

ANALISIS PERBANDINGAN TEKNIK *WORD2VEC* DAN *DOC2VEC* DALAM MENGUKUR KEMIRIPAN DOKUMEN MENGGUNAKAN *COSINE SIMILARITY*

Dede Iskandar^{*1}, Ana Kurniawati²

^{1,2}Universitas Gunadarma Depok, Depok
Email: ¹ddiskandar84@gmail.com, ²ana@staff.gunadarma.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 31 Agustus 2024, diterima untuk diterbitkan: 10 Februari 2025)

Abstrak

Tempatkan Era digital memudahkan akses dokumen online dalam jumlah besar menjadi lebih mudah dan cepat, namun juga menimbulkan tantangan kompleks dalam pengelolaan dan analisis informasi. Salah satu tantangan utama adalah mengukur kemiripan antar dokumen, yang penting untuk berbagai aplikasi seperti deteksi plagiarisme. Menanggapi tantangan ini, banyak teknik yang dapat digunakan dalam merepresentasikan dokumen menjadi vektor untuk mengukur kemiripan dokumen. Dalam penelitian ini teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* digunakan untuk merepresentasikan dokumen menjadi vektor, dan dalam mengukur kemiripan dokumen menggunakan metode *Cosine Similarity*. Objek penelitian dilakukan pada paragraf abstrak dari 20 jurnal ilmiah dengan tema data *mining* yang diterbitkan antara tahun 2020 hingga 2024 dari E-Journal Universitas Gunadarma. Metodologi penelitian meliputi pengumpulan data, *text mining*, pra-pemrosesan teks, implementasi teknik *Word2vec* dan *Doc2vec*, serta pengukuran *Cosine Similarity*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa teknik *Word2vec* menghasilkan nilai *Cosine Similarity* yang lebih tinggi dibandingkan dengan *Doc2vec* untuk pasangan jurnal yang sama, dapat dilihat pada pasangan jurnal J02 dengan J14 memiliki nilai *Cosine Similarity* 0.892 pada teknik *Word2vec*, sedangkan pada *Doc2vec* nilainya 0.434. Hal ini menandakan bahwa hasil teknik *Word2vec* terbukti lebih efektif dalam menangkap kemiripan semantik antara jurnal-jurnal dibandingkan dengan teknik *Doc2vec*.

Kata kunci: *Word2vec*, *Doc2vec*, *Cosine Similarity*, Kemiripan Dokumen

A COMPARATIVE ANALYSIS OF *WORD2VEC* AND *DOC2VEC* TECHNIQUES IN DOCUMENT SIMILARITY USING *COSINE SIMILARITY*

Abstract

The digital era has made access to many online documents easier and faster, but it has also created complex challenges in information management and analysis. One of the main challenges is measuring the similarity between documents, which is crucial for various applications such as plagiarism detection. In response to this challenge, many techniques can be used to represent documents as vectors to measure document similarity. In this research, *Word2vec* and *Doc2vec* techniques are used to represent documents as vectors, and *Cosine Similarity* is used to measure document similarity. The research objects are abstract paragraphs from 20 scientific journals on data mining published between 2020 and 2024 from Gunadarma University's E-Journal. The research methodology includes data collection, text mining, text pre-processing, *Word2vec* and *Doc2vec* techniques implementations, and *Cosine Similarity* measurement. The results show that the *Word2vec* technique produces higher *Cosine Similarity* values compared to *Doc2vec* for the same journal pairs, as seen in the journal pair J02 and J14 having a *Cosine Similarity* value of 0.892 using the *Word2vec* technique, while with *Doc2vec* the value is 0.434. This indicates that the *Word2vec* technique proves to be more effective in capturing semantic similarities between journals compared to the *Doc2vec* technique.

Keywords: *Word2vec*, *Doc2vec*, *Cosine Similarity*, Document Similarity

1. PENDAHULUAN

Di era digital yang berkembang pesat, mengakses dokumen dalam jumlah besar secara online menjadi lebih mudah dan cepat. Fenomena ini

didorong oleh kemajuan teknologi internet dan pertumbuhan platform online yang memungkinkan pengguna mengakses berbagai jenis dokumen dengan cepat dan efisien, seperti jurnal ilmiah

akademik, artikel dan laporan. Namun, seiring dengan meningkatnya ketersediaan informasi, tantangan dalam mengelola, menganalisis, dan mengekstraksi pengetahuan dari dokumen-dokumen tersebut menjadi semakin kompleks.

Salah satu tantangan terbesar dalam pengelolaan informasi adalah menemukan dokumen yang mirip dengan dokumen tertentu. Konsep kemiripan dokumen penting dalam berbagai aplikasi seperti dalam mendeteksi plagiarisme. Plagiarisme merupakan tindakan mengambil karangan, pendapat, atau materi lain dari sumber lain dan mengakuinya sebagai karya atau pendapat pribadi. Plagiarisme dokumen dapat disebut sebagai plagiarisme ringan apabila nilai kemiripan kurang dari 30%, plagiarisme sedang nilai kemiripan antara 30% - 70% sementara dikatakan plagiarisme berat atau total nilai kemiripan lebih dari 70% (Sastroasmoro, 2007).

Untuk mengukur kemiripan antar dokumen, berbagai pendekatan berdasarkan representasi vektor dokumen telah dikembangkan. Dengan menerapkan representasi vektor tersebut maka kata dalam suatu teks ataupun dokumen dapat diubah dan direpresentasi ke dalam vektor, sehingga dapat dilakukan perbandingan dan analisis yang lebih efektif. Dua teknik yang umum digunakan dalam konteks ini adalah *Word2vec* dan *Doc2vec*.

Word2vec merupakan teknik yang digunakan untuk merepresentasikan vektor yang berasal dari kata dalam suatu teks. *Word2vec* diperkenalkan oleh Mikolov et al pada tahun 2013, yang terdiri dari model Continuous Bag of Words (CBOW) dan model Skip-gram. Model CBOW memprediksi kata saat ini berdasarkan konteks, sedangkan Skip-gram menggunakan kata saat ini sebagai referensi untuk memprediksi kata di sekitarnya (Mikolov et al., 2013).

Doc2vec dikenal juga *Paragraph Vector*, merupakan teknik yang digunakan untuk merepresentasikan vektor yang berasal dari dokumen. Teknik ini dikembangkan dari teknik *Word2vec* (Le & Mikolov, 2014). *Doc2vec* terdiri dari model *Paragraph Vector Distributed Bag of Words* (PVD-BOW) dan model *Paragraph Vector Distributed Memory* (PV-DM).

Hasil representasi vektor dengan *Word2vec* maupun *Doc2vec* akan dilakukan pengukuran menggunakan *cosine similarity* untuk mendapatkan nilai kemiripan dokumen. Diungkapkan oleh (Riyani et al, 2019) bahwa *cosine similarity* memiliki kelebihan dalam melakukan pengukuran, *cosine similarity* tidak dipengaruhi oleh panjang dokumen dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

Dalam upaya memahami dan meningkatkan pemahaman mengenai pengukuran tingkat kemiripan dokumen, banyak teknik dalam merepresentasikan teks ke dalam vektor yang digunakan oleh Peneliti. Pada penelitian terdahulu yang dilakukan (Chen & Sokolova, 2021), Peneliti melakukan analisis terhadap objek data obesitas dan artikel sains yang

berbahasa Inggris dimana teknik yang digunakan *Word2vec* dan *Doc2vec*.

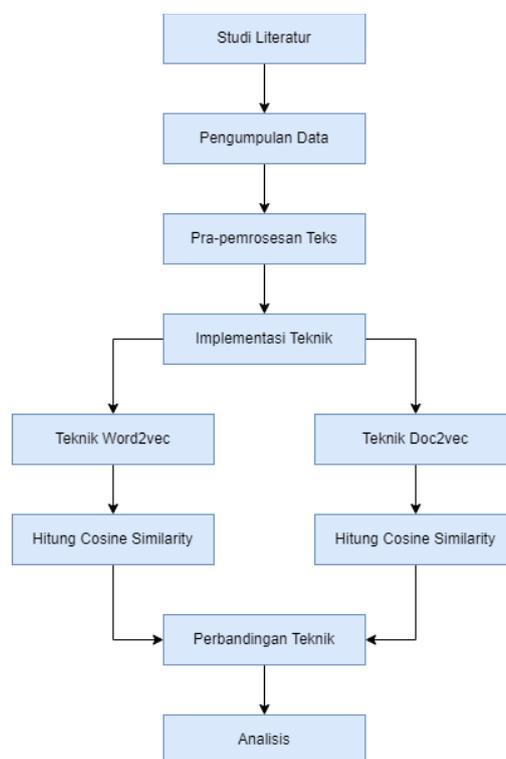
Dalam penelitian yang dilakukan oleh Alshammeri et al (2021), fokus utama peneliti adalah melakukan penelitian dengan objek data ayat-ayat dalam Alquran berbahasa Arab untuk mendeteksi kemiripan ayat-ayat yang ada dalam Alquran. Teknik *Doc2vec* digunakan untuk merepresentasikan ayat Alquran menjadi vektor dan dalam pengukuran kemiripan menggunakan *cosine similarity*.

Sedangkan Nurdin et al (2020), melakukan penelitian dengan fokus utama adalah untuk melakukan perbandingan kinerja dari teknik *Word2vec*, *Glove* dan *Fasttext* pada klasifikasi teks. Objek data yang digunakan sebagai sumber penelitian berupa 20 *newsgroup* dan *reuters newswire topic classification* dan menggunakan bahasa Inggris.

