dua metode ini. Peringakasan teks ini terbagi menjadi tiga tahapan proses yaitu tahapan preprocessing, pembobotan tf-idf dan peringkasan CLSA dan LSA. Pada tahapan preprocessing penelitian ini menambahkan proses case folding yaitu tahapan menyamakan teks dengan cara mengubah semua huruf masukan menjadi huruf kecil atau hanya menerima huruf 'a-z' dan mengilangkan beberapa karakter yang diguakan

untuk pembatas atau pemisah kata misalnya tanda koma, titik koma atau titik dua.

Pada metode CLSA perhitungan SVD mengalami perubahan dari metode LSA. Proses SVD pada peringkasan yang tidak hanya dilihat dari kemiripan antara dokumen kalimat dengan judul berita, panjang dari sebuah dokumen kalimat juga menjadi faktor yang penting dalam menentukan hasil peringkasan. Sedangkan pada LSA penggunaan SVD hanya bertugas untuk mengolah komponen matriks kata dan kalimat untuk menemukan hubungan *similarity* antara kata dan kalimat (Mandar & Gunawan, 2017). Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi ringkasan CLSA yang lebih baik dari LSA, dengan tingkat *f-measure* 72% dari LSA dengan tingkat *f-measure* 70% walaupun perbedaannya tidak jauh berbeda. Penelitian ini menghasilkan ringkasan CLSA yang lebih pendek dari hasil tingkasan LSA.

Tabel 2. 1 Jurnal Penelitian Terdahulu

ASPEK	PUSTAKA 1	PUSTAKA 2	PUSTAKA 3	PUSTAKA 4	PUSTAKA 5	PENELITIAN YANG DILAKUKAN
NAMA PENULIS	 Santun Irawan Hermawan Samsuryadi 	1. Fernando Winata 2. Ednawati Rainarli	 Jerry Satiamy Saputra Muhammad Fachrurrozi Yunita 	 Nurina Savanti Widya Gotami Indriati Ratih Kartika Dewi 	Gamaria Mandar Gunawan	. Hermawan
JUDUL JURNAL	Studi Awal Peringkasan Dokumen Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Latent Semantik Analysis dan Maximum Marginal Relevance	Implemetasi Cross Method Latent Semantic Analysis Untuk Meringkas Dokumen Berita Berbahasa Indonesia	Peringkasan Teks Berita Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Latent Semantic Analysis (LSA) dan Teknik Steinberger & Jezek	Peringkasan Teks Otomatis Secara Ekstraktif Pada Artikel Berita Kesehatan Berbahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Latent Semantic Analysis	Peringkasan dokumen berita Bahasa Indonesia menggunakan metode <i>Cross Latent</i> <i>Semantic Analysis</i>	Peringkasan Teks Berita Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Cross Latent Semantic Analysis
VOLUME, NOMOR	Vol 2, No. 1	Vol. 15, No. 4	Vol. 3, No. 1	Vol. 2, No. 9	Vol 3, No 2	-
BULAN, TAHUN TERBIT	6 Desember 2016	November 2016	2017	September 2018	2 Juni 2018	-

	Annual Research Geminar (ARS) - UNSRI	LPPM Universitas Dian Nuswantoro Semarang	Annual Research Seminar (ARS) - UNSRI	JPTIIK - Universitas Brawijaya	Department of Information Systems, Faculty of Science and Technology, Universitas Pesantren Tinggi Darul Ulum (Unipdu) Jombang, East Java, Indonesia	-
PENELITIAN pokum m	Permasalahan dalam penelitian ini yaitu kurangnya suatu nekanisme yang nampu menyajikan nformasi secara efektif.	Metode LSA yang dianggap masih bisa dikembangkan dengan memanfaatkan metode CMLSA untuk memenuhi kebutuhan akan peringkas teks otomatis yang dapat menghasilkan ringkasan dengan cepat dan akurat. Serta dapat menghasilkan ringkasan dengan tingkat akurasi tinggi.	Pada dokumen teks berita terdapat berita dengan dokumen berita yang Panjang dan sulit untuk mendapatkan inti dari informasi yang dicari jika dilakukan dengan membaca isi dokumen secara keseluruhan. Membutuhkan waktu yang cukup lama untuk mendapatkan inti dari informasi yang dicari. Untuk itu dibutuhkannya dokumen yang lebih ringkas dari dokumen asli, sehingga	Informasi yang semakin bayak tersedia membuat banyaknya data teks dokumen salah satunya adalah artikel berita. Proses pencarian informasi peting dari artikel berita selalu mengalami kesulitan karna menggunakan pencarian manuals. Sehingga dibutuhkan Ekstraksi informasi pada suatu dokumen agar dapat mempermudah pencarian informasi	Kemudahan dalam pengaksesan berita yang bisa diperoleh dari berbagai situs online membaut peningkatan dalam pencarian berita, namun berita yang didapatkan sulit untuk menemukan informasi karena teks dokumen yang panjang sehingga membutuhkan waktu yang banyak untuk memahami informasi penting dari berita yang dibaca.	Semakin banyak informasi yang tersedia dalam suatu dokumen berita maka semakin panjang pula sebuah dokumen tersebut. Untuk mendapatkan inti informasi dari suatu dokumen dapat dilakukan dengan membaca isi dokumen secara keseluruhan. Hal ini membutuhkan waktu yang cukup lama jika

TUJUAN PENELITIAN	Membuat suatu sistem yang mampu menghasilkan menghasilkan suatu ringkasan yang baik dan memuat isinya yang mewakili seluruh informasi yang ada pada dokumen asli. Ringkasan yang dibuat lebih singkat dari pada dokumen aslinya	Menciptakan sistem yang mampu membuat ringkasan dengan cepat dan tingkat akurasi yang tinggi dengan melakukan pengembangan pada metode LSA dengan menggunakan CMLSA sebagai	memudahkan dalam hal menemukan informasi yang akan dicari. Menciptakan sistem yang mampu membuat ringkasan dari dokumen yang panjang menjadi ringkasan yang memuat intisari dari dokumen asli. Serta mengetahui tingkat akurasi pada peringkasan dokumen berita berbahasa Indoneisa menggunakan metode	dari sebuah artikel berita dengan waktu yang relative lebih cepat. Membantu pembaca atau pengguna untuk mempermudah dalam proses ekstraksi informasi yang ada pada dokumen berita dengan waktu yang cepat. Menciptakan sistem yang mampu membuat ringkasan dari dokumen	Menciptakan suatu sistem yang mampu memberikan ide pokok atau informasi penting dari dokumen asli, berupa sebuah teks yang lebih ringkas dengan hasil yang cepat. Sehingga pengguna tidak perlu membaca teks berita secara keseluruhan.	dibandingkan dengan membaca isi ringkasan dari suatu teks. Menghasilkan suatu sistem yang mampu membuat ringkasan dokumen berita yang akurat. Ringkasan yang memuat intisari dari dokumen asli dengan melakukan perbaikan terhadap kelemahan-
	sehingga mempermudah pembaca dalam memahami isi dan garis besar dokumen tanpa harus membaca seluruh isi dokumen.	metode peringkasan untuk menghasilkan ringkasan yang mendekati hasil ringkasan manusia.	LSA dengan teknik Steinberger & Jezek pada tahapan pemilihan kalimat ringkasan.	panjang atau banyak menjadi bentuk singkat tanpa menghilangkan makna penting dari isi domenen asli.	Penelitian ini juga membandingkan hasil ringkasa dengan metode LSA dan CLSA.	penelitian sebelumnya.
METODE /	Dokumen uji akan	Pada penelitian ini	Metode yang	Tapahap peringkasan	Peringkasan	Penelitian ini
,	dilakukan tahap	teknik peringkasan	digunakan terdiri dari	diawali dengan	dilakukan dengan	dilakukan dengan
TEORI YANG	preprocessing dengan tahapan tokenisasi,	teks yang digunakan adalah	preprocessing dan processing.	tahapan preprocessing yaitu	menggunakan algoritma LSA dan	menggunakan metode CLSA

DIGUNAKAN	stopword dan stemming. Hasil preprocessing berbentuk term kata yang akan di lakukan pembobotan dengan enggunakan tf-idf. Tahap peringkasan	teknik ekstraksi dengan tahapan preprocessing yang terdiri dari pemecahan kalimat, case folding, tokenisasi, stop words dan	Preprocessing terdiri dari tahapan case folding, pemisahan kalimat, tekonization, stopword removal dan steming. Tahapan processing LSA terdiri dari pembobotan tf-idf,	parsing, tokenizing, filterisasi dan stemming. Kemudian tahapan processing yang dilakukan degan tahapan pembobotan tf-idf, perhitungan LSA	CLSA yang bertujuan untuk membandingkan antara ke-dua algoritma tersebut. Proses peringkasan terdiri dari preprofessing yang	dengan tahapan preprocessing yang lebih kompleks seperti parsing, tokenizing, filtering, dan stemming. Melakukan pembobotan kata
	dilakukan dengan metode LSA dan MMR.	stemming. Pembobotan kata menggunakan metode Term Frequency -Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan implementasi Cross Method LSA untuk menghasilkan ringkasan.	pembuatan matriks term-kalimat, perhitungan SVD dan pemilihan kalimat hasil perhitungan SVD menggunakan teknik Steinberger&Jezek.	dengan menambahkan metode perhitungan cross method LSA sebagai penyusunan ringkasan atau ekstraksi ringkasan.	terdiri dari penguraian teks dokumen, case folding, tokenisasi, stopword, steming, dan perhitungan term dokumen matriks. Pembbotan kata menggunakan metode tf-idf. Pada proses perhitungan SVD algoritma CLSA melakukan perubahan dari perhitungan SVD algoritma LSA.	tf-idf. Menambahkan kesamaan similarity antara judul berita dan dokumen juga memperhitungkan relasi antara kata pada kalimat.
HASIL PENELITIAN	Keluaran dari hasil ringkasan sistem berbentuk dalam bentuk kerangka kerja. Ringkasan dibuat	Penggunaan metode	Pengujian tingkatan akurasi berdasatkan perbandingan antara hasil ringkasan sistem dan hasil ringksan	Hasil pengujian dari penggunaan LSA dengan penggunaan Cross method LSA sebagai pengekstrasi	Hasil pengujian sistem dari uji perbandingan antara metode LSA dan CLSA dengan sama-sama	Sistem memperoleh hasil pengujian dengan menggunakan 10 artiel berita yang

berdasarkan cross method latent manual yang dengan ringkasan yang akan dibandingkan tingkat menggunakan data uji dipilih. Dari data uji kompresi yang semantic analysis perhitungan recall, yang sama dengan ringkasan berupa artikel berita dan *f*menghasilkan hasil fberbeda, yaitu 10% dan precision, sistem. Hasil pada kesehatan. Meode ini 20%. Hasil uji sistem measure. Penggunaan measure dari CLSA ringkasan penelitian ini menghasilkan dokumen metode LSA dengan dengan lebih baik dari LSA memperoleh nilai mampu membuat ringkasan dengan penambahan ekonomi teknik walaupun yang rata-rata Rouge-1 sistem nilai compression mempunyai jumlah 96 Steinberger&Jezek ini perbandinganya tidak (f-measure 0,5811, rate 40% dan 50% menghasilkan kalimat hasil kompresi mampu menghasilkan jauh berbeda dengan precission 0,5757, yang didapati nilai ringkasan dengan 10% menjadi 9 kalimat ringkasan dengan nilai nilai 72% dan 70%. recal 0,6194), precission, recall, fdokumen uji artikel dan kompersi 20% recall tertinggi yang Waktu pada proses Rouge-2 (f-measure measure tertingi politik berbahasa menjadi 19 kalimat sebesar 0.71, 0,47022, precission nilai perhitungan nilai adalah sebesar 0.75 Indonesia yang precision tertinggi 0.75, length CLSA lebih 0,4673, recal dan 0.743. memiliki rata-rata fdan nilai f-measure dibandingkan 0,5005), Rouge-L (fcepat measured dengan LSA. dan hasil measure 0,5936, nilai 69,6%, Recall sebesar 0.71. ringkasan CLSA lebih precission 0,5809, dengna nilai pendek. recal 0,6332). sebesar 66,7% dan performansi precision sebesar 72,25%.

B. Landasan Teori

1. Text mining

Text mining (penambangan teks) adalah salah satu teknik yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi dimana, text mining merupakan variasi dari data mining yang berusaha menemukan pola yang menarik dari sekumpulan data tekstual yang berjumlah besar. Selain klasifikasi, text mining juga digunakan untuk menangani masalah clustering, information extraction, dan information retrival (IR) (Feldman & Sanger, 2007).

Dalam text mining berbeda dengan dengan data mining dimana Pada data mining data yang diekstrak berasal dari pola-pola tertentu dan terstruktur, sedangkam text mining sumber data yang digunakan berasal dari teks yang relatif tidak testruktur karena menggunakan tata bahasa manusia atau biasa disebut (natural language).

Menurut (Indrawati, 2010) text mining adalam penambang data yang berupa teks dimana sumber data biasanya didapatkan dari suatu dokumen, dengan tujuan unruk mencari kata-kata yang dapat mewakili isi dari dokumen asli sehingga dapat dilakukan analisa keterhubungan antara dokumen. Text mining juga merupakan proses menemukan informasi atau trend baru yang sebelumnya tidak terungkap atau belum diketahui dengan memproses dan menganalisa data-data dalam jumlah yang besar.

Dalam penerapanya pada peringkasa teks, penerapan *text mining* digunakan sebagai tahapan untuk menentukan seberapa jauh

keterhubungan dengan kata atau *term*, yang dimana kata atau *term* tersebut dalam bentuk dokumen yang akan diproses, namun dokumen-dokumen tersebut sebelumnya belum terstruktur. Jadi dibutuhkan tahapan untuk menambang *term* atau kata tersebut yang terdapat dalam dokumen sehingga bisa memperoleh informasi dengan lebih tepat, jelas serta akurat.

2. Natural Language Processing (NLP)

Pemrosesan Bahasa Alami (*Natural language processing*/NLP) merupakan cabang kecerdasan buatan yang membantu komputer memahami, menafsirkan, dan memanipulasi bahasa manusia. NLP menarik dari banyak disiplin ilmu, termasuk ilmu komputer dan linguistik komputasional, dalam usahanya untuk mengisi kesenjangan antara komunikasi manusia dan pemahaman komputer (Pustejovsky & Stubbs, n.d.).

Natural language processing (NLP) pada pengaplikasianya berkaitan dengan bagaimana suatu komputer dapat digunakan untuk memahami atau mengerti dalam memanipulasi teks bahasa alami (natural language) untuk mendapatkan informasi tertentu. Dengan perantaraan bahasa alami (natural language) inilah, manusia bisa berinteraksi dengan komputer. NLP digunakan dalam pemrosesan dokumen karena user menentukan keterkaitan dari dokumen dengan membaca dan menganalisis nya. Jika sistem dapat melakukan analisis dokumen secara otomatis, maka proses pencarian dokumen yang relevan akan lebih mudah (Indrawati, 2010).

a. Komponen Utama Bahasa Alami

Pengolahan bahasa alami terdiri dari tiga bagian utama, yaitu : parser, sistem representasi pengetahuan dan output translator.