Teknik *Word2vec*, *Doc2vec*, *Glove*, dan *Fasttext* telah menjadi inti dari berbagai penelitian di berbagai bidang, termasuk *Natural Language Processing* (NLP) dan analisis teks. Dalam penelitian ini, peneliti akan fokus dalam menganalisis perbandingan teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* untuk mengukur kemiripan dokumen jurnal ilmiah berbahasa Indonesia menggunakan *cosine similarity*. Sehingga didapatkan hasil dengan nilai efektivitas yang baik antara teknik *Word2vec* dengan *Doc2vec*.

2. METODE PENELITIAN

Pada kegiatan penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahap yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur Tahap Penelitian

2.1. Studi Literatur

Tahap ini melibatkan pencarian dan pengumpulan referensi teori yang relevan dengan penelitian, terutama terkait teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* untuk mengukur kemiripan dokumen menggunakan *cosine similarity*. Sumber referensi mencakup buku teks, artikel jurnal ilmiah, dan sumber terpercaya dari internet, yang memberikan landasan teori, wawasan aplikasi, dan perkembangan terbaru dalam bidang ini. Google Colab, dengan kemudahan penggunaan dan sumber daya komputasi yang kuat, memungkinkan peneliti untuk fokus pada pengembangan dan eksperimen model tanpa khawatir tentang konfigurasi lingkungan (Carneiro et al., 2018). Python, bahasa pemrograman tingkat tinggi dengan sintaksis sederhana dan perpustakaan yang luas, banyak digunakan dalam analisis data dan kecerdasan buatan, menjadi pilihan utama untuk implementasi teknik-teknik ini (Rahman et al., 2023). Dalam penelitian ini, beberapa library Python yang digunakan meliputi *Natural Language Toolkit* (NLTK) untuk pemrosesan bahasa alami, Gensim untuk implementasi *Word2vec* dan *Doc2vec*, *NumPy* dan *Pandas* untuk manipulasi data, *scikit-learn* untuk implementasi *cosine similarity*, *pdfplumber* untuk ekstraksi teks dari file *Portable Document Format* (PDF), dan *Sastrawi* untuk *stemming* bahasa Indonesia. Pengumpulan referensi yang beragam dan komprehensif, serta penggunaan *library* ini, bertujuan untuk membangun dasar teori yang kuat dan mendukung analisis mendalam dalam perbandingan *Word2vec* dan *Doc2vec* untuk mengukur kemiripan dokumen.

2.2. Pengumpulan Data

Tahap ini dilakukan untuk memperoleh data yang akan digunakan dalam penelitian analisis perbandingan teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* dengan menggunakan metode *cosine similarity*. Langkah awal untuk mendapatkan data dimulai dengan mengakses serta mengunduh jurnal-jurnal ilmiah yang relevan dari portal E-Journal Universitas Gunadarma. Fokus utama adalah jurnal ilmiah dengan tema data *mining*, yang merupakan bagian dari bidang informatika dan komputer, yang diterbitkan antara tahun 2020 hingga tahun 2024. Data yang sudah terkumpul dalam format PDF akan melalui proses *text mining* untuk mendapatkan paragraf abstrak, yang selanjutnya akan diolah pada tahap berikutnya.

Berikut tampilan website e-journal Universitas Gunadarma yang diakses untuk pengumpulan data jurnal, dapat dilihat pada Gambar 2.

Setelah pengumpulan data selesai, dilakukan pendataan jurnal yang diperoleh. Berikut daftar jurnal dapat dilihat pada Tabel 1.



Gambar 2 Tampilan Website E-jurnal Universitas Gunadarma
Sumber :

<https://ejournal.gunadarma.ac.id/index.php/infokom/index>

Tabel 1 Daftar Jurnal

Id	Judul	Tahun
J01	Analisis Sentimen Dan Klasifikasi Tweets Berbahasa Indonesia Terhadap Transportasi Umum MRT Jakarta Menggunakan Naive Bayes Classifier	2020
J02	Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Dompot Elektronik Dengan Metode Lexicon Based Dan K-Nearest Neighbor	2020
J03	Analisis Sentimen Terhadap Pelayanan KRL Commuterline Berdasarkan Data Twitter Menggunakan Algoritma Bernoulli Naive Bayes	2020
J04	Metode Decision Tree Untuk Klasifikasi Hasil Seleksi Kompetensi Dasar Pada CPNS 2019 Di Arsip Nasional Republik Indonesia	2020
J05	Analisis Peramalan Tingkat Kemiskinan Di Indonesia Dengan Model Arima	2021
J06	Implementasi Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Penyakit Infeksi Saluran Kemih Berbasis Web	2021
J07	Implementasi Algoritma Klasifikasi Support Vector Machine Untuk Analisa Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kebijakan PSBB	2021
J08	Implementasi Metode Lexicon Base Untuk Analisis Sentimen Kebijakan Pemerintah Dalam Pencegahan Penyebaran Virus Corona Covid-19 Pada Twitter	2021
J09	Analisis Kredit Calon Debitur Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto	2022
J10	Klasifikasi Topik Tweet Mengenai Covid Menggunakan Metode Multinomial Naive Bayes Dengan Pembobotan	2022
J11	Identifikasi Topik Artikel Berita Menggunakan Topic Modelling Dengan Latent Dirichlet Allocation	2022
J12	Clustering Relationship Berdasarkan Bobot Pembentuk Social Trust Network Untuk Sistem Rekomendasi Pada Media Sosial Instagram	2022
J13	Analisis Sentimen Review Pengguna Aplikasi Depok Single Window Di Google Play Menggunakan Algoritma Support Vector Machine	2023
J14	Analisis Sentimen Terhadap Twit Maxim Pada Twitter Menggunakan R Programming Dan K Nearest Neighbors	2023
J15	Analisis Sentimen Warga Twitter Terhadap Game Shopee Cocoki Dengan Metode Naive Bayes Classifier	2023
J16	Pengelompokan Wilayah Kasus Balita Stunting Di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Means	2023
J17	Analisis Minat Beli Produk Fashion Menggunakan Algoritma Fp-Growth (Frequent Patten Growth)	2024

Id	Judul	Tahun
J18	Implementasi Data Mining Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi Status Gizi Balita Di Kecamatan Ciledug	2024
J19	Prediksi Tingkat Kualitas Udara Dengan Pendekatan Algoritma K-Nearest Neighbor	2024
J20	Prediksi Kepuasan Pelanggan Hotel Studi Perbandingan Algoritma Decision Tree Dan Knearest Neighbor	2024

2.3. Pra-pemrosesan Teks

Pra-pemrosesan Teks merupakan langkah penting dalam penelitian ini, dengan Pra-pemrosesan Teks dapat meningkatkan nilai akurasi dalam menghitung nilai *cosine similarity* (Budiman & Widjaja, 2020). Tahap ini bertujuan untuk memastikan data teks siap untuk direpresentasikan menjadi vektor menggunakan teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* selanjutnya mengukur *cosine similarity*. Tahap Pra-pemrosesan Data memiliki langkah-langkah yang beraneka ragam, hal ini bergantung pada dataset yang digunakan pada kegiatan penelitian (HaCohen-Kerner et al, 2020). Disampaikan oleh Cahyono (2019), langkah-langkah pra-pemrosesan data terdiri atas *tokenizing*, *filtering* dan *stemming* dengan dataset dokumen tesis dalam bahasa Indonesia. Sedangkan pada penelitian yang dilakukan oleh (Cahyani & Patasik, 2021) memiliki langkah *case folding*, *filtering*, normalisasi, *stopwords* dan *stemming* dengan dataset berasal *tweets* pengguna Transjakarta dan *Commuterline*.

Penelitian ini mencakup beberapa langkah dalam pra-pemrosesan teks, yang alurnya dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Alur Pra-pemrosesan Teks

Alur langkah dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Case Folding

Case Folding merupakan langkah pertama pra-pemrosesan teks. Pada langkah ini mentransformasikan semua huruf kapital dari mulai 'a' sampai dengan 'z' menjadi huruf kecil (Fataruba, 2018). Konversi kedalam huruf kecil dalam *case folding* dapat mengurangi dimensi data sambil mempertahankan informasi semantik serta meningkatkan kekuatan statistik (Hickman et al., 2022).

2. Tokenization

Tokenization merupakan salah satu teknik yang sangat penting dalam tahap pra-pemrosesan teks pada aplikasi NLP. Teknik ini berfungsi untuk memisahkan teks menjadi unit-unit terkecil yang memiliki makna, yang disebut sebagai token (Song et al., 2020). Selain itu, melalui tahap ini, angka dan tanda baca yang terdapat pada teks abstrak akan dihapus.

3. Filtering

Filtering adalah proses pemilihan kata-kata kunci dari hasil *tokenization* dengan menghilangkan *stopwords*. Penghapusan *stopwords* penting karena meskipun kata-kata ini meningkatkan volume teks, mereka tidak berkontribusi signifikan terhadap makna dokumen. Manfaat dari penghapusan *stopwords* meliputi pengurangan ukuran indeks, percepatan waktu pemrosesan, dan penurunan noise dalam analisis (Suyanto et al, 2023). Identifikasi *stopwords* umumnya menggunakan *stop list*, yaitu daftar kata-kata yang dianggap sebagai *stopwords* (Parwita, 2020). Contoh *stopwords* dalam bahasa Indonesia termasuk "yang", "dan", "itu", "tidak", "dengan", "dari", "untuk", "dalam", "ini", "akan", dan lainnya (Tala, 2003).

4. Stemming

Stemming adalah langkah terakhir dari pra-pemrosesan teks, langkah ini memiliki bertujuan untuk mereduksi kata menjadi bentuk kata dasar yang prosesnya melibatkan penghapusan imbuhan yang melekat pada setiap kata hal ini bisa berjalan dengan memanfaatkan *library Sastrawi* (Hasanah & Mutiara, 2019). Teknik ini masih dianggap efektif dalam meningkatkan kualitas hasil aplikasi *text mining* (Aggarwal, 2015). Untuk Bahasa Indonesia, dua algoritma *stemming* utama adalah algoritma Nazief dan Adriani yang menggunakan pendekatan *confix stripping* dengan pemindaian kamus, serta algoritma Tala yang menggunakan pendekatan berbasis aturan untuk memproses awalan, akhiran, dan kombinasinya. Meskipun Bahasa Indonesia memiliki sisipan, penggunaannya jarang sehingga sering diabaikan dalam proses *stemming* (Parwita, 2020).

2.4. Implementasi Teknik

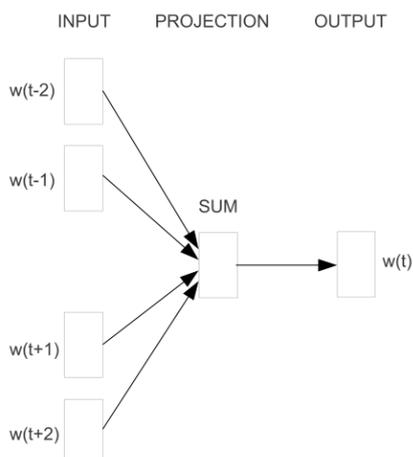
Tahap implementasi teknik dalam penelitian ini dilakukan setelah pra-pemrosesan teks selesai. Pada tahap ini menggunakan dua teknik utama, yaitu *Word2vec* dan *Doc2vec* yang akan diterapkan untuk menghasilkan representasi vektor dari teks yang telah dipra-pemroses. Selain itu, penghitungan *cosine similarity* akan digunakan untuk mengukur kemiripan antar-dokumen berdasarkan representasi vektor tersebut. Adapun penjelasan langkah dari implementasi teknik, sebagai berikut:

Teknik Word2vec

Pada langkah teknik *Word2vec*, hasil teks abstrak yang sudah dilakukan pra-pemrosesan akan direpresentasikan menjadi vektor. *Word2vec* menggunakan jaringan saraf tiruan untuk mempelajari representasi vektor kata dari korpus besar. Kata-kata direpresentasikan sebagai *one-hot encoding*, dan jaringan dilatih dengan algoritma *backpropagation* (Rong, 2014).

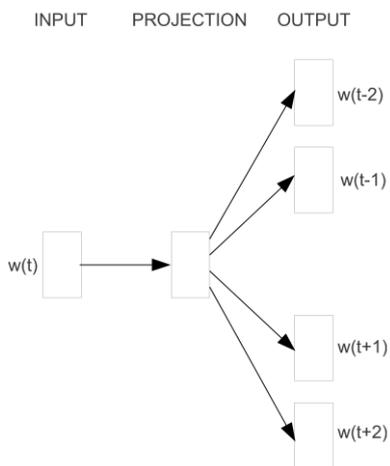
Terdapat dua arsitektur utama dalam *Word2vec*, yaitu:

1. *Continuous Bag-of-Words (CBOW)*; Pada arsitektur CBOW, model memprediksi kata target berdasarkan konteks kata-kata di sekitarnya. Berikut arsitektur CBOW dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Arsitektur CBOW
Sumber : Mikolov et al (2013)

2. *Skip-gram*; Pada arsitektur *Skip-Gram*, model memprediksi kata-kata konteks berdasarkan kata target. Berikut arsitektur *Skip-Gram* dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5 Arsitektur Skip-gram
Sumber : Mikolov et al (2013)

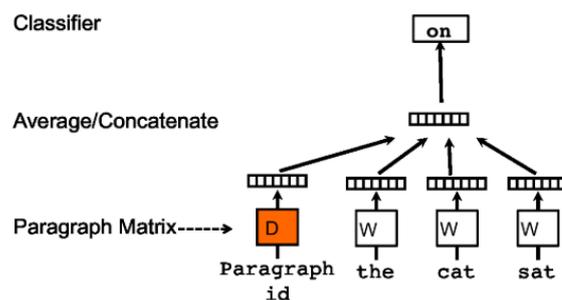
Pada penelitian ini, *Skip-gram* dipilih karena model ini lebih baik dalam merepresentasikan teks menjadi vektor atas kata yang jarang muncul dalam teks dibandingkan dengan CBOW (Cahyani & Patasik, 2021).

Teknik Doc2vec

Teknik *Doc2vec* merupakan pengembangan dari teknik *Word2vec*, pada teknik ini mengubah dokumen menjadi vektor yang kompak. *Doc2vec* telah terbukti efektif dalam beragam aplikasi, seperti analisis sentimen, identifikasi topik, dan sistem

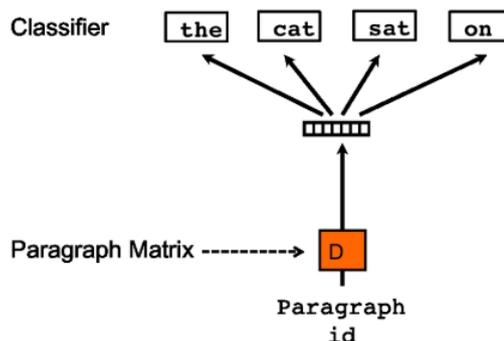
rekomendasi (Lau & Baldwin, 2016). Dengan kemampuannya untuk merepresentasikan dokumen sebagai vektor yang padat, *Doc2vec* menjadi sebuah alat yang berharga dalam bidang NLP dan pembelajaran mesin.

Pada *Doc2vec* terdapat 2 arsitektur utama, yaitu: 1. *Paragraph Vector Distributed Memory (PV-DM)*; Pada arsitektur PV-DM, vektor dokumen dipelajari bersama dengan vektor kata-kata, dan vektor dokumen digunakan sebagai memori tambahan untuk memprediksi kata-kata dalam dokumen. Arsitektur ini merupakan pengembangan dari arsitektur CBOW. Berikut arsitektur PV-DM dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6 Arsitektur PV-DM
Sumber : Mikolov & Le (2014)

2. *Paragraph Vector Distributed Bag of Words (PV-DBOW)*; Pada arsitektur PV-DBOW, vektor dokumen dipelajari terpisah dari vektor kata-kata dan digunakan untuk memprediksi kata-kata dalam dokumen secara langsung. Arsitektur ini merupakan pengembangan dari arsitektur *Skip-Gram*. Berikut alur proses DBOW dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7 Arsitektur PV-DBOW
Sumber : Mikolov & Le (2014)

Dalam Penelitian ini PV-DBOW dipilih sebagai model untuk merepresentasikan teks menjadi vektor, dalam merepresentasikan vektor tidak mempertimbangkan urutan kata dalam teks. Dalam penelitian Amalia et al (2020), model PV-DBOW memiliki kinerja lebih baik dibandingkan model PV-DM.

Cosine Similarity

Pada langkah ini, vektor yang dihasilkan oleh kedua model akan dilakukan penghitungan dengan

cosine similarity. Tujuannya adalah untuk mendapatkan nilai kemiripan dari setiap dokumen yang dibandingkan. Pengukurannya dilakukan atas vektor dengan jenis model yang sama. Cara kerjanya adalah dengan menghitung nilai kosinus dari sudut yang terbentuk antara dua vektor yang mewakili teks atau dokumen yang dibandingkan (Jurafsky & Martin, 2023).

Rumus untuk menghitung *Cosine Similarity* antara dua vektor teks atau dokumen adalah sebagai berikut (Wahyuni et al, 2017):

$$\text{cosine similarity}(A, B) = \frac{(A \cdot B)}{|A||B|} \quad (1)$$

A	:	Representasi vektor teks atau dokumen A
B	:	Representasi vektor teks atau dokumen B
$(A \cdot B)$:	Hasil perkalian <i>dot product</i> antara vektor A dan vektor B
$ A $:	Panjang vektor A
$ B $:	Panjang vektor B
$ A B $:	<i>Cross product</i> antara panjang vektor A dan panjang vektor B

Hasil pengukuran Cosine Similarity berupa nilai antara 0 sampai 1. Semakin dekat nilai tersebut ke 1, semakin mirip kedua teks atau dokumen yang dibandingkan. Sebaliknya, semakin dekat nilai tersebut ke 0, semakin berbeda kedua teks atau dokumen tersebut (Jurafsky & Martin, 2023).

2.5. Perbandingan Teknik

Tahap perbandingan teknik akan dilakukan setelah implementasi teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* serta pengukuran cosine similarity selesai. Pada tahap ini, hasil pengukuran kemiripan cosine similarity dari representasi vektor *Word2vec* dibandingkan dengan hasil pengukuran kemiripan *cosine similarity* dari representasi vektor *Doc2vec*. Hasil perbandingan ini akan diproses lebih lanjut pada tahap berikutnya yaitu tahap analisis

2.6. Analisis

Pada tahap terakhir adalah kegiatan untuk menganalisis hasil perbandingan antara teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* dengan menggunakan metode *cosine similarity* pada paragraf abstrak dari data jurnal ilmiah dengan fokus tema data mining yang bersumber dari portal E-Journal Universitas Gunadarma. Analisis data ini bertujuan untuk memperoleh informasi mengenai teknik mana yang lebih efektif dalam mengukur kemiripan antar paragraf abstrak dokumen jurnal.

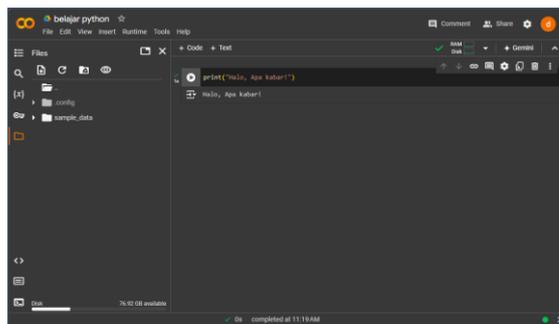
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Tools Penelitian

Google Colab digunakan dalam penelitian ini sebagai platform utama untuk melakukan pemrosesan

data, pelatihan model, dan pengukuran kemiripan dokumen. Google Colab adalah layanan *cloud* berbasis Jupyter Notebook yang disediakan oleh Google, yang memungkinkan pengguna untuk menulis dan menjalankan kode program Python secara interaktif melalui *browser web*.