1) Parser

Kemampuan suatu sistem yang mengambil kalimat *input* bahasa alami dan menguraikannya ke dalam beberapa bagian gramatikal (kata benda, kata kerja, kata sifat, dan lain-lain).

2) Sistem Representasi Pengetahuan

Suatu sistem yang menganalisis *output parser* untuk menentukan maknanya.

3) Output Translator

Suatu terjemahan yang merepresentasikan sistem pengetahuan dan melakukan langkah-langkah yang bisa berupa jawaban atas bahasa alami atau *output* khusus yang sesuai dengan program komputer lainnya.

b. Aplikasi pengelolahan bahasa alami

Natural language processing (NLP) mempunyai aplikasi yang sangat luas. Beberapa diantaranya yaitu summarization. Pembuatan ringkasan dari sekumpulan konten dokumen atau Dengan menggunakan aplikasi

ini, user bisa dibantu untuk mengkonversikan dokumen teks yang besar ke dalam bentuk slide presentasi.

3. Text Summarization

Text summarization (peringkasan teks) adalah suatu proses penyulingan sebagian besar informasi penting dari sumber (beberapa sumber) untuk menghasilkan suatu ringkasan bagi pemakai atau pekerjaan tertentu (Klein, Hirschman, Firmin, & Diego, 1998). Menurut (Saputra, Jerry. Fachrurrozi, 2017) ringkasan adalah bentuk singkat dari sebuah teks yang dibuat dari satu dokumen atau lebih, dan mengambil informasi-informasi penting yang terdapat pada dokumen asli. Suatu ringkasan yang dihasilkan berisi informasi yang memuat inti dari isi dokumen asili dengan jumlah kalimat yang tak tidak lebih dari setengah teks aslinya.

a. Pendekatan dalam peringkasan teks

Pendekatan yang umum dalam membuat ringkasan teks digolongkan menjadi dua, keduanya yaitu *ekstraktif* dan *abstraktif*.

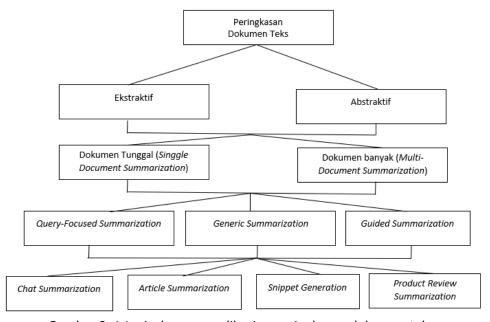
1) Metode *ekstraktif*

Metode peringkasan *ekstraktif* berupaya mengekstrak hal-hal penting kalimat pada suatu dokumen asli kemudian ditampilkan kembali dengan bentuk yang lebih sederhana. Mudahnya dokumen kalimat yang memuat informasi penting diekstrak untuk mengumpulkan informasi penting sehinga mendapkan gambaran umum tentang konten dari dokumen asli.

2) Metode abstraktif

Peringkasan teks abstraktif merupakan ringkasan yang menghasilkan interpretasi dari teks asli yang ada dalam bentuk abstrak. Kalimat yang terdapat pada dokumen ditransformasikan kembali menjadi kalimat yang lebih singkat. Peringkasan *abstraktif* membuat ringkasan dari kalimat ataupun frase yang berbeda, tetapi tetap memiliki intisari arti yang sama dari sumber dokumen.

Penjabaran jenis dan pengaplikasian peringkasan dokumen teks menurut (Yuliska & Syaliman, 2020) dijelaskan pada gambar 2.1 berikut.



Gambar 2. 1 Jenis dan pengaplikasian peringkasan dokumen teks

Jenis peringkasan dokumen teks dapat dibagi menjadi peringkasan dokumen tunggal atau single document summarizarion dan peringkasan

dokumen jamak atau *multi-document summarization*. Peringkasan dokumen dapat dilakukan berdasarkan pada fakta-fakta tertentu (*Guided summarization*), berdasarkan pada informasi penting yang relevan dengan *query* pengguna (*query-focused summarization*), atau hanya berdasarkan pemilihan informasi yang dianggap penting (*Generic summarization*). Dokumen yang akan diringkas dapat berupa dokumen *chat*, *article*, *snippet generation* dan *product review*.

b. Fitur peringkasan teks

Untuk menentukan kalimat ringkasan maka digunakan beberapa fitur sebagai dasar dalam pembuatan ringkasan.

1) Frekuensi

Kata yang dianggap penting adalah kata yang sering muncul dalam sebuah dokumen. Semakin sering muncul, maka perhitungan skor untuk kata tersebut semakin tinggi. Pengukuran yang umum digunakan untuk menghitung frekuensi kata adalah TF-IDF.

2) Lokasi

Kalimat utama dalam suatu paragraf biasanya terdapat pada bagian awal dan akhir dari sebuah paragraf, sehingga kalimat ini memiliki kesempatan yang lebih besar untuk diikutsertakan dalam sebuah ringkasan daripada kalimat yang berada di tengah paragraph.

3) Cue Method

Pentingnya suatu ide biasanya tersirat dari kalimat: *in summary,* in conclusion, the paper describes, atau kesimpulannya adalah, ringkasannya.

4) Judul/Kepala Berita

Kata yang ada pada judul dan kepala/pokok berita besar kemungkinannya berhubungan dengan ringkasan. Kata-kata yang ada pada sebuah judul juga mengindikasikan topik dari suatu dokumen.

5) Panjang Kalimat

Pada umumnya, kalimat yang terlalu panjang ataupun pendek tidak cocok digunakan dalam sebuah ringkasan.

6) Kemiripan

Kemiripan dapat dikalkulasi dengan pengetahuan linguistik. Hal ini mengindikasi kemiripan kalimat yang digunakan dalam judul dan dalam isi dokumen.

7) Kata Benda

Penggunaan kata benda yang tepat harus diperhatikan.
Ringkasan harus menggunakan kata benda yang tepat, misalnya nama seseorang, nama tempat ataupun organisasi.

8) Kedekatan

Jarak antara kata dalam sebuah *entity* menjadi sebuah faktor untuk membuat relasi antara *entity*.

c. Online tools peringkasan teks

Online tools peringkasan teks merupakan website penyedia layanan peringkasan dokumen teks. Terdapat beberapa fitur pada layanan peringkasan teks salah satunya user bisa memilih berapa kalimat ringksan yang diinginkan. Beberapa website peringkasan teks dengan bebagai metode peringkasan yang dapat di gunakan sebagai acuan atau referensi untuk pengembangunan sistem. Online tools peringkasan teks tersebut sebagai berikut.

- 1) http://textsummarization.net/
- 2) https://indo-texsum.herokuapp.com/
- 3) https://www.tools4noobs.com/summarize/
- 4) https://autosummarizer.com/
- 5) https://resoomer.com/en/

4. Text preprocessing

Text pre-processing (pemrosesa awal) merupakan tahapan utama dalam pemrosesan teks. Pre-processing bertujuan untuk menghasilkan indeks kata dari dokumen teks yang dilakukan agar dokumen dapat diproses ke tahap selanjutnya (Savanti, Gotami, & Dewi, 2018). Mudahnya text pre-procesing merupakan tahapan dimana teks dokumen yang sebelumnya tidak terstuktur diolah menjadi data yang terstuktur yang bertujuan untuk membuat teks dokumen lebih mudah diolah. Tahapan pre-processing

menghasilkan teks yang mempunyai skor atau nilai sehingga bisa digunakan dalam acuan pada proses selanjutnya untuk melakukan peringkasan teks. Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan pre-processing yaitu sebagai berikut.

a. Parsing

Parsing merupakan tahapan pemecahan disetiap kalimat pada suatu dokumen dengan simbol titik sebagai pembatas kalimat. Setiap dokumen yang telah dipecah akan dimasukkan sebagai list kalimat. Keluaran dari hasil parsing berupa kumpulan kalimat terpisah dari setiap dokumenn yang akan digunakan pada proses selanjutnya. Contoh aturan terdapat pada tabel 2.2. Aturan parsing sebagai berikut.

Tabel 2. 2. Aturan Parsing

Kondisi	Aksi			
Inputan data terdapat titik(.).	Maka akan memecah kalimat menjadi dokumen baru.			

b. Case folding

Case folding merupakan tahapan yang mengubah semua huruf kapital dalam dokumen menjadi huruf kecil. Hanya huruf yang diterima yaitu 'a' sampai dengan huruf 'z'. Karakter selain huruf akan dihilangkan dan dianggap sebagai delimeter. Contoh penggunaan terdapat pada tabel 2.3. Aturan case folding sebagai berikut.

Tabel 2. 3. Aturan case folding

Kondisi	Aksi		
Inputan data latih memiliki huruf kapital [AZ].	Maka akan mengubah semua inputan tersebut menjadi huruf kecil [az] semua.		
Inputan data latih memiliki karakter Symbol	Maka akan menghapus karakter symbol tersebut dari inputan		
Inputan data latih memiliki huruf kecil	Tidak ada aksi		
Inputan data latih memiliki spasi	Tidak ada aksi		

c. Tokenizing

Tokenizing adalah tahap pemotongan tiap kata yang menyusunnya, atau memisah tiap-tiap kata dalam satu dokumen yang dilakukan pada seluruh kalimat. Selain itu, spasi digunakan untuk memisahkan antara kata tersebut. Contoh penggunaan tokenizing terdapat pada tabel 2.4. Aturan tokenizing sebagai berikut.

Tabel 2. 4. Aturan tokenizing

Kondisi	Aksi
Jika inputan data uji bertemu spasi	Maka akan memecah dari deskripsi data uji menjadi bab-bab per bagian kata atau string.
Jika Inputan data latih memiliki Huruf	Tidak ada aksi

d. Filtering

Tahap *filtering* adalah tahap mengambil kata-kata penting dari hasil *tokenizing*. Proses *filtering* dapat menggunakan algoritma *stoplist* (membuang kata yang kurang penting) atau *wordlist* (menyimpan kata penting). *Stoplist* /

stopword adalah kata-kata yang tidak deskriptif yang dapat dibuang dalam pendekatan bag-of-words. Pada dokumen berbahasa Indonesia contoh stopword adalah "yang", "dan", "di", "dari" dan lain – lain. Contoh penggunaan filtering terdapat pada tabel 2.5. Atruran filtering sebagai berikut.

Tabel 2. 5. Aturan *filtering*

Kondisi	Aksi			
Jika inputan data uji terdapat kata-kata yang tidak deskriptif	Maka akan melakukan pembuangan pada kata yang tidak deskriptif			
Jika Inputan data latih memiliki kata- kata yang tidak deskriptif	Tidak ada aksi			

e. Stemming

Stemming adalah tahapan untuk mencari root kata dari tiap kata hasil filtering atau proses untuk memecah kata menjadi kata dasar. Pada dokumen berahasa Indonesia untuk memecah kata menjadi kata dasar harus sesuai dengan aturan Bahasa Indonesia salah satu algoritma yang digunakan dalam pemecahan kata berbahasa Indonesia adalah algoritma Nazief & Adriani. Contoh penggunaan stemming terdapat pada tabel 2.6. Aturan stemming sebagai berikut.

Tabel 2. 6. Aturan stemming

Kondisi	Aksi	
Jika kata baku atau kata singkatan dari kata dasar terdapat dalam kamus atau database algorita Nazief & Adriani.	Maka akan dilakukan pemotongan kata menjadi kata dasar	
Jika kata tidak baku atau kata singkatan dari kata dasar tidak terdapat dalam	Tidak ada aksi	

kamus atau *database* algoritma Nazief & Adriani.

5. Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TFIDF) adalah suatu metode yang merupakan integrasi antar term frequency (TF), dan inverse document frequency (IDF) (Widyasanti, Gede, Putra, Kadek, & Rusjayanthi, 2018). Term Frequency (TF) merupakan jumlah frekuensi kemunculan suatu term pada suatu kalimat, sedangkan Inverse Document Frequency (IDF) adalah perhitungan logaritma pembagian antar total jumlah kalimat dengan frekuensi kalimat yang memuat suatu term (Saputra, Jerry. Fachrurrozi, 2017). Pada penelitian peringkasan teks yang dilakukan oleh (Savanti et al., 2018) tf-idf sebagai pembobotan kata dihitung dengan menggunakan persamaan berikut.

$$TF-IDF = TF * IDF \tag{2.1}$$

$$TF = 1 + \log tf \tag{2.2}$$

$$IDF = log \frac{D}{df(t)} \tag{2.3}$$

Keterangan:

TF = banyaknya term yang terdapat pada sebuah dokumen

IDF = hubungan antara banyaknya dokumen yang memeuat term dengan jumlah dokumen kalimat.

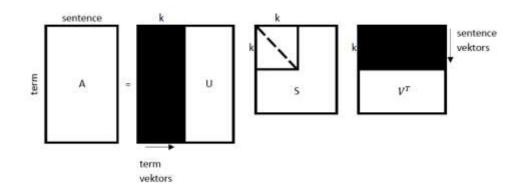
D = total dari dokumen

df = banyaknya dokumen yang mengandung term.

Fungsi pembobotan kata dengan TFIDF adalah untuk mencari representasi nilai dari tiap-tiap dokumen dari suatu kumpulan *data training* (*training set*).

6. Singular Value Decomposition

Singular Value Decomposition (SVD) merupakan salah satu teknik reduksi pada *aljabar linear* yang bermanfaat untuk memperkecil nilai kompleksitas dalam pemrosesan kata pada matriks. SVD melakukan proses penguraian (*dekomposisi*) suatu matriks menjadi tiga buah matriks baru, yaitu matriks *orthogonal* U, matriks *diagonal* S, dan *transpose* matriks *orthogonal* V (Saputra, Jerry. Fachrurrozi, 2017). Proses dekomposisi akan memfaktorkan sebuah matriks menjadi lebih dari satu matriks. Gambaran proses SVD dapat dilihat pada gambar 2.1 berikut.



Gambar 2. 2 Proses matriks SVD

Rumus SDV yang dipaparkan (Saputra, Jerry. Fachrurrozi, 2017) pada penelitianya sebagai berikut.

$$Am^{\times}n = Um^{\times}n. Sn^{\times}n. V^{T}n^{\times}n$$
(2.4)

Keterangan:

 $Am^{\times}n$ = matriks A dengan nilai m \geq n

 $Um^{\times}n$ = matriks berupa vector sebelah kiri berukuran m × n

 $Sn^{\times}n$ = matriks *diagonal* berukuran n \times n, dengan elemen matriks positif atau nol

 $V^T n^{\times} n$ = matriks berupa vector sebelah kiri berukuran n \times n, yang merupakan transpose matriks V.