Google Colab dapat diakses pada alamat <https://colab.research.google.com/> dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8 Tampilan Google Colab

3.2. Proses Pengukuran Kemiripan Dokumen Jurnal

Proses ini melibatkan beberapa tahapan, yaitu *Text Mining* untuk ekstraksi teks abstrak dari file PDF, pra-pemrosesan teks untuk menghasilkan kata-kata penting, penerapan teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* yang menghasilkan vektor, serta pengukuran *cosine similarity* yang ditampilkan dalam bentuk tabel dan daftar lima terbaik. Alur proses pengukuran kemiripan dokumen jurnal dapat dilihat pada Gambar 9.

Text Mining Dokumen Jurnal

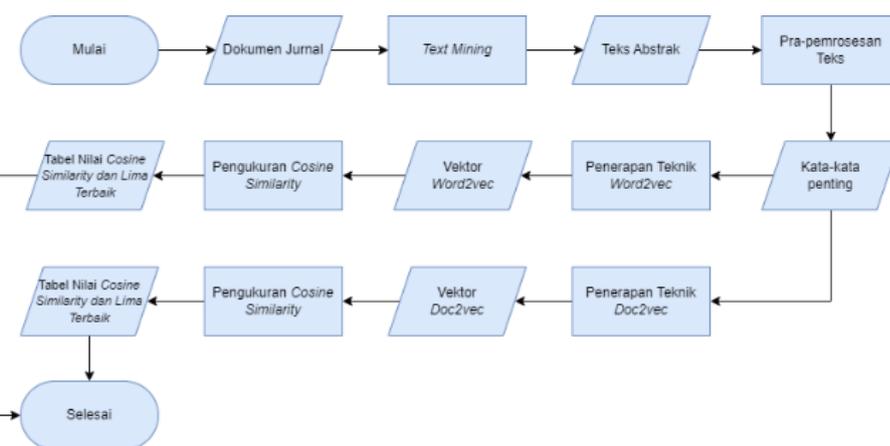
Proses *text mining* bertujuan untuk mengekstraksi teks abstrak dari file-file PDF jurnal yang telah dikumpulkan. Pada proses ini menggunakan library *Pdfplumber*. Proses ini melibatkan beberapa langkah sebagai berikut:

1. Mengakses file PDF dari Google drive;
2. Melakukan iterasi pada setiap file PDF;
3. Menyimpan hasil ekstraksi teks abstrak.

Pada proses ini, hasil teks abstrak disimpan pada variabel *abstraksi_array*. Kode program dapat dilihat pada Gambar 10 dan contoh teks abstrak pada Gambar 11.

Pra-pemrosesan Teks Abstrak

Pada tahap ini, dilakukan pra-pemrosesan teks terhadap hasil ekstraksi teks abstrak yang telah disimpan dalam variabel array *abstraksi_array*.



Gambar 9 Alur Proses Pengukuran Kemiripan Dokumen Jurnal

```

import pdfplumber

# Path direktori file PDF
pdf_directory = "/content/drive/MyDrive/data_jurnal/"

# Array untuk menyimpan hasil ekstraksi teks
abstraksi_array = []

# Iterasi pada setiap file PDF dalam direktori
for filename in os.listdir(pdf_directory):
    if filename.endswith(".pdf"):
        # Mendapatkan ID Jurnal dari nama file
        jurnal_id = filename.split("-")[0]

        # Membaca file PDF menggunakan pdfplumber
        pdf_path = os.path.join(pdf_directory, filename)
        with pdfplumber.open(pdf_path) as pdf:
            # Ekstraksi teks halaman pertama
            first_page = pdf.pages[0]
            page_text = first_page.extract_text()

            # Mencari posisi kata "Abstrak" dan "Kata Kunci"
            abstrak_start = page_text.find("Abstrak")
            abstrak_end = page_text.find("Kata Kunci")

            if abstrak_start != -1 and abstrak_end != -1:
                # Mengekstraksi teks abstrak di antara "Abstrak" dan "Kata Kunci"
                abstraksi_text = page_text[abstrak_start:abstrak_end].strip()

                # Menyimpan hasil ekstraksi ke dalam array
                abstraksi_array.append({"id": jurnal_id, "abstraksi": abstraksi_text})
            else:
                print(f"Tidak ditemukan teks abstrak pada jurnal {jurnal_id}")
    
```

Gambar 10 Kode Program Text Mining

```

# Menampilkan hasil abstraksi teks abstraksi
for jurnal in abstraksi_array:
    print(f"ID Jurnal: {jurnal['id']}")
    print(f"Abstraksi: {jurnal['abstraksi']}")
    print("----")

ID Jurnal: 301
Abstraksi: Penggunaan media sosial sebagai sarana untuk mengakses dan menyebarkan informasi telah banyak digunakan, salah satunya menggunakan media sosial twitter. Twitter dalam penelitian ini digunakan sebagai sumber data untuk menganalisis tweet berbahasa Indonesia yang membahas mengenai transportasi MRT di Jakarta. Analisis sentimen pada twitter MRT Jakarta digunakan untuk melihat kecenderungan respon pengguna MRT Jakarta apakah berkecenderungan positif atau negatif berdasarkan hasil tweet dari twitter MRT Jakarta. Analisis sentimen ini dapat membantu masyarakat Indonesia dalam menentukan pilihan transportasi umum yang nyaman dan aman berdasarkan ulasan transportasi umum dari twitter oleh pengguna MRT Jakarta. Hasil penelitian ini dapat digunakan untuk meningkatkan sistem pada MRT Jakarta, baik dalam meningkatkan layanan maupun fasilitas agar menarik masyarakat untuk menggunakan MRT Jakarta sebagai alat transportasi. Analisis sentimen ini menggunakan metode Naive Bayes Classifier yang merupakan metode pengklasifikasi. Tahap penelitian setelah melalui fase preprocessing, dimana hasil klasifikasi tweet berkecenderungan positif atau negatif, menggunakan metode Naive Bayes Classifier. Akurasi sistem pada analisis sentimen terhadap tweet yang terdapat dalam twitter MRT Jakarta adalah 95.88%.

ID Jurnal: 304
Abstraksi: Depresi merupakan gangguan mental yang serius yang ditandai dengan perasaan sedih dan cemas. Gangguan ini biasanya akan mengulang dalam beberapa hari tetapi dapat juga
    
```

Gambar 11 Contoh Teks Abstrak hasil Text Mining

Proses pra-pemrosesan teks melibatkan beberapa langkah sebagai berikut:

1. *Case Folding*; proses ini menggunakan fungsi *lower()*, kode program dan hasil dapat dilihat pada Gambar 12.
2. *Tokenization*; tahap ini menggunakan library NLTK dengan fungsi *word_tokenize()*. Kode program dan hasil dapat dilihat pada Gambar 13.
3. *Filtering*; tahap ini menggunakan library *sastrawi* dan fungsi yang digunakan *StopWordRemoverFactory()*. Kode program dan hasil dapat dilihat pada Gambar 14.

```

# Array untuk menyimpan hasil case folding
case_folding_array = []

# Proses case folding
for jurnal in abstraksi_array:
    jurnal_id = jurnal["id"]
    abstraksi_text = jurnal["abstraksi"].lower()
    case_folding_array.append({"id": jurnal_id, "abstraksi": abstraksi_text})

# Menampilkan hasil case folding
for jurnal in case_folding_array:
    print(f"ID Jurnal: {jurnal['id']}")
    print(f"Hasil case folding: {jurnal['abstraksi']}")
    print("----")

ID Jurnal: 301
Hasil case folding: penggunaan media sosial sebagai sarana untuk mengakses dan menyebarkan info-
telah banyak digunakan, salah satunya menggunakan media sosial twitter. twitter dalam
penelitian ini digunakan sebagai sumber data untuk menganalisis tweet berbahasa Indonesia
yang membahas mengenai transportasi mrt di jakarta. analisis sentimen pada twitter mrt
jakarta digunakan untuk melihat kecenderungan respon pengguna mrt jakarta apakah
berkecenderungan positif atau negatif berdasarkan hasil tweet dari twitter mrt jakarta.
analisis sentimen ini dapat membantu masyarakat Indonesia dalam menentukan pilihan
transportasi umum yang nyaman dan aman berdasarkan ulasan transportasi umum dari twitter
oleh pengguna mrt jakarta. hasil penelitian ini dapat digunakan untuk meningkatkan sistem
pada mrt jakarta, baik dalam meningkatkan layanan maupun fasilitas agar menarik
masyarakat untuk menggunakan mrt jakarta sebagai alat transportasi. analisis sentimen ini
menggunakan metode naive bayes classifier yang merupakan metode pengklasifikasi. tahap
penelitian pertama yang dilakukan yaitu crawling, preprocessing yang terdiri dari case folding,
cleaning, stopword removal, stemming, convert emoticon, dan tokenisasi. tahap klasifikasi
dilakukan setelah melalui fase preprocessing, dimana hasil klasifikasi tweet berkecenderungan
positif atau negatif, menggunakan metode naive bayes classifier. akurasi sistem pada analisis
sentimen terhadap tweet yang terdapat dalam twitter art jakarta adalah 95.88%.
    
```