Untuk menentukan nilai SVD dilakukan pencarian nilai $eigen\ value\$ dan $eigen\ vector\$ dari $matriks\ A^TA$. Eigen value dari matriks A^TA membentuk matriks S atau nilai singular. Nilai singular meruakan elemen-elemen diagonal dari S dan disusun dengan urutan menurun. Eigen vector dari A^TA membentuk matriks V.

7. Latent Semantic Analysis (LSA)

kata yaitu *latent* dan *semantic*. *Latent* yang berarti tersembunyi atau sesuatu yang masih belum ditemukan atau belum terlihat, dan *semantic* yang berarti hubungan kata dengan konsepsi makna pada suatu kata atau kalimat (Mandar & Gunawan, 2017). LSA menurut (Savanti et al., 2018) merupakan metode yang digunakan untuk menganalisa hubungan antara sebuah *frase* ataupun kalimat dengan sekumpulan dokumen. Jadi mudahnya LSA adalah peruraian makna atau analisa makna yag masih tersembunyi dari suatu

bahasa yang bertujuan untuk memperoleh informasi yang penting dari suatu dokumen.

Konsep LSA menerapkan dua fitur yaitu matriks dan SVD, hasil pembobotan kata akan dijadikan matriks. Matriks hasil pembobotan tersebut selanjutnya diolah dengan pemanfaatan SVD untuk menemukan kesamaan atau hubungan atar kata dalam suatu kalimat. Langkah-langkah LSA dalam penelitian yang dilakukan (Mandar & Gunawan, 2017) sebagai berikut.

- a. Membentuk matriks ${\cal A}_{mn}$ yaitu matriks yang memuat term pada suatu dokumen.
- b. Membuat matriks *right singular vektor* (V) dan nilai dari *eigenvalue*, matriks V terbentuk dari hasil *eigenvector* matriks $A^{T}A$.
- c. Membentuk matriks S yaitu hasil dari akar nilai tertinggi eigenvalue matriks A^TA .
- d. Menghitung length pada setiap nilai matriks V^T dengan rumus berikut.

$$S_{k} = \sqrt{\Sigma_{i}^{n} (v^{T})_{k1}^{2} \cdot S_{1}^{2}}$$
 (2.5)

e. Hasil ringkasan ditentukan nilai skor tertinggi dari hasil perhitungan matriks kalimat.

8. Cross Latent Semantic Analysis (CLSA)

CLSA atau *cross latent semantic analysis* merupakan salah satu metode peringkasan teks yang tercipta dari hasil pengembangan dari metode *latent semantic analysis*. Cross pada CLSA yang berarti persilangan atau proses

silang dari perhitungan LSA, dengan mengubah beberapa tahapan-tahapan pada proses perhitungan matriks SVD. Proses silang ini bertujuan untuk mempercepat peringkasan. CLSA dan LSA sama-sama menggunakan fitur matriks dan SVD dalam proses peringkasan teks. Berikut ini merupakan langkah langkah CLSA pada penelitian yang dilakukan oleh (Mandar & Gunawan, 2017) pada tahapan pemilihan kata ringkasan.

- a. Membuat matriks berukuran A_{mxn} atau A_{mn} yaitu matriks hasil pembobotan tf-idf yang diubah kedalam bentuk matriks dokumen.
- b. Mencari nilai eigenvector (V) dan nilai eigenvalue dari perhitungan matriks A^TA .
- c. Membuat matriks S dengan cara menemukan nilai *singular* dengan cara mengurutkan nilai yang tertinggi dari *eiqenvalue* yang diakarkan.
- d. Transpose pada eigevector atau matriks V untuk menghasilkan matriks V^T .
- e. Melakukan perhitungan nilai rata-rata matriks $\boldsymbol{V}^{T}.$
- f. Melakukan penyeleksian matriks V^T , jika nilai suatu term lebih kecil dari nilai rata-rata pada dokumen kalimat, maka nilai pada matriks V^T diubah menjadi 0 dan membentuk matriks V yang baru.
- g. Menghitung panjang matriks V^T dengan rumus (2.5).

 Dimana *length* adalah panjang vektor k pada kalimat yang dimodifikasi oleh *laten vektor*. n adalah jumlah ruang demensi baru. Hasil dari *length* terbesar pada setiap dokumen kalimat akan jadikan ringkasan.

h. Baris - baris pada matriks atau kalimat - kalimat yang mempunyai nilai
 length yang tinggi akan dijadikan sebagai ringkasan.

9. Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation (ROUGE)

Rouge atau Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation adalah suatu teknik untuk mengevaluasi perbandingan antara hasil dari ringkasan yang dihasilkan dari ATS (Automated Text Summarization) dengan hasil ringkasan yang dibuat manusia. Pengujian diukur dengan perhitungan dari nilai precision, nilai recall, nilai f-measure dan nilai dari akurasi. Untuk menghitung nilai tersebut digunakan rumus berikut.

$$Precision(P) = \frac{tp}{(tp+fp)}$$
 (2.6)

$$Recall(R) = \frac{tp}{(tp+fn)}$$
 (2.7)

$$F - measure = \frac{2 RP}{(P+R)} \tag{2.8}$$

Akurasi =
$$\frac{tp+tn}{(tp+fp+tn+fn)}$$
 (2.9)

Keterangan:

True positive (tp) = yatu kalimat yang terdapat pada hasil ringkasan manual yang juga muncul pada hasil ringkasan sistem.

False positive (fp) = yaitu kalimat hasil ringkasan yang terdapat pada sistem tetapi tidak ada pada ringkasan manual.

False negative (fn) = yaitu kalimat ringkasa yang terdapat pada hasil ringkasan manual tetapi tidakt terdapat pada hasil ringkasan sistem.

True negative (tn) = yaitu kalimat tidak ada pada hasil ringkasan manual maupun hasil ringkasan sistem.

ROUGE juga memiliki lima macam ukuran berbeda sebagai berikut :

a. N-gram Co-Occurrence Statistics (ROUGE-N)

ROUGE- N merupakan perhitungan rouge dengan penarikan n-gram antara ringkasan kandidat dan kumpulan ringkasan referensi. Dimana metode ini menggunakan setiap kata yang cocok antara candidate *summary* (ringkasan yang dihasilkan ATS) dengan *references summary* (ringkasan ideal yang dibuat oleh manusia) sebagai ukurannya dan tidak memperhatikan urutan kata-kata yang terdapat pada ringkasan.

b. Longest Common Subs equence (ROUGE-L)

ROUGE-L adalah perhitungan rouge dengan langsung membandingkan setiap ringkasan yang dihasilkan ATS (*Automated Text Summarization*) dengan kalimat yang ada diringkasan referensi. ROUGE-L tidak membutuhkan kecocokan berurutan tetapi kecocokan berurutan yang mencerminkan urutan kata tingkat kalimat sebagai n-gram. ROUGE-L secara otomatis menyertakan n-gram umum berurutan terpanjang, oleh karena itu panjang n-gram yang telah ditentukan tidak diperlukan.

c. Weighted Longest Common Subsequence (ROUGE-W)

ROUGE-W merupakan perkembangan dari metode ROUGE-L dengan memandang kalimat-kalimat yang ada pada candidate summary sebagai rangkaian kata-kata yang nantinya akan dicocokkan pada *references summary* menggunakan pemrograman dinamis.

d. Skip-Bigram Co-Occurrence Statistics (ROUGE-S)

ROUGE-S adalah pasangan kata apa pun dalam urutan kalimat yang memungkinkan adanya kesalahan. Skip-bigram mengukur rasio antara terjemahan kandidat dari satu set terjemahan referensi. Skip-bigram melakukan perhitungan terhadap semua pasangan kata yang cocok secara berurutan.

C. Studi kasus

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan sebagai pengujian hitungan manual diambil dari berita pada halaman www.kompas.com, www.krjogja.com sebanyak 300 berita sebagai data uji. Berita tersebut kemudian dikumpulkan dalam bentuk file excel. Setiap data uji tersebut akan di ujikan satu persatu. Terkhusus untuk penelitian ini diambil salah satu dari 300 berita dari dataset tersebut. Data berita tersebut datat dilihat pada Tabel 2.7. *Collect Data* sebagai beriut.

Tabel 2. 7. Collect Data

Dokumenen /	Asli
-------------	------

Berita

Ikatan Dokter Anak Indonesia (IDAI) memberikan sejumlah rekomendasi untuk mencegah penularan Covid-19 kepada anak di masa pandemi. Salah satu yang direkomendasikan adalah agar anak tidak keluar rumah selama situasi Covid-19 di Indonesia belum memenuhi kriteria epidemiologi badan kesehatan dunia (WHO). "Kami merekomendasikan agar anak-anak jangan keluar rumah dulu. Termasuk untuk kegiatan tatap muka di sekolah," ujar anggota Tim Satgas Penanganan Covid-19 IDAI, Yogi Prawira. Rekomenasi untuk tidak keluar rumah ini, lanjut dia, berlaku hingga daerah tempat tinggal anak-anak dianggap sudah dapat mengatasi penularan Covid-19 lewat transmisi

lokal. Namun, kata Yogi, rekomendasi ini dikecualikan jika ada keperluan mendesak yang membuat anak untuk keluar rumah.

2. Preprocessing Text

Data sampel yang masih berbentuk paragraf akan diolah untuk mendapatkan bobot tiap kata-kata pada data sampel, untuk itu di lakukan tahapan *preprocessing*. Pada bagian *preprocessing text* terbagi menjadi beberapa tahapan di antaranya sebagai berikut :

a. Parsing

Tahap pertama dalam *preprocessing* ini adalah Parsing atau tahapan pemecahan kalimat. Karena data sapel yang berupa paragraph maka akan di pisah dengan memecahnya menjadi beberapa dokumen dengan simbol titik sebagai pemisah dokumen. Setiap dokumen yang telah dipecah akan dimasukkan sebagai list kalimat. Berikut adalah tahapan *parsing* bisa di lihat pada Tabel 2.8. Tahapan *Parsing* sebagai berikut.

Tabel 2. 8. Tahapan Parsing

	Parsing
d1	Ikatan Dokter Anak Indonesia (IDAI) memberikan sejumlah rekomendasi untuk mencegah penularan Covid-19 kepada anak di masa pandemi.
d2	Salah satu yang direkomendasikan adalah agar anak tidak keluar rumah selama situasi Covid-19 di Indonesia belum memenuhi kriteria epidemiologi badan kesehatan dunia (WHO).
d3	"Kami merekomendasikan agar anak-anak jangan keluar rumah dulu
d4	Termasuk untuk kegiatan tatap muka di sekolah," ujar anggota Tim Satgas Penanganan Covid-19 IDAI, Yogi Prawira.
d5	Rekomenasi untuk tidak keluar rumah ini, berlaku hingga daerah tempat tinggal anak-anak dianggap sudah dapat mengatasi penularan Covid-19 lewat transmisi lokal

d6 Namun, kata Yogi, rekomendasi ini dikecualikan jika ada keperluan mendesak yang membuat anak untuk keluar rumah.

b. Case folding

Tahapan *preprocessing* selanjutnya yaitu case folding. Pada tahapan case folding data akan diubah menjadi huruf kecil. Hanya huruf yang diterima yaitu 'a' sampai dengan huruf 'z'. data yang berupa sibol akan dihilangkan dan dianggap sebai delimeter. Berikut adalah tahapan case folding bisa di lihat pada Tabel 2.9. Tahapan *Case folding* sebagai beriut.

Tabel 2.9. Tahapan Case folding

	Case Folding			
d1	ikatan dokter anak indonesia idai memberikan sejumlah rekomendasi untuk mencegah penularan covid19 kepada anak di masa pandemi			
d2	salah satu yang direkomendasikan adalah agar anak tidak keluar rumah selama situasi covid19 di indonesia belum memenuhi kriteria epidemiologi badan kesehatan dunia who			
d3	kami merekomendasikan agar anak anak jangan keluar rumah dulu			
d4	termasuk untuk kegiatan tatap muka di sekolah ujar anggota tim satgas penanganan covid19 idai yogi prawira			
d5	rekomenasi untuk tidak keluar rumah ini berlaku hingga daerah tempat tinggal anak anak dianggap sudah dapat mengatasi penularan covid19 lewat transmisi lokal			
d6	namun kata yogi rekomendasi ini dikecualikan jika ada keperluan mendesak yang membuat anak untuk keluar rumah			

c. Tokenizing

Tahapan *preprocessing* selanjutnya yaitu tokenizing. *Tokenizing* merupakan tahapan pemotongan tiap kata yang menyusunnya, atau memisah tiap-tiap kata dalam satu dokumen yang dilakukan pada seluruh

kalimat. Berikut adalah tahapan Tokenisasi bisa di lihat pada Tabel 2.10. Tahapan *Tokenizing* sebagai berikut.

Tabel 2.10. Tahapan Tokenizing

Tokenizing						
d1	d2	d3	d4	d5	d6	
ikatan	salah	kami	termasuk	rekomendasi	namun	
dokter	satu	merekomendasikan	untuk	untuk	kata	
anak	yang	agar	kegiatan	tidak	yogi	
indonesia	direkomendasikan	anak	tatap	keluar	rekomendasi	
idai	adalah	anak	muka	rumah	ini	
memberikan	agar	jangan	di	ini	jika	
sejumlah	anak	keluar	sekolah	dia	ada	
rekomendasi	tidak	rumah	ujar	berlaku	keperluan	
untuk	keluar	dulu	anggota	hingga	mendesak	
mencegah	rumah		tim	daerah	yang	
penularan	selama		satgas	tempat	membuat	
covid19	situasi		penanganan	tinggal	anak	
kepada	covid19		covid19	anak	untuk	
anak	di		idai	anak	keluar	
di	indnesia		yogi	dianggap	rumah	
masa	belum		prawira	sudah		
pandemi	memenuhi			dapat		
	kriteria			mengatasi		
	epidemilogi			penularan		
	badan			covid19		
	kesehatan			lewat		
	dunia			transmisi		
	who			lokal		

d. Filtering

Tahapan *preprocessing* selanjutnya yaitu Filteing. Proses *filtering* dapat menggunakan algoritma *stoplist* (membuang kata yang kurang penting) atau *wordlist* (menyimpan kata penting). Berikut adalah tahapan *Filtering* bisa di lihat pada Tabel 2.11. Tahapan Filtering sebagai berikut.

Tabel 2.11. Tahapan Filtering.

Filtering						
d1 d2 d3 d4 d5 d6						
ikatan	salah	merekomendasikan	termasuk	rekomendasi	kata	
dokter	satu	anak	kegiatan	keluar	yogi	
anak	direkomendasikan	anak	tatap	rumah	rekomendasi	
indonesia	anak	jangan	muka	berlaku	perlu	

idai	keluar	keluar	sekolah	hingga	desak
memberikan	rumah	rumah	ujar	daerah	buat
sejumlah	selama	dulu	anggota	tempat	anak
rekomendasi	situasi		tim	tinggal	keluar
mencegah	covid19		satgas	anak	rumah
penularan	indnesia		penanganan	anak	
covid19	memenuhi		covid19	dianggap	
kepada	kriteria		idai	mengatasi	
anak	epidemilogi		yogi	penularan	
masa	badan		prawira	covid19	
pandemi	kesehatan			lewat	
	dunia	_		transmisi	
	who			lokal	

e. Stemming

Proses terakhir setelah *filtering* adalah *stemming*. *Stemming* merupakan tahapan untuk mencari *root* kata dari tiap kata hasil *filtering* atau proses untuk memecah kata menjadi kata dasar atau proses menghilangkan kata yang berimbuhan sehingga menjadi kata dasar. Hasil *stemming* seperti yang terlihat pada Tabel 2.12. Tahapan *Stemming* sebagai berikut.

Tabel 2.12. Tahapan Stemming

Stemming							
d1	d2	d3	d4	d5	d6		
ikat	salah	rekomendasi	masuk	rekomendasi	kata		
dokter	satu	anak	giat	keluar	yogi		
anak	rekomendasi	anak	tatap	rumah	rekomendasi		
indonesia	anak	jangan	muka	laku	perlu		
idai	keluar	keluar	sekolah	hingga	desak		
beri	rumah	rumah	ujar	daerah	buat		
jumlah	lama	dulu	anggota	tempat	anak		
rekomendasi	situasi		tim	tinggal	keluar		
cegah	covid19		satgas	anak	rumah		
tular	indnesia		tangan	anak			
covid19	penuh		covid19	anggap			
anak	kriteria		idai	atasi			
masa	epidemilogi		yogi	tular			
pandemi	badan		prawira	covid19			
	sehat			lewat			

	dunia		transmisi	
	who		lokal	

3. Pembobotan TF-IDF

Proses selanjutnya yang harus dilakukan setelah melalui *text* preprocessing adalah melakukan pembobotan TF-IDF. Perhitungan dilakukan dengan mencari pembobotan setiap term pada setiap dokumen. Term merupakan kata dasar yang diperoleh dari *text preprocessing* sebelumnya. Proses pembobotan dokumen secara lengkap ditunjukkan pada Tabel 2.13. Pembobotan dokumen dihitung dengan menggunakan algoritma TF-IDF dengan rumus berikut:

$$TF - IDF(t_i, d_j) = tf(t_i, d_j) * log \frac{N}{N(t_i)}$$
(2.10)

Tabel 2.13. Tahapan Tf-idf

TF					IDF				TF.IDF Ter	m weigth (W)						
Term		Ţ	erm Fr	ecuen	су		df	D/df	In(D/df)	idf+1	W = tf * (idf+1)					
	d1	d2	d3	d4	d5	d6		III(B/dI)		D1	D2	D3	D4	D5	D6	
anak	2	1	1	0	1	1	5	1.2	0.182322	1.182322	2.364643	1.182322	1.182322	0	1.182322	1.182322
anggap	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
anggota	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
atasi	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
badan	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
beri	1	0	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	2.791759	0	0	0	0	0
buat	0	0	0	0	0	1	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	0	2.791759
cegah	1	0	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	2.791759	0	0	0	0	0
covid19	1	1	0	1	1	0	4	1.5	0.405465	1.405465	1.405465	1.405465	0	1.405465	1.405465	0
daerah	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
desak	0	0	0	0	0	1	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	0	2.791759
dokter	1	0	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	2.791759	0	0	0	0	0
dulu	0	0	1	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	2.791759	0	0	0
dunia	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
epidemilogi	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
giat	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
hingga	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
idai	1	0	0	1	0	0	2	3	1.098612	2.098612	2.098612	0	0	2.098612	0	0
ikat	1	0	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	2.791759	0	0	0	0	0
indonesia	1	0	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	2.791759	0	0	0	0	0
jangan	0	0	1	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	2.791759	0	0	0
jumlah	1	0	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	2.791759	0	0	0	0	0

leate	0	0	0	0	0		4	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	0	2.791759
kata						1	1				-	_	_	-	_	
kecuali	0	0	0	0	0	1	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	0	2.791759
keluar	0	1	1	0	1	0	3	2	0.693147	1.693147	0	1.693147	1.693147	0	1.693147	0
kriteria	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
laku	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
lama	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
lewat	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
lokal	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
masa	1	0	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	2.791759	0	0	0	0	0
masuk	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
muka	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
pandemi	1	0	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	2.791759	0	0	0	0	0
penuh	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
perlu	0	0	0	0	0	1	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	0	2.791759
prawira	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
rekomendasi	1	1	1	0	1	1	5	1.2	0.182322	1.182322	1.182322	1.182322	1.182322	0	1.182322	1.182322
rumah	0	1	1	0	1	1	4	1.5	0.405465	1.405465	0	1.405465	1.405465	0	1.405465	1.405465
salah	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
satgas	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
satu	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
sehat	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
sekolah	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
situasi	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
tangan	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
tatap	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
tempat	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
tim	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0

tinggal	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
transmisi	0	0	0	0	1	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	0	2.791759	0
tular	1	0	0	0	1	0	2	3	1.098612	2.098612	2.098612	0	0	0	2.098612	0
ujar	0	0	0	1	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	0	0	2.791759	0	0
who	0	1	0	0	0	0	1	6	1.791759	2.791759	0	2.791759	0	0	0	0
yogi	0	0	0	1	0	1	2	3	1.098612	2.098612	0	0	0	2.098612	0	2.098612
	Total Bobot Dokumen							31.48373	37.57807	11.04677	36.31204	36.88493	19.82752			

Keterangan:

Term : Kata dasar yang diperoleh dari proses text preprocessing DF : Frekuensi dokumen yang mengandung term

TF : Frekuensi kemunculan term dalam dokumen IDF : hasil dari log D/DF df : Dokumen frekuensi idf+1 : hasil dari log D/DF +1 D/df : Dokumen / frekuensi dokumen yang mengandung term W = tf * (idf+1) : Bobot dokume

4. Singuar Value Decomposition (SVD)

Proses selanjutnya setelah data di lakukan pembobotan TF-IDF adalah melakukan perhitungan *singular value decomposition* (SVD), perhitungan svd untuk memperkecil nilai kompleksitas dalam pemrosesan kata pada matriks. SVD melakukan proses penguraian (*dekomposisi*) suatu matriks menjadi tiga buah matriks baru, yaitu matriks *orthogonal* U, matriks *diagonal* S, dan *transpose* matriks *orthogonal* V (Saputra, Jerry. Fachrurrozi, 2017). Rumus SVD dapat di lihat pada rumus 1 berikut.

$$A = USV^t (2.7)$$

Hasil Pembobotan TF-IDF membentuk matriks A yang akan di olah untuk mencari nilail singular value decomposition.

Tabel 2.14. Matriks A

	A									
	d1	d2	d3	d4	d5	d6				
T1	2.36464	1.182322	1.182322	0	1.182322	1.182322				
T2	0	0	0	0	2.791759	0				
Т3	0	0	0	2.791759	0	0				
T4	0	0	0	0	2.791759	0				
T5	0	2.791759	0	0	0	0				
Т6	2.791759	0	0	0	0	0				
₩		·								
T54	0	0	0	2.098612	0	2.098612				

Tabel 2.15. Matriks A^T

		A^T								
	T1	T2	T3	T4	T5	T6		T54		
d1	2.36464	0	0	0	0	2.791759		0		
d2	1.182322	0	0	0	2.791759	0		0		
d3	1.182322	0	0	0	0	0		0		
d4	0	0	2.791759	0	0	0		2.098612		
d5	1.182322	2.791759	0	2.791759	0	0		0		
d6	1.182322	0	0	0	0	0		2.098612		

Tabel 2.16. Hasil Perkaliam matriks A^TA

A^*A^{T}									
76.73472	10.57316	4.193653	6.379506	10.57316	4.193653				
10.57316	98.85907	6.746433	1.975332	8.721765	6.746433				
4.193653	6.746433	22.33427	0	6.746433	6.746433				
6.379506	1.975332	0	96.51681	1.975332	4.404174				
10.57316	8.721765	6.746433	1.975332	91.06515	6.746433				
4.193653	6.746433	6.746433	4.404174	6.746433	42.32629				

Proses selanjutnya setelah mendapatkan hasil perkalian dari matiks A^TA adalah mencari nilai *eigenvalue*. Temukan determinan sehingga | $A^TA - \lambda I$ | = 0. Hasil determinan akan digunakan untuk mendapatkan *eigenvalue* yang selanjutnya untuk membentuk matriks S. Hasil perhitungan nilai *eigenvalue* ditunjukkan pada Tabel 2.17. Matriks S sebagai berikut.

Tabel 2.17. Matriks S (niali eigenvalue)

Matriks S / Nilai Eigenvalue									
115.5021	0	0	0	0	0				
0	95.92212	0	0	0	0				
0	0	85.82928	0	0	0				
0	0	0	69.13717	0	0				
0	0	0	0	41.77809	0				
0	0	0	0	0	19.66759				

Setelah mendapatkan nilai eigenvalue dan membentuk matriks S, selanjutnya akan dilakukan inverse pada matriks S. Matriks S inverse

nantinya akan digunakan untuk perhitungan untuk mendapatkan nilai matriks orthogonal U. Hasil inverse matriks S dapat dilihat pada Tabel 2.18. Matriks S-1 (inverse matriks S) sebagai berikut

Tabel 2.18. Matriks S⁻¹ (inverse matriks S)

Matriks S inverse / S-1									
0.008658	0	0	0	0	0				
0	0.010425	0	0	0	0				
0	0	0.011651	0	0	0				
0	0	0	0.014464	0	0				
0	0	0	0	0.023936	0				
0	0	0	0	0	0.050845				

Proses selanjutnya setelah ditemukan nilai eigenvalue yaitu mencari nilai eigenvector dengan mengevaluasi $\mid A^TA - \lambda_i I \mid$ = 0. Dari setiap eigenvector terebut dilakukan normalisasi dengan membagi setiap nilai dari tiap eigenvector dengan panjang tiap vektor. Dari hasil normalisasi akan membentuk matriks V. Hasil perhitungan eigenvector dapat dilihat pada Tabel 2.19. perhitungan eigenvector sebagai beriut.

Tabel 2.19. Perhitungan eigenvector

Matriks V / Nilai Eigen Vaktor									
-0.401214	-0.046844	0.118352214	0.904437183	0.060103	0.034736				
-0.670581	0.328489	-0.620387227	-0.208363768	0.107695	0.050224				
-0.115385	0.038772	0.026247473	7.97461E-05	-0.235914	-0.963763				
-0.295196	-0.931957	-0.108875711	-0.168266587	0.061182	-0.020106				
-0.512961	0.139943	0.766702418	-0.331333937	0.128386	0.05647				
-0.160514	-0.016403	0.027147629	-0.021956615	-0.953367	0.252664				

Setelah didapatkan nilai dari eigenvector dan membentuk matriks V, selanjutnya akan dilakukan transposepada matriks V. Transpose matriks V nantinya akan digunakan sebagai perhitung pada metode CLSA. Hasil

transpose matriks V dapat dilihat pada Tabel 2.20. Matriks V^T sebagai berikut.

Tabel 2.20. Matriks V^T

	Matriks V ^T									
-0.401214	-0.670581	-0.115384735	-0.295195937	-0.512961	-0.160514					
0.046844	-0.328489	-0.038771824	0.931957242	-0.139943	0.016403					
-0.118352	0.620387	-0.026247473	0.108875711	-0.766702	-0.027148					
0.904437	-0.208364	7.97461E-05	-0.168266587	-0.331334	-0.021957					
0.060103	0.107695	-0.235913993	0.061182038	0.128386	-0.953367					
-0.034736	-0.050224	0.963762813	0.020105991	-0.05647	-0.252664					

Setelah nilai *eigenvalue* yang ditunjukkan pada matriks S dan nilai *eigenvector* yang ditunjukkan pada matriks V telah diperoleh maka langkah selanjutnya adalah membentuk matriks *Ortogonal* U dengan menggunakan persamaan berikut:

$$U = AVS^{-1}$$
 (2.8)

Perhitungan matriks *Ortogonal* akan bermanfaat untuk mencari vektor dari setiap dokumen. Perhitungan nilai ortogonal di mana hasilnya akan ditunjukkan pada Tabel 2.21. Matriks *orthogonal* U sebagai berikut.

Tabel 2.21. Matriks orthogonal U

Matriks ortogonal U (U = A*V*S ⁻¹)									
-0.023153	0.004895	0.006011731	0.02133	-0.023574	-0.032158				
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016				
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854				
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016				
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129				
-0.009698	-0.001363	0.003849629	0.036521	0.004016	0.004931				
-0.00388	-0.000477	0.000883028	-0.000887	-0.063707	0.035865				
-0.009698	-0.001363	0.003849629	0.036521	0.004016	0.004931				
-0.022876	-0.007478	0.002551108	0.003994	0.012022	0.00867				
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016				
-0.00388	-0.000477	0.000883028	-0.000887	-0.063707	0.035865				
-0.009698	-0.001363	0.003849629	0.036521	0.004016	0.004931				

Matriks ortogonal U (U = A*V*S ⁻¹)					
-0.002789	0.001128	0.000853749	3.22E-06	-0.015765	-0.136803
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016
-0.012653	-0.021415	0.00023171	0.022346	0.006092	0.001561
-0.009698	-0.001363	0.003849629	0.036521	0.004016	0.004931
-0.019474	0.006162	-0.012275262	0.021129	0.008429	0.009066
-0.002789	0.001128	0.000853749	3.22E-06	-0.015765	-0.136803
-0.009698	-0.001363	0.003849629	0.036521	0.004016	0.004931
-0.00388	-0.000477	0.000883028	-0.000887	-0.063707	0.035865
-0.017759	0.007191	0.003270281	-0.011416	-0.032067	-0.043191
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016
-0.009698	-0.001363	0.003849629	0.036521	0.004016	0.004931
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.009698	-0.001363	0.003849629	0.036521	0.004016	0.004931
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.00388	-0.000477	0.000883028	-0.000887	-0.063707	0.035865
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.019046	0.005472	0.004381397	0.005863	-0.025275	-0.034246
-0.017759	0.007191	0.003270281	-0.011416	-0.032067	-0.043191
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016
-0.012399	0.004073	0.024938445	-0.013379	0.008579	0.008016
-0.01661	0.002037	0.021640477	0.017396	0.009468	0.009732
-0.007135	-0.027124	-0.003541388	-0.006795	0.004088	-0.002854
-0.016208	0.00956	-0.020179267	-0.008414	0.007197	0.007129
-0.00828	-0.020749	-0.001998334	-0.005774	-0.044817	0.024815

Dari hasil perhitungan *Singular Value Decomposeition* maka terbentuk matriks S, V, Dan U. Nilai dari matriks-matriks SVD nantinya akan digunakan sebagai perhitungan pada metode CLSA.