Gambar 12 Tampilan Kode Program dan Hasil Case Folding

```

# Proses tokenization
for jurnal in case_folding_array:
    jurnal_id = jurnal["id"]
    abstraksi_text = jurnal["abstraksi"]

    # Menghapus tanda baca
    abstraksi_text = abstraksi_text.translate(str.maketrans("", "", string.punctuation))

    # Menghapus angka
    abstraksi_text = re.sub(r"\d+", "", abstraksi_text)

    abstraksi_tokens = word_tokenize(abstraksi_text)
    tokenization_array.append({"id": jurnal_id, "tokens": abstraksi_tokens})

# Menampilkan hasil tokenization
for jurnal in tokenization_array:
    print(f"ID Jurnal: {jurnal['id']}")
    print(f"Hasil tokenization : {jurnal['tokens']}")
    print("----")

ID Jurnal: 301
Hasil tokenization : ['penggunaan', 'media', 'sosial', 'sebagai', 'sarana', 'untuk', 'mengakses']
    
```

Gambar 13 Tampilan Kode Program dan Hasil Tokenization

```

# Array untuk menyimpan hasil filtering stopwords
stopword_removal_array = []

# Proses filtering stopwords
stopword_factory = StopWordRemoverFactory().create_stop_word_remover()
for jurnal in tokenization_array:
    jurnal_id = jurnal["id"]
    abstraksi_tokens = jurnal["tokens"]
    abstraksi_no_stopword = stopword_factory.remove(" ".join(abstraksi_tokens))
    stopword_removal_array.append({"id": jurnal_id, "tokens": abstraksi_no_stopword.split()})

# Menampilkan hasil filtering stopwords
for jurnal in stopword_removal_array:
    print(f"ID Jurnal: {jurnal['id']}")
    print(f"Hasil filtering stopwords : {jurnal['tokens']}")
    print("----")

ID Jurnal: 301
Hasil filtering stopwords : ['penggunaan', 'media', 'sosial', 'sarana', 'mengakses', 'menyebarkan']
    
```

Gambar 14 Tampilan Kode Program dan Hasil Filtering

4. *Stemming*; library yang digunakan sama seperti proses *filtering*, dan fungsi yang digunakan *StemmerFactory()*. Kode program dan hasil seperti pada Gambar 15.

```

# Array untuk menyimpan hasil stemming
stemming_array = []

# Proses stemming
stemmer_factory = StemmerFactory()
stemmer = stemmer_factory.create_stemmer()
for jurnal in stopwords_removal_array:
    jurnal_id = jurnal['id']
    abstraksi_tokens = jurnal['tokens']
    abstraksi_stemmed = [stemmer.stem(token) for token in abstraksi_tokens]
    stemming_array.append({"id": jurnal_id, "tokens": abstraksi_stemmed})

# Menampilkan hasil pra-pemrosesan teks
for jurnal in stemming_array:
    print(f"ID Jurnal: {jurnal['id']}")
    print(f"Hasil Pra-pemrosesan Teks: {jurnal['tokens']}")
    print("----")

ID Jurnal: 301
Hasil Pra-pemrosesan Teks: ['guna', 'media', 'sosial', 'sarana', 'akses', 'sebar', 'informasi']

```

Gambar 15 Tampilan Kode Program dan Hasil *Stemming*

Penerapan Teknik *Word2vec*

Word2vec diterapkan untuk membuat representasi vektor kata-kata dalam dokumen jurnal menggunakan arsitektur *Skip-gram*. Teknik ini merepresentasikan setiap kata sebagai vektor dalam ruang dimensi tertentu. *Skip-gram*, sebagai pendekatan *Word2vec*, bertujuan memprediksi kata-kata konteks di sekitar kata target dalam jendela konteks tertentu, dengan setiap kata sebagai input.

Langkah-langkah penerapan teknik *Word2vec* dengan arsitektur *Skip-gram* adalah sebagai berikut:

1. Mempersiapkan data pelatihan; data pelatihan menggunakan teks abstrak hasil pra-pemrosesan teks, data didapat dari variabel *stemming_array*.
2. Membuat model *word2vec*; menggunakan *library gensim*, parameter menggunakan nilai *default* hanya *min_count* yang diberi nilai 1, sementara untuk menggunakan arsitektur *skip-gram* nilai *sg* = 1.
3. Melatih model *Word2vec*; dalam melatih model fungsi yang digunakan *build_vocab()* dan *train()*, Pada penelitian ini parameter epoch adalah 300, hal ini mempertimbangkan jumlah data pelatihan relatif kecil, serupa dengan pendekatan yang dilakukan oleh Amalia et al (2020).
4. Membuat vektor kata;
5. Membuat vektor teks abstrak; dilakukan dengan menghitung rata-rata (*mean*) dari vektor kata yang terdapat dalam setiap teks abstrak, sehingga terbentuk vektor kalimat (Kenter et al, 2016).

Kode program dan hasil vektor teks abstrak dapat dilihat pada Gambar 16.

Penerapan Teknik *Doc2vec*

Doc2vec merupakan perluasan dari *Word2vec*, diterapkan untuk membuat representasi vektor dari teks abstrak jurnal. Teknik ini memungkinkan pembelajaran representasi vektor untuk dokumen atau paragraf, tidak hanya kata-kata individual. Penelitian ini menggunakan arsitektur PV-DBOW, yang bertujuan memprediksi kata-kata dalam dokumen berdasarkan representasi vektor dokumen tersebut.

```

# Membuat vektor untuk masing-masing jurnal
word_journal_vectors = []
for jurnal in stemming_array:
    jurnal_id = jurnal['id']
    jurnal_tokens = jurnal['tokens']

    jurnal_vector = []
    for token in jurnal_tokens:
        if token in model.wv:
            jurnal_vector.append(model.wv.get_vector(token))

    if len(jurnal_vector) > 0:
        mean_vector = np.mean(jurnal_vector, axis=0)
        word_journal_vectors.append({"id": jurnal_id, "vector": mean_vector})
    else:
        print("Tidak ada vektor yang valid untuk jurnal {jurnal_id}")

# Menampilkan vektor untuk setiap teks abstraksi
for jurnal in word_journal_vectors:
    print(f"ID Jurnal: {jurnal['id']}")
    print(f"Vektor teks Abstraksi: {jurnal['vector']}")
    print("----")

ID Jurnal: 301
vektor teks Abstraksi:
[ 0.30837726 -0.02019473  0.4311386  0.25846308 -0.0170884 -0.56691846
  0.04287394  0.52454644 -0.04277693 -0.46538787 -0.05461311 -0.34544636
 -0.37715788 -0.01876028  0.80327968 -0.14807887 -0.15943438 -0.43118094
  0.00483122 -0.53276647  0.00484199  0.13567841  0.36463362 -0.38616459
 -0.10757041  0.11149008  0.0129084 -0.43807338 -0.13287307  0.34700558
  0.07930965 -0.18218290  0.00182682  0.27130018 -0.17837532  0.40620992
 -0.05815061 -0.18218290  0.05460818 -0.22819757  0.02104847  0.02639599
 -0.15738543 -0.09912979  0.60282438  0.00115564 -0.29723793 -0.02698783
  0.3681738  0.02021381  0.44330092 -0.00484143  0.01767551  0.00118489
 -0.00484112  0.13865412  0.29658004 -0.21611269 -0.01316073  0.00701628
 -0.25846308  0.20821166 -0.01370912  0.00182682 -0.00380091  0.20513156
 -0.18365936  0.38811505 -0.43897271  0.30880163 -0.14550064  0.15152663
  0.17665172 -0.07879459  0.5178851  0.11085119  0.20961812 -0.37958639
 -0.41018191 -0.30535382 -0.11674028 -0.17450805 -0.02116469  0.46432818
 -0.00881726 -0.00813001 -0.04972264  0.15889609  0.16386041  0.04545876
  0.0284904 -0.38748023  0.38057043  0.20565617  0.46820834  0.41129580
  0.15760692 -0.0474066 -0.1097986  0.23234371]

```

Gambar 16 Tampilan Kode Program dan Hasil Vektor *Skip-gram*

Langkah-langkah penerapan teknik *Doc2vec* dengan arsitektur PV-DBOW adalah sebagai berikut:

1. Mempersiapkan data pelatihan; menggunakan teks abstrak yang disimpan pada variabel *stemming_array*.
2. Membuat model *Doc2vec*; menggunakan *library gensim*, parameter menggunakan nilai *default*, *min_count* = 1, untuk arsitektur PV-DBOW nilai *dm* = 0.
3. Melatih model *Doc2vec*; menggunakan fungsi *build_vocab()* dan *train()*, nilai *epoch* = 300.
4. Membuat vektor teks abstrak; menggunakan fungsi *infer_vector()*.

Kode program dan hasil vektor PV-DBOW seperti pada Gambar 17.

Pengukuran *Cosine Similarity* atas Vektor *Word2vec*

Pengukuran *Cosine Similarity* dilakukan antara vektor teks abstrak yang dihasilkan oleh teknik *Word2vec*. Langkah-langkah meliputi:

1. Mengukur *Cosine Similarity*; menggunakan *library scikit-learn* dan fungsi *cosine_similarity*.
 2. Membuat tabel hasil pengukuran *Cosine Similarity*; tabel dibuat menggunakan *library pandas* dari hasil pengukuran *Cosine Similarity*.
 3. Membuat daftar lima tertinggi;
- Kode program tabel pengukuran dan daftar lima tertinggi dapat dilihat pada Gambar 18 dan Gambar 19.