5. Latent Semantic Analysis (LSA)

Setelah didapatkan nilai dari tiap-tiap matriks Singular Value Decomposition (SVD). Selanjutnya menerapkan metode Latent Semantic Analysis, dimana metode ini melakukan perhitungan nilai length pada setiap matriks SVD dengan mengunakan rumus (2.5).

Dari hasi perhitungan nilai legth tersebut maka didapatkan score dari tiap-tiap dokumen kalimat.

LSA 46.34107 0 D1 0 0 0 D2 0 31.50936 0 0 0 0 0 D3 0 0 2.252801623 0 0 D4 11.63347494 0 0 D5 0 5.363733 0 0 0 0 D6 0 0 0 0 4.969294 0

Tabel2.22. hasil perhitungan LSA

Dari tabel 2.22 di atas didapatkan score dari hasil perhitungan rumus (2.5). Score dari tiap dokumen tersebut akan dipilih dokumen dengan score tertinggi yang akan di panggil sebagai ringkasan.

6. Cross Latent Semantic Analysis (CLSA)

Berbeda dengan LSA pada proses CLSA, setelah didapatkan nilai dari tiap-tiap matriks Singular Value Decomposition (SVD). Selanjutnya menerapkan metode Cros Latent Semantic Analysis, dimana metode ini

pelakukan proses silang pada matriks SVD. Matriks V^T akan dilakukan seleksi dengan mencari rata-rata tiap dokumen kalimat. Apabila nilai dari dokumen kalimat lebih kecil dari nilai rata-rata tiap dokumen kalimat maka akan di rubah menjadi 0 dan membentuk matriks baru. Untuk lebih jelasnya matriks V^T CLSA bisa dilihat pada Tabel 2.23. Matriks V^T CLSA sebagai berikut.

Tabel 2.23. Matriks V^TCISA

	Matriks V ^T						Rata-rata
D1	-0.401214	-0.670581	-0.115384735	-0.295195937	-0.512961	-0.160514	-0.35931
D2	0.046844	-0.328489	-0.038771824	0.931957242	-0.139943	0.016403	0.081333
D3	-0.118352	0.620387	-0.026247473	0.108875711	-0.766702	-0.027148	-0.03486
D4	0.904437	-0.208364	7.97461E-05	-0.168266587	-0.331334	-0.021957	0.029099
D5	0.060103	0.107695	-0.235913993	0.061182038	0.128386	-0.953367	-0.13865
D6	-0.034736	-0.050224	0.963762813	0.020105991	-0.05647	-0.252664	0.098296

Pada tabel 2.23 di atas terdapat tiap-tiap dokumen dan hasil rata-rata tiap dokumen. Tahapan CLSA melakukan seleksi pada tiap-tiap kolom pada dokumen, dimana kolom dari tiap dokumen dengan nilai di bawah rata-rata maka akan di buat nol (0). Sedangkan niai di atas rata-rata akan di tampilkan seperti yang di tampilkan pada tabel 2.24 sebagai berikut.

Tabel 2.24. Hasil seleksi matriks V^TCISA

V ^T CLSA						
0	0	-0.115384735	-0.295195937	0	-0.160514	
0	0	0	0.931957242	0	0	
0	0.620387	-0.026247473	0.108875711	0	-0.027148	
0.904437	0	0	0	0	0	
0.060103	0.107695	0	0.061182038	0.128386	0	
0	0	0.963762813	0	0	0	

Setelah mendapatkan hasil dari matriks V^T , selanjutnya yaitu melakukan perhitungan nilai length pada matriks V^T CLSA dengan menggunakan rumus (2.5).

Selanjutnya menentukan hasil ringkasan berdasarkan skor tertinggi dari setiap dokumen Kalimat.

Tabel 2.25. Hasil ringkasan CLSA

			CLSA			
D1	0	0	0	0	0	0
D2	0	0	0	0	0	0
D3	0	0	2.252801623	0	0	0
D4	0	0	0	0	0	0
D5	0	0	0	0	5.363733	0
D6	0	0	0	0	0	0

Dari tabel 2.25 di atas didapatkan score dari hasil perhitungan rumus (2.5). Score dari tiap dokumen tersebut akan dipilih dokumen dengan score tertinggi yang akan di panggil sebagai ringkasan.

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Objek Penelitian

Objek pada penelitian ini adalah teks berita atau dokumen berita berbahasa Indonesia dari halaman www.kompas.com, www.detik.com, www.kerjogja.com yang terdiri dari teks berita bahasa Indonesia berjumlah 300 dokumen berita. Data teks brita berbahasa Indonesia yang diambil adalah berita dengan rentang tahun 2019-2020.

B. Metode Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan penacrian data dan informasi sebagai referensi yang dibutuhkan dalam melakukan penelitian. Beberapa metode yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Studi Pustaka

Studi pustaka merupakan metode yang dilakukan untuk mendapatkan informasi serta referensi. Metode ini dilakukan dengan membaca serta menelaah penelitian-penelitian terdahulu, artikel, buku serta pustaka-putaka digital yang terkait dengan penelitian yang hendak dilakukan.

2. Teknik Dokumentasi

Teknik dokumentasi adalah metode yang bertujuan untuk memperoleh *dataset* berupa dokumen berita yang dipublikasi dari *website* www.kompas.com, www.detik.com, www.krjogja.com. Proses

pengumpulan data dilaukan dengan mengumpulkan berita berbahasa Indonesia berjumlah 300 berita yang didapatkan dari website www.kompas.com, www.detik.com, www.krjogja.com yang akan dijadikan sebagai dataset berita.

C. Spesifikasi Kebutuhan

Spesifikasi kebutuhan pada penelitian ini terbagi menjadi kebutuhan perangkat keras (*hardware*) dan kebutuhan perangkat lunak (*software*). Berikut merupakan spesifikasi kebutuhan yang digunakan pada penelitian ini.

1. Perangkat Keras (Hardware)

Spesifikasi perangkat keras (*hardware*) yang digunakan dalam penelitian ini yaitu p*ersonal computer* dengan spesifikasi sebagai berikut.

- a. HP Notebook 14-am125TX
- b. Processor Intel Core(TM) i5-72000 2.7Ghz
- c. Memori RAM 4096MB
- d. Hardisk 500MB
- e. 64-bit Operating System

2. Perangkat Lunak (Software)

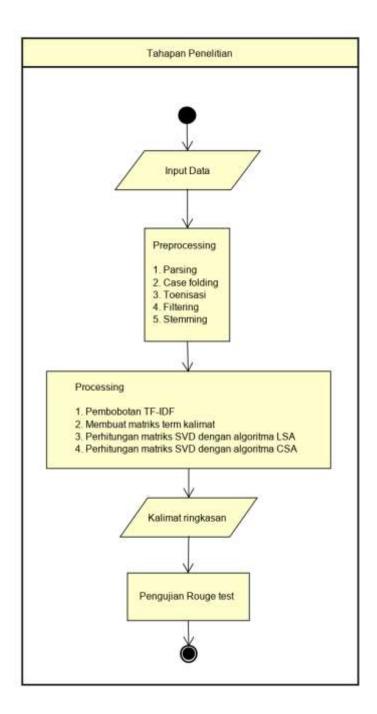
Spesifikasi perangkat lunak yang digunakan pada penelitian ini yaitu sebagai berikut.

- a. Sistem Operasi Windows 10 pro 64-bit (10.0, Build 1734)
- b. Sublime Text Versi 3.1.1, build 3176
- c. Anaconda 3 dengan python 3.6

- d. Google Chrome Browser
- e. Microsoft Office 2016
- f. Library Python berupa:
 - 1) Sastrawi
 - 2) NLTK
 - 3) Sklearn
 - 4) Numpy
 - 5) Indosum
 - 6) Scypy
 - 7) Rouge
- g. Data 300 artikel berita dari halaman www.kompas.com, www.kompas.com, www.kompas.com,

D. Tahapan Penelitian

Adapun tahapan-tahapan penelitaian yang dilakukan pada penelitian dapat dilihat pada gambar 3.1. Tahapan Penelitian sebagai berikut.



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

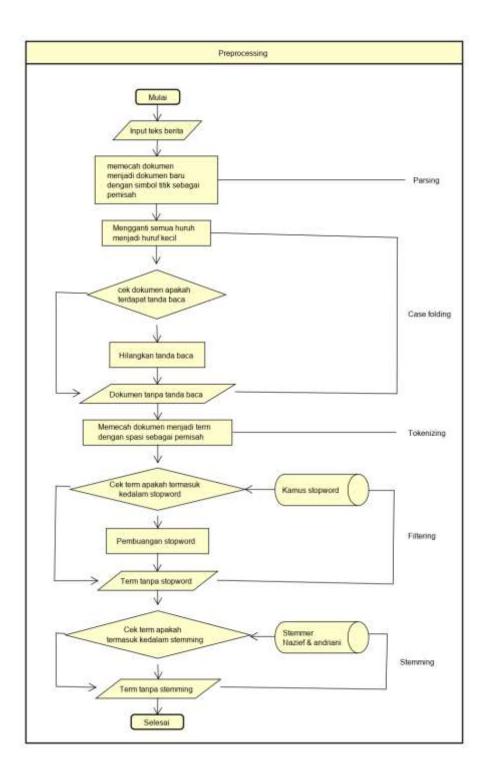
Adapun tahapan-tahapan penelitian dari gambar 3.1 diatas adalah sebagai berikut.

1. Input Data

input data merupakan tahapan dilakukan Proses dimana pengumpulan data berupa artikel berita untuk memperoleh informasi yang dilakukan dengan melakukan studi pustaka dalam rangka mencapai tujuan penelitian. Data yang dikumpulkan dalam penelitian ini merupakan data berita berbahasa Indonesia yang didapatkan dari website www.kompas.com, www.detik.com, www.krjogja.com dari rentang tahun 2018-2019. Data tersebut kemudian menjadi data uji atau sebagai data inputan.

2. Preprocessing

Proses *preprocessing* pertujuan untuk mengubah bentuk kalimat pada dokumen awal menjadi data kalimat dukumen yang terstuktur. Proses *preprocessing* terbagi menjadi beberapa tahapan seperti pada gambar 3.2. *Flowchart preprocessing* berikut.



Gambar 3. 2 Flowchart preprocessing

a. Parsing

Parsing merupakan proses yang akan memecah setiap kalimat pada suatu dokumen dengan symbol titik sebagai pembatas kalimat. Setiap dokumen yang telah dipecah akan dimasukkan sebagai list kalimat.

b. Case folding

Case folding merupakan tahapan yang mengubah semua huruf kapital dalam dokumen menjadi huruf kecil. Hanya huruf yang diterima yaitu 'a' sampai dengan huruf 'z'. Proses case folding hanya menghilangkan karakter seperti titik, koma, dan karakter-karakter sejenisnya yang dianggap delimeter akan dihilangkan.

c. Tokenizing

Tokenizing adalah tahap pemotongan tiap kata yang menyusunnya, atau memisah tiap-tiap kata dalam satu dokumen yang dilakukan pada seluruh kalimat. Selain itu, spasi digunakan untuk memisahkan antar kata tersebut.

d. Filtering

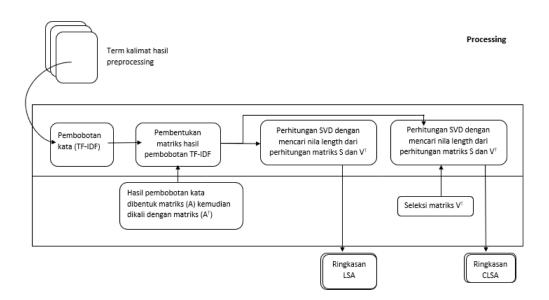
Tahap filtering adalah tahapan pemilihan kata dari hasil tokenizing. Proses filtering menggunakan algoritma stopword (menghilangkan kata yang tidak penting) atau wordlist (mengambil kata penting). Pada dokumen berbahasa Indonesia penggunaa stopword dalam tahapan preprocessing adalah menghilanggkan kata seperti kata "yang", "dan", "di", "dari" dan lain-lain.

e. Stemming

Stemming merupakan tahapan untuk mencari root kata dari tiap kata hasil filtering atau proses untuk memecah kata menjadi kata dasar. Algoritma yang digunakan dalam pemecahan kata berbahasa Indonesia adalah algoritma Nazief & Adriani.

3. Processing

Processing adalah tahapan dimana dilakukan implementasi metode cross latent semantic analysis (CLSA). Melakukan pembobotan tf-idf, pembuatan matriks term dokumen dan melakukan perhitungan singular value decomposition (SVD) terhadap matriks inputan hasil pembobotan tf-idf. Adapun tahapan processing dapat dilihat pada gambar 3.3. Alur processing berikur.



Gambar 3.3. Alur Processing

a. Pembobotan Tf-Idf

Pembobotan Tf-Idf adalah proses dimana data hasil *preprocessing* akan dilakukan pembobotan dengan melakukan perhitungan bobot tiap *term* pada suatu dokumen. Dokumen yang memuat *term* akan dihitung banyaknya *frekuensi* munculnya *term* tersebut dalam suatu dokumen.

b. Pembuatan matriks term kalimat

Hasil pembobotan Tf-Idf adalah sebagai dataset yang akan dilakukan untuk membentuk $matriks\ term$ kalimat atau matriks A_{mn} . Mariks A_{mn} yang nantinya akan dilakukan perhitungan SVD untuk memperoleh kalimat ringksan.

c. Perhitungan matriks SVD

Proses SVD adalah proses untuk menguraikan (dekomposisi) suatu matriks menjadi tiga buah matriks baru, yaitu matriks orthogonal U, matriks diagonal S, dan transpose matriks orthogonal V dari matriks term kalimat A_{mn} sebelumnya. Perhitungan dari matriks SVD menghasilkan nilai kalimat pada suatu dokumen yang akan digunakan sebagai acuan ringkasan.

4. Kalimat ringkasan

Penentuan hasil ringkasa dokumen diperoleh berdasarkan perhitungan matriks SVD dengan metode CLSA yang mengubah beberapa tahapan untuk menghasilkan ringkasan yang baik. Nilai skor tertinggi dari hasil perhitungan CLSA akan dijadikan sebagai kalimat ringkasan.