Pengukuran *Cosine Similarity* Atas Vektor *Doc2vec*

Pengukuran *cosine similarity* dilakukan antara vektor teks abstrak jurnal yang dihasilkan dari teknik *Doc2vec*. Proses ini serupa dengan pengukuran pada *Word2vec*, namun menggunakan data vektor teks abstrak jurnal dari *Doc2vec*. Kode program untuk pengukuran ini mirip dengan yang digunakan untuk *Word2vec*, dengan penyesuaian pada nama variabel yang digunakan. Detail kode program, hasil

pengukuran serta daftar lima terbaik disajikan dalam Gambar 20 dan Gambar 21.

```

# from gensim.models.doc2vec import Doc2Vec, TaggedDocument
# Membuat objek TaggedDocument untuk setiap jurnal
tagged_documents = [TaggedDocument(jurnal['tokens'], [jurnal['id']]) for jurnal in stemming_array]
# Membuat model Doc2Vec dengan arsitektur PV-DBOW
model = Doc2Vec(documents=tagged_documents, vector_size=100, window=5, min_count=1, workers=3, dm=0)
# Melatih model PV-DBOW
model.build_vocab(tagged_documents)
model.train(tagged_documents, total_examples=model.corpus_count, epochs=300)
# Membuat vektor untuk masing-masing jurnal
dtov_journal_vectors = []
for jurnal in stemming_array:
    jurnal_id = jurnal['id']
    jurnal_vector = model.infer_vector(jurnal['tokens'])
    dtov_journal_vectors.append({'id': jurnal_id, 'vector': jurnal_vector})
# Menampilkan vektor untuk setiap jurnal
for jurnal in dtov_journal_vectors:
    print("ID Jurnal: {jurnal['id']}")
    print("Vektor Jurnal: \n{jurnal['vector']}")
    print("-----")
ID Jurnal: 301
Vektor Jurnal:
[-0.93138295 -0.91964406 -1.04191128 0.23503855 -1.12389491 0.12689663
-0.34033906 0.68001975 0.14722715 0.20405272 0.26051526 -0.24723972
-0.36454403 -0.6682156 0.88067897 -1.0522466 -0.908094 0.01887126
-0.1119175 0.7201782 1.0334966 0.30030406 -0.5437377 1.1207805
-0.79562265 -0.15210555 -1.0797166 0.11141895 -0.05853431 -1.1822102
0.91154885 0.53693694 -0.3809361 1.214192 -0.23246816 -0.11980933
0.0245499 -0.11031514 -0.0733003 -0.6421566 0.0085747 0.22224297
0.45626172 -1.3776426 -0.52632084 0.26561716 0.28823316 1.0072285
0.25322276 -0.29619515 -0.65383884 0.60903865 0.40935767 -1.2619293
-0.5927988 0.5789981 0.18352169 0.954942 -0.89544994 0.04782483
1.2135492 0.9401368 1.08425248 -0.0750221 0.2700021 -0.55085887
-0.03697802 -0.12631351 1.0340222 -0.19565912 0.32367924 -0.5414687
-0.19478358 0.38797536 0.55323185 0.09643431 1.02931104 -0.6890871
-0.46043897 -0.29643118 0.5664589 0.9288335 -0.66976184 -0.3917589
-0.7646864 1.3341502 -0.14634582 -0.12318222 0.9258805 0.69468676
-1.2467763 1.0340295 0.01314432 0.61452395 -0.08021753 0.66245013
0.6647418 -0.7021322 0.31176293 0.49019623]
    
```