5. Pengujian

Proses pengujian kalimat hasil ringkasan menggunakan perbandingan antara dokumen ringasan hasil ringaks sistem dan dokumen ringakasan manual. Pengujian diukur dengan menggunakan metode *Rouge Test* yang menghasilkan nilai *precision*, nilai *recall* dan nilai *f-measure* sebagai parameter pengujian. Pengujian pada sistem ini akan menggunakan 3 tahapan rouge yaitu ROUGE-1 yang mengukur unigram, ROUGE-2 yang mengukur bigram dan ROUGE-L untuk membandingkan tiap kata dalam suatu kalimat.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Kebutuhan Sistem

Pada tahap analisis sistem terdapat dua analisis kebutuhan untuk merancang sistem peringkasan teks berita, pemaparan kedua analisis kebutuhan tersebut sebagai berikut.

1. Analisis Pengguna

Tahapan analisis pengguna yaitu untuk mengetahui pengguna seperti apa yang bisa menggunakan sistem ini nantinya. Sistem ini diperuntukkan untuk semua jenis kalangan. Sistem ini bersifat umum serta tidak ada batasan pengguna untuk sistem ini.

2. Analisis Kebutuhan Sistem

Pada tahap analisis kebutuhan sistem terdapat 2 kebutuhan yaitu kebutuhan fungsional dan non fungsional, pemaparan kedua kebutuhan tersebut sebagai berikut.

a. Kebutuhan Fungsional

- Sistem mampu menampilkan ringkasan berita sesuai dengan inputan berita asli.
- Sistem mampu menampilkan batasan untuk kalimat ringkasan sesuai inputan user.

b. Kebutuhan non-Fungsional

- Sistem bisa dijalankan di berbagai web browser seperti Google chrome dan Mozila firefox.
- 2) Sistem memiliki tampilan atau *user interface* yang mudah di pahami serta di gunakan oleh pengguna.

B. Implementasi Sistem

Sistem peringkasan teks berita otomatis ini menerapkan metode *Cross latent semantic analysis* (CLSA) sebagai metode utama. Dimana CLSA merupakan pengembangan dari metode terdahulu yaitu Latent semantic analysis (LSA). Pada implementasi sistem ini akan dijabarkan bagaimana metode CLSA diterapkan untuk membangun sistem peringasan teks otomatis. Implementasi sistem ini terdiri dari berbagai tahapan sebagai berikut.

1. Input Data

Input Data merupakan tahapan awal sistem dimana user akan diharuskan untuk memasukkan data berupa artikel brita yang nantinya artikel inputan akan diperoleh ringkasanya. Pada tahapan ini di gunakan contoh satu potongan artikel berita yang akan diolah untuk mendapatkan ringkasan.

Teks berita:

"Ikatan Dokter Anak Indonesia (IDAI) memberikan sejumlah rekomendasi untuk mencegah penularan Covid-19 kepada anak di masa pandemi. Salah satu yang direkomendasikan adalah agar anak tidak keluar rumah selama situasi Covid-19 di Indonesia belum memenuhi kriteria epidemiologi badan kesehatan dunia (WHO). Kami merekomendasikan agar anak-anak jangan

keluar rumah dulu. Termasuk untuk kegiatan tatap muka di sekolah, ujar anggota Tim Satgas Penanganan Covid-19 IDAI, Yogi Prawira. Rekomendasi untuk tidak keluar rumah ini, berlaku hingga daerah tempat tinggal anakanak dianggap sudah dapat mengatasi penularan Covid-19 lewat transmisi lokal. Namun, kata Yogi, rekomendasi ini dikecualikan jika ada keperluan mendesak yang membuat anak untuk keluar rumah."

Sc. Kompas.com

Teks diatas merupakan teks potongan berita yang diambil dari halaman www.kompas.com dengan judul berita "Rekomendasi IDAI agar Anak Terlindungi Saat Pandemi Covid-19".

2. Preprocessing

Tahapan *Preprocessing* merupakan proses pengubahan dokumen awal menjadi data kalimat dukumen yang terstuktur, agar kemudian dokumen bisa di proses. Tahapan *preprocessing* terdiri dari tahapan *parsing*, *case folding*, *tokenisasi*, *filtering* dan *stemming*. Setelah teks berita yang akan diringkas sudah di inputkan *user*, selanjutnya akan dilakukan tahapantahapan *preprocessing*. Implementasi program untuk *preprocessing* dapat dilihat pada Listing 4.1. *Preprocessing* teks berikut.

import pandas as pd
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.stem import PorterStemmer
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
from Sastrawi.StopWordRemover.StopWordRemoverFactory
import StopWordRemoverFactory
from nltk.stem import PorterStemmer

```
def splitParagraphIntoSentences(paragraph):
    ''' break a paragraph into sentences
        and return a list '''
    sentenceEnders = re.compile('[.!?]')
    sentenceList = sentenceEnders.split(paragraph)
    return sentenceList
stemmer = StemmerFactory().create stemmer()
StopWordRemoverFactory().create_stop_word_remover()
translator = str.maketrans('', '', string.punctuation)
def stemmerEN(text):
    porter = PorterStemmer()
    factory = StopWordRemoverFactory()
    stopwords = factory.get_stop_words()
    text = text.lower()
    text = [i for i in text.lower().split() if i not in
stopwords]
    text = ' '.join(text)
    preprocessed text = text.translate(translator)
    text_stem = porter.stem(preprocessed_text)
   return text_stem
def preprocessing(text):
    text = text.lower()
    text_clean = remover.remove(text)
   text stem = stemmer.stem(text clean)
    text stem = stemmerEN(text stem)
    print(text stem)
    return text stem
simpanisiberita = input()
sentences = splitParagraphIntoSentences(simpanisiberita)
list isi berita = []
berita asli = []
for s in sentences:
    list isi berita.append(preprocessing(s.strip()))
   berita asli.append(s.strip())
print(list isi berita)
```

Listing 4.1. Preprocessing Teks

Hasil *preprocessing* dari implementasi code pada listing 4.1 menghasilkan dokumen kalimat yang nantinya akan dilakukan perhitungan bobot kata pada tiap-tiap dokumen kaimat. Dokumen kalimat hasil *preprocessing* dapat dilihat pada tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1. Hasil Preprocessing

'ikat dokter anak indonesia ida beri jumlah rekomendasi cegah tular covid19 anak masa pandemi'

'salah satu rekomendasi anak keluar rumah lama situasi covid19 indonesia penuh kriteria epidemiologi badan sehat dunia who'

'rekomendasi anak jangan keluar rumah dulu', 'masuk giat tatap muka sekolah ujar anggota tim satgas tangan covid19 ida yogi prawira'

'rekomendasi keluar rumah laku hingga daerah tempat tinggal anak anggap atas tular covid19 lewat transmisi lok'

'kata yogi rekomendasi perlu desak buat anak keluar rumah'

3. Processing

Processing adalah tahapan dimana dokumen hasil preprocessing sudah menjadi dokumen yang terstruktur. Dokumen yang sudah terstruktur tersebut bisa diproses untuk dilakukan implementasi metode cross latent semantic analysis (CLSA). Adapun tahapan processing adalah sebagai beriut.

a. Perhitungan TF-IDF

Setelah melakukan tahapan-tahapan *preprocessing*, Langkah selanjutna melakukan perhitungan bobot kata pada tiap dokumen kalimat. Hasil perhitungan bobot kata daapt dilihat pada tabel 4.1. Hasil Pembobotan TF-IDF.

anak	2.364643	1.182322	1.182322	0	1.182322	1.182322
anggap	0	0	0	0	2.791759	0
anggota	0	0	0	2.791759	0	0
atasi	0	0	0	0	2.791759	0
badan	0	2.791759	0	0	0	0
beri	2.791759	0	0	0	0	0
buat	0	0	0	0	0	2.791759
cegah	2.791759	0	0	0	0	0
covid19	1.405465	1.405465	0	1.405465	1.405465	0
Dst						

Tabel 4.2. Hasil Pembobotan TF-IDF

Listing code yang untuk perhitungan tf-idf dapat dilihat pada listing 4.2.

Perhitungan TF-IDF sebagai berikut.

from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.feature_extraction.text import
TfidfTransformer, TfidfVectorizer
<pre>factory = StopWordRemoverFactory()</pre>
<pre>stopwords = factory.get_stop_words()</pre>
tfidf_vectorizer =
TfidfVectorizer(stop_words=stopwords,smooth_idf=False,
norm=None)
<pre>X = tfidf_vectorizer.fit_transform(list_isi_berita)</pre>
pd.DataFrame(X.toarray(),
<pre>columns=tfidf_vectorizer.get_feature_names())</pre>

Listing 4.2. Perhitungan TF-IDF

Pada listing 4.2. menjelaskan bagaimana proses perhitungan bobot kata mengunakan *library tfidfvectorizer* dari *sklearn*. Proses perhitungan menggunakan kalimat yang sebelumnya sudah di *preprocessing* yang disimpan di list_isi_berita.

b. Pembentukan Matruks term kalimat

Sebelum melakukan perhitungan SVD, hasil pembobotan kata akan dibentuk matriks terlebih dahulu agar kemudian bisa diolah untuk mendapatkan nilai matriks SVD. Matriks hasil pembobotan TF-IDF kita

sebut dengan matriks A, matriks A kemudian dilakuan transpose. Matriks A hasil pembobotan TF-IDF dan matriks A transpose kemudian di kalikan dan mendapatkan matriks baru kita sebut dengan matriks A*A^T. Implementasi code untuk pengolahan matriks A dapat dilihat pada listing 4.3. Perhitungan Matriks A.

import numpy
<pre>matrixAT=X.toarray()</pre>
matrixA=numpy.transpose(matrixAT)
a = np.array(matrixAT)
b = np.array(matrixA)
from numpy import *
A = array(matrixAT)
B = array(matrixA)
aTa = dot(A,B)
print ('[A]*[B]')
print (aTa)

Listing 4.3. Perhitungan Matriks A

Hasil perhitunga matriks A pada implementasi code pada listing 4.3 menghasilkan matriks baru yang kemudian akan diolah untuk mencari nilai SVD. Hasil perhitungan matriks A dapat dilihat pada tabel 4.3. Hasil Perhitungan Matriks A.

Tabel 4.3. Hasil Perhitungan Matriks A

[76.73472064 10.5731585 4.19365279
6.37950571 10.5731585 4.19365279]
[10.5731585 98.85906885 6.74643287
1.97533217 8.72176504 6.74643287]
[4.19365279 6.74643287 22.33427474
0. 6.74643287 6.74643287]
[6.37950571 1.97533217 0.
96.51680952 1.97533217 4.40417354]
[10.5731585 8.72176504 6.74643287
1.97533217 91.06514792 6.74643287]
[4.19365279 6.74643287 6.74643287
4.40417354 6.74643287 42.32629014]

c. Perhitungan Singular Value Decomposition (SVD)

Setelah didapatkan matriks A*A^T, selanjutnya melakukan perhitungan SVD yang akan menghasilkan matriks S,matiks V dan matriks U. implementasi code untuk perhitungan SVD dapat dilihat pada listing 4.4. Perhitungan SVD.

import scipy as sp	
import numpy as np	
A = np.array(aTa)	
s, v = np.linalg.svd(A,	full_matrices = False)
s = sp.diag(s)	

Listing 4.4. Perhitungan SVD

Perhitungan SVD pada implementasi code pada listing 4.4 menggunakan *library* numpy.linalg. Hasil perhitungan SVD akan membentuk matriks matriks S, matriks V dan matriks U. Namun pada sistem ini hanya menggunakan matriks S dan matriks V yang akan olah untuk peringasan LSA dan CLSA. Hasil perhitungan SVD dapat dilihat pada tabel 4.4. Matriks SVD berikut.

Tabel 4.4 Matriks SVD

Singular values:						
[[115.50206633	0.	0.	0.	0.		
0.						
[0.	95.92212	0.	0.	0.		
0.						
[0.	0.	85.82927798	0.	0.		
0.						
[0.	0.	0.	69.13716588	0.		
0.						
[0.	0.	0.	0.			
41.77809255						
0.						
[0.	0.	0.	0.	0.		
19.66758907]]						

```
Right singular vectors:
[[-4.01214180e-01 -6.70580830e-01 -1.15384735e-01 -
2.95195937e-01
  -5.12961364e-01 -1.60514463e-01]
 [ 4.68440161e-02 -3.28488964e-01 -3.87718238e-02
9.31957242e-01
  -1.39942931e-01 1.64030135e-02]
 [-1.18352214e-01
                  6.20387227e-01 -2.62474726e-02
1.08875711e-01
 -7.66702418e-01 -2.71476293e-02]
 [ 9.04437183e-01 -2.08363768e-01
                                   7.97460864e-05 -
1.68266587e-01
  -3.31333937e-01 -2.19566149e-02]
 [ 6.01029964e-02 1.07694606e-01 -2.35913993e-01
6.11820380e-02
   1.28386267e-01 -9.53366569e-01]
 [-3.47359304e-02 -5.02240070e-02 9.63762813e-01
2.01059912e-02
  -5.64695113e-02 -2.52664100e-01]]
```

d. Latent Semantic Analysis (LSA)

Tahap selanjutnya yaitu pengimplementasian metode LSA, dimana metode ini menggunakan matriks S dan matriks V hasil perhitungan SVD. Tahapanya yaitu menghitung length pada setiap nilai matriks V^T . Implementasi code untuk metode LSA dapat dilihat pada listing 4.5. Skor LSA.

```
loop = s[0]
for i in np.arange(np.size(loop)):
    for j in np.arange(np.size(loop)):
    print(np.sqrt(dot(np.square(s[i][j]),np.square(v[i][j]))))
    print('\n')
```

Listing 4.5. Skor LSA

Hasil implementasi code pada listing 4.5 menghasilkan skor dari hasil perhitungan matriks kalimat. Nilai score kalimat untuk metode LSA bisa dilihat pada tabel 4.5. Skor LSA.

Tabel 4.5. Skor LSA

	0	1	2	3	4	5
0	46.341067	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1	0.000000	31.509358	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
2	0.000000	0.000000	2.252802	0.000000	0.000000	0.000000
3	0.000000	0.000000	0.000000	11.633475	0.000000	0.000000
4	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	5.363733	0.000000
5	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	4.969294

Hasil perhitungan matriks kalimat menghasilkan skor LSA. Kalimat ringkasan akan dipilih sesuai dengan skor tertinggi dari hasil perhitungan matriks kalimat, sesuai dengan berapa jumlah kalimat inputan user. Hasil ringkasan dengan contoh 3 kalimat inputan user menghasilkan ringkasan yang bisa dilihat pad tabel 4.6. Ringkasan LSA.

Tabel 4.6. Ringkasan LSA

Ikatan Dokter Anak Indonesia (IDAI) memberikan sejumlah rekomendasi untuk mencegah penularan Covid 19 kepada anak di masa pandemi.

Salah satu yang direkomendasikan adalah agar anak tidak keluar rumah selama situasi Covid 19 di Indonesia belum memenuhi kriteria epidemiologi badan kesehatan dunia (WHO.