Gambar 17 Tampilan Kode Program dan Hasil Vektor PV-DBOW

```

# Membuat tabel perbandingan cosine similarity
dtov_journal_ids = [jurnal['id'] for jurnal in sorted_dtov_journal_vectors]
dtov_similarity_df = pd.DataFrame(dtov_similarity_matrix, index=dtov_journal_ids,
                                columns=dtov_journal_ids)
# Menampilkan tabel perbandingan cosine similarity
print("Tabel Perbandingan Cosine Similarity (Doc2vec):")
print(dtov_similarity_df)
Tabel Perbandingan Cosine Similarity (Doc2vec):
ID Jurnal: 301
ID Jurnal: 302
ID Jurnal: 303
ID Jurnal: 304
ID Jurnal: 305
ID Jurnal: 306
ID Jurnal: 307
ID Jurnal: 308
ID Jurnal: 309
ID Jurnal: 310
ID Jurnal: 311
ID Jurnal: 312
ID Jurnal: 313
ID Jurnal: 314
ID Jurnal: 315
ID Jurnal: 316
ID Jurnal: 317
ID Jurnal: 318
ID Jurnal: 319
ID Jurnal: 320
ID Jurnal: 321
ID Jurnal: 322
ID Jurnal: 323
ID Jurnal: 324
ID Jurnal: 325
ID Jurnal: 326
ID Jurnal: 327
ID Jurnal: 328
ID Jurnal: 329
ID Jurnal: 330
ID Jurnal: 331
ID Jurnal: 332
ID Jurnal: 333
ID Jurnal: 334
ID Jurnal: 335
ID Jurnal: 336
ID Jurnal: 337
ID Jurnal: 338
ID Jurnal: 339
ID Jurnal: 340
ID Jurnal: 341
ID Jurnal: 342
ID Jurnal: 343
ID Jurnal: 344
ID Jurnal: 345
ID Jurnal: 346
ID Jurnal: 347
ID Jurnal: 348
ID Jurnal: 349
ID Jurnal: 350
ID Jurnal: 351
ID Jurnal: 352
ID Jurnal: 353
ID Jurnal: 354
ID Jurnal: 355
ID Jurnal: 356
ID Jurnal: 357
ID Jurnal: 358
ID Jurnal: 359
ID Jurnal: 360
ID Jurnal: 361
ID Jurnal: 362
ID Jurnal: 363
ID Jurnal: 364
ID Jurnal: 365
ID Jurnal: 366
ID Jurnal: 367
ID Jurnal: 368
ID Jurnal: 369
ID Jurnal: 370
ID Jurnal: 371
ID Jurnal: 372
ID Jurnal: 373
ID Jurnal: 374
ID Jurnal: 375
ID Jurnal: 376
ID Jurnal: 377
ID Jurnal: 378
ID Jurnal: 379
ID Jurnal: 380
ID Jurnal: 381
ID Jurnal: 382
ID Jurnal: 383
ID Jurnal: 384
ID Jurnal: 385
ID Jurnal: 386
ID Jurnal: 387
ID Jurnal: 388
ID Jurnal: 389
ID Jurnal: 390
ID Jurnal: 391
ID Jurnal: 392
ID Jurnal: 393
ID Jurnal: 394
ID Jurnal: 395
ID Jurnal: 396
ID Jurnal: 397
ID Jurnal: 398
ID Jurnal: 399
ID Jurnal: 400
ID Jurnal: 401
ID Jurnal: 402
ID Jurnal: 403
ID Jurnal: 404
ID Jurnal: 405
ID Jurnal: 406
ID Jurnal: 407
ID Jurnal: 408
ID Jurnal: 409
ID Jurnal: 410
ID Jurnal: 411
ID Jurnal: 412
ID Jurnal: 413
ID Jurnal: 414
ID Jurnal: 415
ID Jurnal: 416
ID Jurnal: 417
ID Jurnal: 418
ID Jurnal: 419
ID Jurnal: 420
ID Jurnal: 421
ID Jurnal: 422
ID Jurnal: 423
ID Jurnal: 424
ID Jurnal: 425
ID Jurnal: 426
ID Jurnal: 427
ID Jurnal: 428
ID Jurnal: 429
ID Jurnal: 430
ID Jurnal: 431
ID Jurnal: 432
ID Jurnal: 433
ID Jurnal: 434
ID Jurnal: 435
ID Jurnal: 436
ID Jurnal: 437
ID Jurnal: 438
ID Jurnal: 439
ID Jurnal: 440
ID Jurnal: 441
ID Jurnal: 442
ID Jurnal: 443
ID Jurnal: 444
ID Jurnal: 445
ID Jurnal: 446
ID Jurnal: 447
ID Jurnal: 448
ID Jurnal: 449
ID Jurnal: 450
ID Jurnal: 451
ID Jurnal: 452
ID Jurnal: 453
ID Jurnal: 454
ID Jurnal: 455
ID Jurnal: 456
ID Jurnal: 457
ID Jurnal: 458
ID Jurnal: 459
ID Jurnal: 460
ID Jurnal: 461
ID Jurnal: 462
ID Jurnal: 463
ID Jurnal: 464
ID Jurnal: 465
ID Jurnal: 466
ID Jurnal: 467
ID Jurnal: 468
ID Jurnal: 469
ID Jurnal: 470
ID Jurnal: 471
ID Jurnal: 472
ID Jurnal: 473
ID Jurnal: 474
ID Jurnal: 475
ID Jurnal: 476
ID Jurnal: 477
ID Jurnal: 478
ID Jurnal: 479
ID Jurnal: 480
ID Jurnal: 481
ID Jurnal: 482
ID Jurnal: 483
ID Jurnal: 484
ID Jurnal: 485
ID Jurnal: 486
ID Jurnal: 487
ID Jurnal: 488
ID Jurnal: 489
ID Jurnal: 490
ID Jurnal: 491
ID Jurnal: 492
ID Jurnal: 493
ID Jurnal: 494
ID Jurnal: 495
ID Jurnal: 496
ID Jurnal: 497
ID Jurnal: 498
ID Jurnal: 499
ID Jurnal: 500
ID Jurnal: 501
ID Jurnal: 502
ID Jurnal: 503
ID Jurnal: 504
ID Jurnal: 505
ID Jurnal: 506
ID Jurnal: 507
ID Jurnal: 508
ID Jurnal: 509
ID Jurnal: 510
ID Jurnal: 511
ID Jurnal: 512
ID Jurnal: 513
ID Jurnal: 514
ID Jurnal: 515
ID Jurnal: 516
ID Jurnal: 517
ID Jurnal: 518
ID Jurnal: 519
ID Jurnal: 520
ID Jurnal: 521
ID Jurnal: 522
ID Jurnal: 523
ID Jurnal: 524
ID Jurnal: 525
ID Jurnal: 526
ID Jurnal: 527
ID Jurnal: 528
ID Jurnal: 529
ID Jurnal: 530
ID Jurnal: 531
ID Jurnal: 532
ID Jurnal: 533
ID Jurnal: 534
ID Jurnal: 535
ID Jurnal: 536
ID Jurnal: 537
ID Jurnal: 538
ID Jurnal: 539
ID Jurnal: 540
ID Jurnal: 541
ID Jurnal: 542
ID Jurnal: 543
ID Jurnal: 544
ID Jurnal: 545
ID Jurnal: 546
ID Jurnal: 547
ID Jurnal: 548
ID Jurnal: 549
ID Jurnal: 550
ID Jurnal: 551
ID Jurnal: 552
ID Jurnal: 553
ID Jurnal: 554
ID Jurnal: 555
ID Jurnal: 556
ID Jurnal: 557
ID Jurnal: 558
ID Jurnal: 559
ID Jurnal: 560
ID Jurnal: 561
ID Jurnal: 562
ID Jurnal: 563
ID Jurnal: 564
ID Jurnal: 565
ID Jurnal: 566
ID Jurnal: 567
ID Jurnal: 568
ID Jurnal: 569
ID Jurnal: 570
ID Jurnal: 571
ID Jurnal: 572
ID Jurnal: 573
ID Jurnal: 574
ID Jurnal: 575
ID Jurnal: 576
ID Jurnal: 577
ID Jurnal: 578
ID Jurnal: 579
ID Jurnal: 580
ID Jurnal: 581
ID Jurnal: 582
ID Jurnal: 583
ID Jurnal: 584
ID Jurnal: 585
ID Jurnal: 586
ID Jurnal: 587
ID Jurnal: 588
ID Jurnal: 589
ID Jurnal: 590
ID Jurnal: 591
ID Jurnal: 592
ID Jurnal: 593
ID Jurnal: 594
ID Jurnal: 595
ID Jurnal: 596
ID Jurnal: 597
ID Jurnal: 598
ID Jurnal: 599
ID Jurnal: 600
ID Jurnal: 601
ID Jurnal: 602
ID Jurnal: 603
ID Jurnal: 604
ID Jurnal: 605
ID Jurnal: 606
ID Jurnal: 607
ID Jurnal: 608
ID Jurnal: 609
ID Jurnal: 610
ID Jurnal: 611
ID Jurnal: 612
ID Jurnal: 613
ID Jurnal: 614
ID Jurnal: 615
ID Jurnal: 616
ID Jurnal: 617
ID Jurnal: 618
ID Jurnal: 619
ID Jurnal: 620
ID Jurnal: 621
ID Jurnal: 622
ID Jurnal: 623
ID Jurnal: 624
ID Jurnal: 625
ID Jurnal: 626
ID Jurnal: 627
ID Jurnal: 628
ID Jurnal: 629
ID Jurnal: 630
ID Jurnal: 631
ID Jurnal: 632
ID Jurnal: 633
ID Jurnal: 634
ID Jurnal: 635
ID Jurnal: 636
ID Jurnal: 637
ID Jurnal: 638
ID Jurnal: 639
ID Jurnal: 640
ID Jurnal: 641
ID Jurnal: 642
ID Jurnal: 643
ID Jurnal: 644
ID Jurnal: 645
ID Jurnal: 646
ID Jurnal: 647
ID Jurnal: 648
ID Jurnal: 649
ID Jurnal: 650
ID Jurnal: 651
ID Jurnal: 652
ID Jurnal: 653
ID Jurnal: 654
ID Jurnal: 655
ID Jurnal: 656
ID Jurnal: 657
ID Jurnal: 658
ID Jurnal: 659
ID Jurnal: 660
ID Jurnal: 661
ID Jurnal: 662
ID Jurnal: 663
ID Jurnal: 664
ID Jurnal: 665
ID Jurnal: 666
ID Jurnal: 667
ID Jurnal: 668
ID Jurnal: 669
ID Jurnal: 670
ID Jurnal: 671
ID Jurnal: 672
ID Jurnal: 673
ID Jurnal: 674
ID Jurnal: 675
ID Jurnal: 676
ID Jurnal: 677
ID Jurnal: 678
ID Jurnal: 679
ID Jurnal: 680
ID Jurnal: 681
ID Jurnal: 682
ID Jurnal: 683
ID Jurnal: 684
ID Jurnal: 685
ID Jurnal: 686
ID Jurnal: 687
ID Jurnal: 688
ID Jurnal: 689
ID Jurnal: 690
ID Jurnal: 691
ID Jurnal: 692
ID Jurnal: 693
ID Jurnal: 694
ID Jurnal: 695
ID Jurnal: 696
ID Jurnal: 697
ID Jurnal: 698
ID Jurnal: 699
ID Jurnal: 700
ID Jurnal: 701
ID Jurnal: 702
ID Jurnal: 703
ID Jurnal: 704
ID Jurnal: 705
ID Jurnal: 706
ID Jurnal: 707
ID Jurnal: 708
ID Jurnal: 709
ID Jurnal: 710
ID Jurnal: 711
ID Jurnal: 712
ID Jurnal: 713
ID Jurnal: 714
ID Jurnal: 715
ID Jurnal: 716
ID Jurnal: 717
ID Jurnal: 718
ID Jurnal: 719
ID Jurnal: 720
ID Jurnal: 721
ID Jurnal: 722
ID Jurnal: 723
ID Jurnal: 724
ID Jurnal: 725
ID Jurnal: 726
ID Jurnal: 727
ID Jurnal: 728
ID Jurnal: 729
ID Jurnal: 730
ID Jurnal: 731
ID Jurnal: 732
ID Jurnal: 733
ID Jurnal: 734
ID Jurnal: 735
ID Jurnal: 736
ID Jurnal: 737
ID Jurnal: 738
ID Jurnal: 739
ID Jurnal: 740
ID Jurnal: 741
ID Jurnal: 742
ID Jurnal: 743
ID Jurnal: 744
ID Jurnal: 745
ID Jurnal: 746
ID Jurnal: 747
ID Jurnal: 748
ID Jurnal: 749
ID Jurnal: 750
ID Jurnal: 751
ID Jurnal: 752
ID Jurnal: 753
ID Jurnal: 754
ID Jurnal: 755
ID Jurnal: 756
ID Jurnal: 757
ID Jurnal: 758
ID Jurnal: 759
ID Jurnal: 760
ID Jurnal: 761
ID Jurnal: 762
ID Jurnal: 763
ID Jurnal: 764
ID Jurnal: 765
ID Jurnal: 766
ID Jurnal: 767
ID Jurnal: 768
ID Jurnal: 769
ID Jurnal: 770
ID Jurnal: 771
ID Jurnal: 772
ID Jurnal: 773
ID Jurnal: 774
ID Jurnal: 775
ID Jurnal: 776
ID Jurnal: 777
ID Jurnal: 778
ID Jurnal: 779
ID Jurnal: 780
ID Jurnal: 781
ID Jurnal: 782
ID Jurnal: 783
ID Jurnal: 784
ID Jurnal: 785
ID Jurnal: 786
ID Jurnal: 787
ID Jurnal: 788
ID Jurnal: 789
ID Jurnal: 790
ID Jurnal: 791
ID Jurnal: 792
ID Jurnal: 793
ID Jurnal: 794
ID Jurnal: 795
ID Jurnal: 796
ID Jurnal: 797
ID Jurnal: 798
ID Jurnal: 799
ID Jurnal: 800
ID Jurnal: 801
ID Jurnal: 802
ID Jurnal: 803
ID Jurnal: 804
ID Jurnal: 805
ID Jurnal: 806
ID Jurnal: 807
ID Jurnal: 808
ID Jurnal: 809
ID Jurnal: 810
ID Jurnal: 811
ID Jurnal: 812
ID Jurnal: 813
ID Jurnal: 814
ID Jurnal: 815
ID Jurnal: 816
ID Jurnal: 817
ID Jurnal: 818
ID Jurnal: 819
ID Jurnal: 820
ID Jurnal: 821
ID Jurnal: 822
ID Jurnal: 823
ID Jurnal: 824
ID Jurnal: 825
ID Jurnal: 826
ID Jurnal: 827
ID Jurnal: 828
ID Jurnal: 829
ID Jurnal: 830
ID Jurnal: 831
ID Jurnal: 832
ID Jurnal: 833
ID Jurnal: 834
ID Jurnal: 835
ID Jurnal: 836
ID Jurnal: 837
ID Jurnal: 838
ID Jurnal: 839
ID Jurnal: 840
ID Jurnal: 841
ID Jurnal: 842
ID Jurnal: 843
ID Jurnal: 844
ID Jurnal: 845
ID Jurnal: 846
ID Jurnal: 847
ID Jurnal: 848
ID Jurnal: 849
ID Jurnal: 850
ID Jurnal: 851
ID Jurnal: 852
ID Jurnal: 853
ID Jurnal: 854
ID Jurnal: 855
ID Jurnal: 856
ID Jurnal: 857
ID Jurnal: 858
ID Jurnal: 859
ID Jurnal: 860
ID Jurnal: 861
ID Jurnal: 862
ID Jurnal: 863
ID Jurnal: 864
ID Jurnal: 865
ID Jurnal: 866
ID Jurnal: 867
ID Jurnal: 868
ID Jurnal: 869
ID Jurnal: 870
ID Jurnal: 871
ID Jurnal: 872
ID Jurnal: 873
ID Jurnal: 874
ID Jurnal: 875
ID Jurnal: 876
ID Jurnal: 877
ID Jurnal: 878
ID Jurnal: 879
ID Jurnal: 880
ID Jurnal: 881
ID Jurnal: 882
ID Jurnal: 883
ID Jurnal: 884
ID Jurnal: 885
ID Jurnal: 886
ID Jurnal: 887
ID Jurnal: 888
ID Jurnal: 889
ID Jurnal: 890
ID Jurnal: 891
ID Jurnal: 892
ID Jurnal: 893
ID Jurnal: 894
ID Jurnal: 895
ID Jurnal: 896
ID Jurnal: 897
ID Jurnal: 898
ID Jurnal: 899
ID Jurnal: 900
ID Jurnal: 901
ID Jurnal: 902
ID Jurnal: 903
ID Jurnal: 904
ID Jurnal: 905
ID Jurnal: 906
ID Jurnal: 907
ID Jurnal: 908
ID Jurnal: 909
ID Jurnal: 910
ID Jurnal: 911
ID Jurnal: 912
ID Jurnal: 913
ID Jurnal: 914
ID Jurnal: 915
ID Jurnal: 916
ID Jurnal: 917
ID Jurnal: 918
ID Jurnal: 919
ID Jurnal: 920
ID Jurnal: 921
ID Jurnal: 922
ID Jurnal: 923
ID Jurnal: 924
ID Jurnal: 925
ID Jurnal: 926
ID Jurnal: 927
ID Jurnal: 928
ID Jurnal: 929
ID Jurnal: 930
ID Jurnal: 931
ID Jurnal: 932
ID Jurnal: 933
ID Jurnal: 934
ID Jurnal: 935
ID Jurnal: 936
ID Jurnal: 937
ID Jurnal: 938
ID Jurnal: 939
ID Jurnal: 940
ID Jurnal: 941
ID Jurnal: 942
ID Jurnal: 943
ID Jurnal: 944
ID Jurnal: 945
ID Jurnal: 946
ID Jurnal: 947
ID Jurnal: 948
ID Jurnal: 949
ID Jurnal: 950
ID Jurnal: 951
ID Jurnal: 952
ID Jurnal: 953
ID Jurnal: 954
ID Jurnal: 955
ID Jurnal: 956
ID Jurnal: 957
ID Jurnal: 958
ID Jurnal: 959
ID Jurnal: 960
ID Jurnal: 961
ID Jurnal: 962
ID Jurnal: 963
ID Jurnal: 964
ID Jurnal: 965
ID Jurnal: 966
ID Jurnal: 967
ID Jurnal: 968
ID Jurnal: 969
ID Jurnal: 970
ID Jurnal: 971
ID Jurnal: 972
ID Jurnal: 973
ID Jurnal: 974
ID Jurnal: 975
ID Jurnal: 976
ID Jurnal: 977
ID Jurnal: 978
ID Jurnal: 979
ID Jurnal: 980
ID Jurnal: 981
ID Jurnal: 982
ID Jurnal: 983
ID Jurnal: 984
ID Jurnal: 985
ID Jurnal: 986
ID Jurnal: 987
ID Jurnal: 988
ID Jurnal: 989
ID Jurnal: 990
ID Jurnal: 991
ID Jurnal: 992
ID Jurnal: 993
ID Jurnal: 994
ID Jurnal: 995
ID Jurnal: 996
ID Jurnal: 997
ID Jurnal: 998
ID Jurnal: 999
ID Jurnal: 1000
    
```