Termasuk untuk kegiatan tatap muka di sekolah," ujar anggota Tim Satgas Penanganan Covid 19 IDAI, Yogi Prawira.

e. Cross Latent Semantic Analysis (CLSA)

Berbeda dengan LSA tahapan CLSA melakukan seleksi untuk mencari nilai rata-rata dari matriks V^T . implementasi code untuk seleksi matriks V^T dapat dilihat pada listing 4.6 . Seleksi Matriks V^T .

aa =v[0]
<pre>for i in np.arange(np.size(aa)):</pre>
<pre>av = np.average(v[i])</pre>
<pre>for j in np.arange(np.size(aa)):</pre>
if v[i][j] < av :
v[i][j] = 0

pd.DataFrame(v)

Listing 4.6. Seleksi Matriks V^T

Hasil implementasi code pada listing 4.6. menghasilkan matriks V^T yang baru, dimana nantinya akan dihitung nilai length pada setiap matriks V^T . Hasil seleksi matriks V^T dapat dilihat pada tabel 4.7. Matriks V^T CLSA.

Tabel 4.7. Matriks V^T CLSA

	0	1	2	3	4	5
0	0.000000	0.000000	-0.115385	-0.295196	0.000000	-0.160514
1	0.000000	0.000000	0.000000	0.931957	0.000000	0.000000
2	0.000000	0.620387	-0.026247	0.108876	0.000000	-0.027148
3	0.904437	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
4	0.060103	0.107695	0.000000	0.061182	0.128386	0.000000
5	0.000000	0.000000	0.963763	0.000000	0.000000	0.000000

Matriks V^T hasil seleksi akan dilagukan perhitungan nilai length pada setiap nilai matriks V^T . Hasil perhitungan nilai length untuk metode CLSA dapat dilihat pada tabel 4.8. Skor CLSA.

Tabel 4.8. Skor CLSA

	0	1	2	3	4	5
0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.000000	0.0
1	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.000000	0.0
2	0.0	0.0	2.252802	0.0	0.000000	0.0
3	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.000000	0.0
4	0.0	0.0	0.000000	0.0	5.363733	0.0
5	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.000000	0.0

Kalimat ringkasan akan dipilih sesuai dengan skor tertinggi dari hasil perhitungan matriks kalimat, sesuai dengan berapa jumlah kalimat inputan user. Hasil ringkasan dengan contoh 3 kalimat inputan user menghasilkan ringkasan yang bisa dilihat pad tabel 4.9. Ringkasan CLSA.

Tabel 4.9. Ringkasan CLSA

Kami merekomendasikan agar anak anak jangan keluar rumah dulu

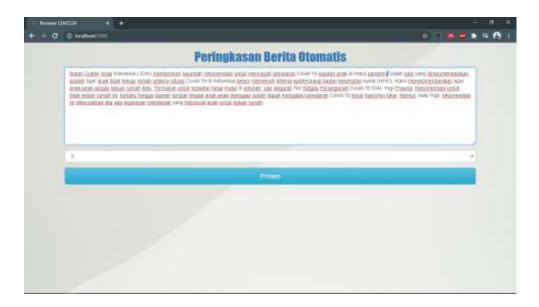
Rekomendasi untuk tidak keluar rumah ini, berlaku hingga daerah tempat tinggal anak anak dianggap sudah dapat mengatasi penularan Covid 19 lewat transmisi lokal

C. Tampilan muka (*User interface*)

Tahapan ini merupakan tehapan dimana perancangan dan konstruksi untuk membangun sebuah sistem peringkasan dengan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan framework Flask. Pada bagian controller bahasa pemrograman yang digunakan adalah pyton yang berekstensi py dan untuk tampilan mengunakan bahasa markup HTML. Tampilan-tampilan untuk sistem ini sebagai berikut.

1. Tampilan Index

Tampilan ini merupakan tampilan utama sistem dimana terdapat input teks dan input jumlah kalimat ringkasan. User diharuskan untuk menginput teks dan jumlah ringasan yang diinginkan. Untuk menampilkan hasil ringkasan user diarahkan untuk mengklik botton proses. Tampilan indexs dapat dilihat pada gambar 4.1. Tampilan Index.



Gambar 4.1. Tampilan Index

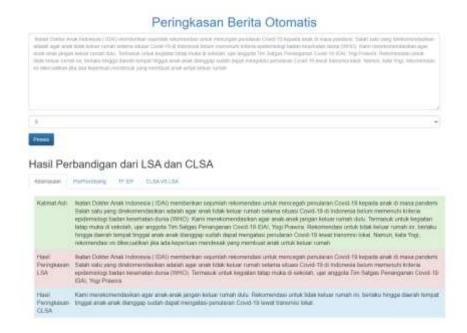
Tampilan pada gambar 4.1 dihasilkan dari fungsi indexs pada controller. Linsting code untuk controller indexs dapat dilihat pada listing 4.6 berikut.

```
@app.route('/')
def index():
    return render_template('index.html')
```

Listing 4.7. Controller indexs

2. Tampilan Result

Tampilan Result merupakan tampilan dimana hasil proses inputan user. Disini terdapat kalimat inputan, hasil ringkasan LSA dan hasil ringkasan CLSA. Pada tampilan result juga terdapat menu seperti hasil *preprocessing*, TF-IDF dan matriks hasil perhitungan LSA dan CLSA dari proses inputan user. Tampilan result bisa dilihat pada gambar 4.2. Tampilan Result.



Gambar 4.2. Tampilan Result

Tampilan result pada gambar 4.2 dihasilkan melalui fungsi result atau proses pada controller. Listing code untuk controller result atau proses dapat dilihat pada listing 4.7 berkut.

```
@app.route('/proses', methods=['POST','GET'])
def proses():
    kalimat = str(request.form['kalimat'])
   params_angka = request.form['input_kalimat']
   pemisal_kalimat = splitParagraphIntoSentences(kalimat)
    simpan sementara isi berita = list()
   berita_asli = list()
   for per kalimat in pemisal kalimat:
simpan sementara isi berita.append(preprocessing(per kalima
t.strip()))
        berita asli.append(per kalimat.strip())
   sesudah = '.'.join(simpan sementara isi berita)
    factory = StopWordRemoverFactory()
   stopwords = factory.get stop words()
    tfidf vectorizer =
TfidfVectorizer(stop words=stopwords, smooth idf=False,
norm=None)
   X =
tfidf vectorizer.fit transform(simpan sementara isi berita)
```

```
return TFIDF = pd.DataFrame(X.toarray(),
columns=tfidf vectorizer.get feature names()).T
   return_LSA = pd.DataFrame(LSA(X)).T
   return CLSA = pd.DataFrame(CLSA(X)).T
    rank LSA = sum frame by column(return LSA,
'total_score_document', [i for i in
range(len(return CLSA[0]))])
   rank CLSA = sum frame by column (return CLSA,
'total score document', [i for i in
range(len(return_CLSA[0]))])
   docs = [str(x) for x in simpan sementara isi berita]
   documentNames = list()
   for i,simpan sementara isi berita in enumerate(docs):
        documentNames.append("Document_{}}".format(i+1))
   return LSA['documentNames'] = documentNames
    return LSA['rank'] =
return LSA['total score document'].rank(method='first',
ascending=False).astype(int)
   return CLSA['documentNames'] = documentNames
    return CLSA['rank'] =
return CLSA['total score document'].rank(method='first',
ascending=False).astype(int)
   aftersort LSA =
rank LSA.sort values(['total score document'],
ascending=[False])
   aftersort LSA['rank'] = range(1, len(aftersort LSA) +
1)
   aftersort CLSA =
rank CLSA.sort values(['total score document'],
ascending=[False])
   aftersort CLSA['rank'] = range(1, len(aftersort CLSA) +
1)
   sentences_lsa = summary_sentence(berita_asli, X,
params angka, types='lsa')
   sentences clsa = summary sentence (berita asli, X,
params angka, types='clsa')
```

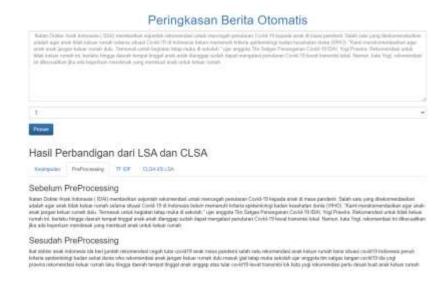
Listing 4.8. Controller Result

3. Tampilan preprocesing

Tampilan preprocessing terdapat pada tabs menu pada tampilan result.

Preprocessing berisi tampilan pengubahan bentuk kalimat asli menjadi kalimat

yang lebih terstruktur untuk kemudian bisa dilakukan proses penerapan metode CLSA. Tampilan *preprocessing* dapat dilihat pada gambar 4.3 berikut.



Gambar 4.3. Tampilan tab menu preprocessing

Tampilan tabs menu *preprocessing* pada gambar 4.3 dihasilkan melalui fungsi *preprocessing* pada controller. Listing code untuk controller *preprocessing* dapat dilihat pada listing 4.8 berkut.

Lsiting 4.9. Tab menu preprocessing

4. Tampilan TF-IDF

Tampilan TF-IDF juga terdapat pada tabs menu pada tampilan result. TF-IDF berisi tampilan tabel skor tiap kalimat. Tampilan TF-IDF dapat dilihat pada gambar 4.4 berikut.



Gambar. 4.4. Tampilan tab menu TF-IDF

Tampilan tabs menu TF-IDF pada gambar 4.4 dihasilkan melalui fungsi TF-IDF pada controller. Listing code untuk controller TF-IDF dapat dilihat pada listing 4.9 berkut.

Listing 4.10. Tab menu TF-IDF

5. Tampilan LSA VS CLSA

Tampilan LSA VS CLSA juga terdapat pada tabs menu pada tampilan result. LSA VS CLSA berisi tampilan tabel skor matriks dari proses ke-dua algoritma LSA dan CLSA. Matriks tersebut berisi skor tiap dokumen kalimat yang kemudian dirutkan sesuai dengan skor tertingi tiap dokumen kalimat. Skor tertinggi tiap kalimat tersebut kemudian akan menjadi ringkasan sesuai dengan berapa banya inputan ringkasan yang diinginkan user. Tampilan LSA VS CLSA dapat dilihat pada gambar 4.5 berikut.



Gambar. 4.5. Tampilan tab menu LSA VS CLSA

Tampilan tabs menu LSA VS CLSA pada gambar 4.5 dihasilkan melalui fungsi LSa VS CLSA pada controller. Listing code untuk controller LSA VS CLSA dapat dilihat pada listing 4.10 sebagai berkut.

return	render_template('proses.html',
	<pre>sum_tables_LSA = [aftersort_LSA.to_html()],</pre>
	<pre>sum_tables_CLSA = [aftersort_CLSA.to_html()],</pre>
	sentences_lsa = sentences_lsa,
	sentences_clsa = sentences_clsa)

Listing 4.11. Tab menu LSA VS CLSA

D. Pengujian Sistem

Pada penelitian ini proses pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan *library Rouge*. Proses pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil ringkasan sistem dan hasil ringkasan manusia. Proses pengujian penelitian ini menggunakan 10 dokumen berita. Setiap berita diringkas oleh 5 orang yang berbeda. Ringkasan manual di buat dengan memberi batasan seperti tidak membuat kalimat baru, hanya meringkas dengan mengambil kalimat atau kata penting yang terdapat pada dokumen asli. Hasil ringkasan dari setiap orang yang berbeda untuk kemudian dibandingkan dengan ringkasan sistem.

Contoh salah satu berita yang gunakan dalam pengujian ini dapat dilihat pada tebel 4.10. Sampel Pengujian.

Tabel 4.10. Sampel Pengujian

Dokumenen Asli Berita

KARANGANYAR, KRJOGJA.com – Larangan perusakan hutan Lawu diikuti sanksi hukuman berat bagi pelanggarnya. Kerusakan itu seperti pembalakan, aktivitas memicu kebakaran sampai merusak jalur pendakian dengan menaiki kendaraan bermotor. Administratur Muda Perum Perhutani KPH Surakarta, Sugi Purwanta mengatakan penegakan hukum di hutan Lawu telah disepakati bersama. Polres Karanganyar selaku perangkat penindakan siap menjalankan tugasnya. "Kita semua saling mengingatkan untuk menjaga gunung Lawu dari kerusakan dan perusakan," jelasnya di sela apel siaga antisipasi kebakaran hutan di bukit Mongkrang, Tawangmangu, Senin (31/8). Perum Perhutani KPH Surakarta mengumumkan orang yang nekat membakar hutan akan diancam hukuman penjara maksimal 15 tahun dan denda maksimal Rp5 miliar. Perhutani memasang spanduk berisi informasi itu di beberapa tempat di area hutan Gunung Lawu. Dasar hukum yang digunakan adalah Undang-Undang (UU) No.41/1999 tentang Kehutanan. Ancaman hukuman dan denda itu untuk pelaku pembakaran hutan. Perum Perhutani KPH Surakarta gencar melakukan tindakan pencegahan kebakaran hutan yang sering terjadi di musim kemarau. Salah satu bentuk pencegahan dengan melarang pembuatan arang tradisional. Apel siaga tersebut diikuti jajaran TNI, Polri, pemerintah kecamatan, BPBD, serta para sukarelawan. Sugi Purwanta menyampaikan, seluruh komponen di apel siaga memiliki komitmen sama untuk menjaga kelestarian Gunung Lawu dari kebakaran akibat faktor alam maupun kesengajaan. Hutan Lawu patut dilestarikan karena selain mengkonservasi air, juga menyuguhkan pemandangan indah untuk pariwisata. Pemanfaatannya sekarang mutlak mengikuti aturan. Asper Perhutani KPH Lawu Utara, Widodo mengaku melibatkan masyarakat desa hutan untuk mengawasi. "Hanya polisi hutan saja tidak cukup. Kami mengajak masyarakat desa hutan ikut mengawasi. Supaya hutan dan lahan tetap lestari," katanya. Belum lama ini, komunitas offroad nekat menjelajah dengan motor trail dan jip tanpa izin perhutani. Akibatnya, jalur pendakian rusak. "Sementara ini mereka belum mengajukan izin. Mereka tidak boleh melakukan apa pun di hutan sebelum ada izin. Saya konfirmasi ke mereka katanya survei. Mau buka wisata jip. Mereka di petak 7 RPH Nglerak BKPH Lawu Utara. Apa pun kegiatan di kawasan hutan mau survei atau lainnya harus izin dulu secara tertulis," ungkap dia. (Lim)

Dokumen berita asli pada tabel 4.10 kemudian dilakukan peringkasan sistem dan peringaksan yang dibuat oleh manusia. Hasil ringkasan sistem menggunakan compression rate 50% dari teks dokumen asli. Perbandingan ringkasan sistem dan ringkasan manual dapat dilihat pada tebel 4.11. Perbandingan ringkasan.

Tabel 4.11. Perbandingan Ringkasan

Ringkasan Sistem Ringkasan Manual Larangan perusakan hutan Lawu diikuti Larangan perusakan hutan Lawu diikuti sanksi hukuman berat bagi pelanggarnya. sanksi hukuman berat bagi pelanggarnya. "Kita semua saling mengingatkan untuk menjaga gunung Lawu dari kerusakan dan Kerusakan itu seperti pembalakan, perusakan," jelasnya di sela apel siaga aktivitas memicu kebakaran sampai merusak jalur pendakian dengan menaiki antisipasi kebakaran hutan di bukit Mongkrang, Tawangmangu, Senin (31/8). kendaraan bermotor. Perum Perhutani KPH Surakarta Perum Perhutani **KPH** Surakarta mengumumkan orang yang nekat membakar mengumumkan orang yang nekat hutan akan diancam hukuman penjara membakar hutan akan diancam maksimal 15 tahun dan denda maksimal Rp5 hukuman penjara maksimal 15 tahun dan miliar. denda maksimal Rp5 miliar. Perhutani memasang spanduk berisi Perum Perhutani KPH Surakarta gencar informasi itu di beberapa tempat di area melakukan tindakan pencegahan hutan Gunung Lawu. kebakaran hutan yang sering terjadi di musim kemarau. Dasar hukum yang digunakan adalah Undang-Undang (UU) No. 41/1999 tentang Perhutani memasang spanduk berisi Kehutanan. informasi itu di beberapa tempat di area hutan Gunung Lawu.

Salah satu bentuk pencegahan dengan melarang pembuatan arang tradisional.

Apel siaga tersebut diikuti jajaran TNI, Polri, pemerintah kecamatan, BPBD, serta para sukarelawan.

Hutan Lawu patut dilestarikan karena selain mengkonservasi air, juga menyuguhkan pemandangan indah untuk pariwisata.

Asper Perhutani KPH Lawu Utara, Widodo mengaku melibatkan masyarakat desa hutan untuk mengawasi.

Kami mengajak masyarakat desa hutan ikut mengawasi.

Belum lama ini, komunitas offroad nekat menjelajah dengan motor trail dan jip tanpa izin perhutani.

Saya konfirmasi ke mereka katanya survei.

Mereka di petak 7 RPH Nglerak BKPH Lawu Utara.

Salah satu bentuk pencegahan dengan melarang pembuatan arang tradisional.

Hutan Lawu patut dilestarikan karena selain mengkonservasi air, juga menyuguhkan pemandangan indah untuk pariwisata.

Belum lama ini, komunitas offroad nekat menjelajah dengan motor trail dan jip tanpa izin perhutani.

Apa pun kegiatan di kawasan hutan mau survei atau lainnya harus izin dulu secara tertulis.

Hasil ringkasan sistem dan hasil ringkasan manual kemudian dilakukan pengujian dengan menggunakan menggunakan tahapan ROUGE-N dan ROUGE-L.

ROUGE-N pada penelitian ini adalah perhitungan *recall* berdasarkan pada perbandingan *n-gram* antara peringkasan manual dan teks hasil peringkasan mesin. Jumlah *n-gram* yang digunakan n=1 (ROUGE-1) dan n=2 (ROUGE-2). Misal p adalah jumlah *n-gram* yang sama antara peringkasan manual dan teks hasil peringkasan mesin, dan q adalah jumlah n-gram pada peringkasn manual. ROUGE-N dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$ROUGE - N = \frac{p}{q} \tag{4.1}$$

ROUGE-L pada penelitian ini mengevaluasi ringkasaan teks dengan cara membandingkan *longest common subsequence* (LCS) atau rangkaian kata terpanjang yang sama antara hasil ringkasan teks mesin dan peringkasan manual. Misal m adalah jumlah kata pada peringkasan manual, ROUGE-L dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$ROUGE - L = \frac{LCS}{m} \tag{4.2}$$

Hasil pengujian pada penelitian ini didapatkan rata-rata *f-measure* 0.6533, *precission* 0.6727, *recal* 0.6572. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.12. Hasil Pengujian.

Tabel 4.12. Hasil Pengujian

	F-Measure	Precision	Recall
Rouge-1	0.6741	0.6996	0.674
Rouge-2	0.592	0.6148	0.5919
Rouge-L	0.6938	0.7039	0.7057
Rata-Rata	0.6533	0.6727667	0.6572

Penjabaran hasil pengujian pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 4.13. Penjabaran Hasil Pengujian.

Tabel 4.13. Penjabaran Hasil Pengujian

Ringkasan	Ringkasan	Rouge-1			Rouge-2			Rouge-L		
Sistem	Manual	F-Measure	Precision	Recall	F-Measure	Precision	Recall	F-Measure	Precision	Recall
D1	M1	0.6765	0.685	0.6682	0.5558	0.5628	0.549	0.6818	0.6907	0.673
	M2	0.7042	0.75	0.6637	0.6603	0.7035	0.6222	0.7398	0.7763	0.7065
	M3	0.788	0.79	0.786	0.7318	0.7336	0.73	0.7999	0.7894	0.8108
	M4	0.6907	0.765	0.6296	0.6122	0.6783	0.5578	0.7012	0.7565	0.6534
	M5	0.6754	0.64	0.715	0.583	0.5527	0.6179	0.6619	0.6118	0.7209
D2	M1	0.7303	0.8552	0.6372	0.6931	0.8133	0.6039	0.7575	0.8474	0.6849
	M2	0.6358	0.8157	0.521	0.5492	0.7066	0.4491	0.6447	0.8305	0.5268
	M3	0.7301	0.9078	0.6106	0.6844	0.8533	0.5714	0.7591	0.8813	0.6666
	M4	0.6572	0.921	0.5109	0.5971	0.84	0.4632	0.6967	0.9152	0.5625
	M5	0.7484	0.8026	0.7011	0.708	0.76	0.6627	0.7666	0.7796	0.754
D3	M1	0.5622	0.8641	0.4166	0.421	0.65	0.3113	0.6242	0.8709	0.4864
	M2	0.7931	0.8518	0.7419	0.7093	0.7625	0.663	0.8387	0.8387	0.8387
	M3	0.8156	0.9012	0.7448	0.7796	0.8625	0.7113	0.8749	0.9032	0.8484
	M4	0.8287	0.9259	0.75	0.7597	0.85	0.6868	0.9007	0.9516	0.855
	M5	0.8144	0.9753	0.6991	0.7812	0.9375	0.6696	0.8714	0.9838	0.782
D4	M1	0.6666	0.6618	0.6715	0.562	0.5579	0.5661	0.6929	0.6869	0.6991
	M2	0.6594	0.6546	0.6642	0.5912	0.5869	0.5955	0.6666	0.6521	0.6818
	M3	0.702	0.6187	0.8113	0.6419	0.565	0.7428	0.6965	0.6086	0.8139
	M4	0.6801	0.7266	0.6392	0.583	0.6231	0.5477	0.6887	0.7217	0.6587
	M5	0.6666	0.5827	0.7788	0.6473	0.5652	0.7572	0.7211	0.6521	0.8064
D5	M1	0.655	0.6097	0.7075	0.5462	0.5081	0.5904	0.6666	0.6063	0.7402
	M2	0.6666	0.7642	0.5911	0.6071	0.6967	0.5379	0.6868	0.7234	0.6538
	M3	0.7111	0.6504	0.7843	0.6188	0.5655	0.6831	0.7052	0.6489	0.7721
	M4	0.655	0.6097	0.7075	0.5462	0.5081	0.5904	0.6627	0.6063	0.7307
	M5	0.7364	0.7154	0.7586	0.6835	0.6639	0.7043	0.7624	0.734	0.7931
D6	M1	0.5592	0.7662	0.4402	0.4976	0.6842	0.3909	0.5764	0.7656	0.4622

	M2	0.4897	0.6233	0.4033	0.4123	0.5263	0.3389	0.4968	0.625	0.4123
	M3	0.5816	0.7402	0.4789	0.5154	0.6578	0.4237	0.5925	0.75	0.4897
	M4	0.6178	0.7662	0.5175	0.5185	0.6447	0.4336	0.6086	0.7656	0.5051
	M5	0.7204	0.7532	0.6904	0.6415	0.671	0.6144	0.7092	0.7812	0.6493
D7	M1	0.5675	0.497	0.6614	0.4761	0.4166	0.5555	0.5843	0.5144	0.6761
	M2	0.5391	0.5088	0.5733	0.4227	0.3988	0.4496	0.5254	0.4855	0.5726
	M3	0.622	0.5502	0.7153	0.5387	0.4761	0.6201	0.6172	0.5434	0.7142
	M4	0.7134	0.6923	0.7358	0.638	0.619	0.6582	0.7218	0.6956	0.75
	M5	0.6517	0.6035	0.7083	0.553	0.5119	0.6013	0.6536	0.6086	0.7058
D8	M1	0.479	0.4565	0.504	0.3448	0.3284	0.3629	0.4729	0.4137	0.5517
	M2	0.7341	0.6304	0.8787	0.6893	0.5912	0.8265	0.7462	0.6465	0.8823
	M3	0.8207	0.7463	0.9115	0.7469	0.6788	0.8303	0.8151	0.7413	0.9052
	M4	0.7086	0.7753	0.6524	0.6399	0.7007	0.5889	0.7744	0.7844	0.7647
	M5	0.7285	0.7391	0.7183	0.6402	0.6496	0.6312	0.7312	0.7155	0.7477
D9	M1	0.6104	0.5588	0.6725	0.4939	0.4518	0.5446	0.6818	0.6122	0.7692
	M2	0.7443	0.7279	0.7615	0.6666	0.6518	0.6821	0.7567	0.7142	0.8045
	M3	0.6008	0.5367	0.6822	0.4896	0.437	0.5566	0.6555	0.602	0.7195
	M4	0.7188	0.7426	0.6965	0.6236	0.6444	0.6041	0.7403	0.7857	0.7
	M5	0.7172	0.625	0.8415	0.6127	0.5333	0.72	0.7441	0.653	0.8648
	M1	0.5857	0.5815	0.5899	0.41	0.4071	0.413	0.599	0.5963	0.6018
D10	M2	0.5963	0.4609	0.8441	0.537	0.4142	0.7631	0.6071	0.4678	0.8644
	M3	0.7029	0.5957	0.8571	0.6497	0.55	0.7938	0.7292	0.6055	0.9166
	M4	0.6343	0.695	0.5833	0.4429	0.4857	0.4071	0.6434	0.6788	0.6115
	M5	0.6153	0.5673	0.6722	0.5503	0.5071	0.6016	0.6428	0.5779	0.7241
Rata-Rata		0.674174	0.699686	0.673996	0.592082	0.61489	0.59193	0.693882	0.703938	0.7057

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Setelah melakuan analisis, perancangan, implementasi dan pengujian pada peringkasan teks beriita otomatis mengguakan metode *Cross Latent Semantic Analysis*, maka dapat ditarik kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Sistem dapat mempermudah user dalam mencari intisari dari sebuah artikel berita tanpa harus membaca keseluruhan isi berita.
- Sistem dapat melakukan peringkasan teks berita dengan hasil ringkasan menggunakan algoritma LSA dan CLSA.
- 3. Sistem memperoleh hasil pengujian dengan menggunakan 10 artikel berita yang dibandingkan dengan ringkasan sistem. Hasil ringkasan memperoleh nilai rata-rata Rouge-1 (*f-measure* 0,5811, *precission* 0,5757, *recal* 0,6194), Rouge-2 (*f-measure* 0,47022, *precission* 0,4673, *recal* 0,5005), Rouge-L (*f-measure* 0,5936, *precission* 0,5809, *recal* 0,6332).

B. Saran

Penelitian ini masih memiliki beberapa kekurangan, maka di harapkan adanya pengembangan untuk penelitian ini. Saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian ini sebagai berikut :

 Pengembangan dapat dilakukan menambahakan kesamaan similarity antara judul berita dan dokumen kalimat yang dipilih oleh CLSA.

- Tahapan pemecahan kalimat berpengaruh terhadap hasil ringkasan, untuk itu pengembangan dapat dilakukan dengan melakukan tahapan preprocessing yang lebih kompleks.
- Perlu adanya data pakar sebagai pembanding hasil ringkasan sistem untuk memperoleh skor pegujian yang lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Feldman & Sanger. (2007). 済無No Title No Title. In *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53). https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004
- Indrawati, N. (2010). NATURAL LANGUAGE PROCESSING (NLP) BAHASA INDONESIA adalah: (1).
- Irawan, S. (2017). Studi Awal Peringkasan Dokumen Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Latent Semantik Analysis dan Maximum Marginal Relevance. *Annual Research Seminar (ARS)*, 2(1), 235–239.
- Klein, G., Hirschman, L., Firmin, T., & Diego, S. (1998). Inderjeet Mani David House Text Summarization Evaluation Code D44208 53140 Gatchell Rd. USA. *Methods*, 77–85.
- Mandar, G., & Gunawan, G. (2017). Peringkasan dokumen berita Bahasa Indonesia menggunakan metode Cross Latent Semantic Analysis. *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 3(2), 94. https://doi.org/10.26594/register.v3i2.1161
- Pustejovsky, J., & Stubbs, A. (n.d.). 1449306667 {59185621} Natural Language Annotation for Machine Learning_ A Guide to Corpus-... [Pustejovsky_Stubbs 2012-11-04].pdf.
- Saputra, Jerry. Fachrurrozi, M. Y. (2017). Peringkasan Teks Berita Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Latent Semantic Analysis (LSA) dan Teknik Steinberger & Jezek. *Computer Science and ICT*, 3(1), 215–219.
- Savanti, N., Gotami, W., & Dewi, R. K. (2018). Peringkasan Teks Otomatis Secara Ekstraktif Pada Artikel Berita Kesehatan Berbahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Latent Semantic Analysis. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 2(9), 2821–2828.
- Steinberger, J. (2004). Using Latent Semantic Analysis in Text Summarization and Summary Evaluation. 1–8.
- Widyasanti, N. K., Gede, I. K., Putra, D., Kadek, N., & Rusjayanthi, D. (2018). Seleksi Fitur Bobot Kata dengan Metode TFIDF untuk Ringkasan Bahasa Indonesia. *Merpati*, 6(2), 119–126.
- Winata, F., Rainarli, E., Informatika, T., & Indonesia, U. K. (2016). Implementasi

cross method latent semantic analysis untuk meringkas dokumen berita berbahasa indonesia 1,2. *Techno.COM*, *15*(4), 266–277.

Yuliska, Y., & Syaliman, K. U. (2020). Literatur Review Terhadap Metode, Aplikasi dan Dataset Peringkasan Dokumen Teks Otomatis untuk Teks Berbahasa Indonesia. *IT Journal Research and Development*, *5*(1), 19–31. https://doi.org/10.25299/itjrd.2020.vol5(1).4688