Gambar 18 Tampilan Kode Program dan hasil Tabel Word2vec

```

# Menampilkan 5 nilai tertinggi untuk cosine similarity selain perbandingan jurnal dengan dirinya sendiri
top_similarities = []
for i in range(len(dtov_journal_ids)):
    for j in range(i+1, len(dtov_journal_ids)):
        similarity = dtov_similarity_matrix[i][j]
        top_similarities.append((dtov_journal_ids[i], dtov_journal_ids[j], similarity))
top_similarities = sorted(top_similarities, key=lambda x: x[2], reverse=True)[5:]
for similarity in top_similarities:
    print("Jurnal: {similarity[0]} dan Jurnal: {similarity[1]}: {similarity[2]:.3f}")
5 Nilai tertinggi Cosine Similarity teknik Word2vec:
Jurnal 302 dan Jurnal 314: 0.892
Jurnal 301 dan Jurnal 314: 0.885
Jurnal 310 dan Jurnal 314: 0.863
Jurnal 307 dan Jurnal 314: 0.859
Jurnal 303 dan Jurnal 314: 0.849
    
```

Gambar 19 Tampilan Kode Program dan Daftar lima tertinggi Word2vec

3.3. Perbandingan Hasil Pengukuran dan Analisis

Setelah melakukan pengukuran cosine similarity menggunakan teknik Word2vec dan Doc2vec, langkah selanjutnya adalah membandingkan hasil pengukuran tersebut untuk melihat perbedaan antara kedua teknik dalam menentukan kemiripan antar teks abstrak jurnal. Berikut tabel hasil pengukuran cosine similarity dari teknik Word2vec dan Doc2vec pada Tabel 2 dan Tabel 3.

```

# cosine doc2vec
import numpy as np
from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity
import pandas as pd
# Pengutipan vektor jurnal berdasarkan ID Jurnal
sorted_dtov_journal_vectors = sorted(dtov_journal_vectors, key=lambda x: x['id'])
# Membuat matriks vektor jurnal sesuai urutan ID Jurnal
dtov_vector_matrix = np.array([jurnal['vector'] for jurnal in sorted_dtov_journal_vectors])
# Menghitung cosine similarity
dtov_similarity_matrix = cosine_similarity(dtov_vector_matrix)
# Membulatkan hasil cosine similarity menjadi 3 angka di belakang koma
dtov_similarity_matrix = np.round(dtov_similarity_matrix, decimals=3)
# Membuat tabel perbandingan cosine similarity
dtov_journal_ids = [jurnal['id'] for jurnal in sorted_dtov_journal_vectors]
dtov_similarity_df = pd.DataFrame(dtov_similarity_matrix, index=dtov_journal_ids,
                                columns=dtov_journal_ids)
# Menampilkan tabel perbandingan cosine similarity
print("Tabel Perbandingan Cosine Similarity (Doc2vec):")
print(dtov_similarity_df)
# Menampilkan 5 nilai tertinggi untuk cosine similarity selain perbandingan jurnal dengan dirinya sendiri
top_similarities = []
for i in range(len(dtov_journal_ids)):
    for j in range(i+1, len(dtov_journal_ids)):
        similarity = dtov_similarity_matrix[i][j]
        top_similarities.append((dtov_journal_ids[i], dtov_journal_ids[j], similarity))
top_similarities = sorted(top_similarities, key=lambda x: x[2], reverse=True)[5:]
for similarity in top_similarities:
    print("Jurnal: {similarity[0]} dan Jurnal: {similarity[1]}: {similarity[2]:.3f}")
    
```

Gambar 20 Tampilan Detail Kode Program

Tabel Perbandingan Cosine Similarity (Doc2vec):

301	1.000	0.417	0.468	0.359	0.412	0.389	0.304	0.377	0.401	0.448	0.466	0.370	0.440	0.459	0.397	0.275	0.345	0.386	0.345	0.273	
302	0.417	1.000	0.424	0.320	0.344	0.332	0.320	0.345	0.360	0.377	0.379	0.367	0.386	0.434	0.415	0.366	0.357	0.421	0.421	0.387	0.387
303	0.468	0.414	1.000	0.338	0.361	0.362	0.304	0.318	0.341	0.438	0.268	0.387	0.430	0.412	0.415	0.368	0.365	0.363	0.412	0.410	0.388
304	0.359	0.320	0.338	1.000	0.431	0.347	0.351	0.382	0.397	0.359	0.351	0.347	0.325	0.380	0.355	0.346	0.313	0.375	0.440	0.439	0.379
305	0.412	0.344	0.365	0.413	1.000	0.412	0.329	0.327	0.362	0.311	0.364	0.385	0.336	0.258	0.405	0.444	0.357	0.274	0.414	0.367	
306	0.389	0.312	0.362	0.347	0.412	1.000	0.355	0.288	0.380	0.360	0.357	0.359	0.351	0.342	0.317	0.402	0.365	0.418	0.372	0.349	
307	0.404	0.359	0.368	0.351	0.370	0.355	1.000	0.327	0.360	0.320	0.322	0.335	0.333	0.431	0.389	0.393	0.367	0.382	0.358	0.344	
308	0.408	0.357	0.438	0.358	0.311	0.366	0.366	0.397	0.358	1.000	0.388	0.373	0.278	0.431	0.408	0.384	0.283	0.423	0.354	0.311	
309	0.401	0.350	0.380	0.351	0.364	0.357	0.351	0.360	0.333	0.360	1.000	0.389	0.350	0.342	0.319	0.352	0.358	0.358	0.358	0.364	
310	0.350	0.367	0.387	0.347	0.345	0.269	0.351	0.357	0.385	0.373	0.399	1.000	0.388	0.382	0.367	0.357	0.351	0.368	0.375	0.358	
311	0.440	0.376	0.430	0.330	0.391	0.412	0.363	0.390	0.420	0.376	0.376	0.400	1.000	0.458	0.443	0.321	0.468	0.358	0.358	0.334	
312	0.459	0.414	0.432	0.388	0.328	0.342	0.380	0.397	0.413	0.342	0.318	0.428	0.458	1.000	0.376	0.281	0.337	0.396	0.396	0.347	
313	0.457	0.412	0.451	0.392	0.281	0.327	0.281	0.281	0.360	0.400	0.328	0.367	0.400	0.400	1.000	0.250	0.274	0.400	0.400	0.369	
314	0.275	0.346	0.368	0.346	0.441	0.460	0.317	0.349	0.378	0.364	0.318	0.357	0.386	0.391	0.356	1.000	0.352	0.408	0.311	0.347	
315	0.400	0.350	0.380	0.353	0.350	0.400	0.320	0.350	0.400	0.350	0.350	0.400	0.350	0.400	0.350	0.350	1.000	0.412	0.412	0.350	
316	0.380	0.421	0.353	0.375	0.374	0.414	0.389	0.338	0.412	0.413	0.375	0.388	0.446	0.394	0.436	0.454	0.412	1.000	0.441	0.415	
317	0.385	0.387	0.437	0.462	0.436	0.372	0.404	0.299	0.375	0.314	0.358	0.375	0.404	0.368	0.395	0.418	0.321	0.392	0.403	0.383	
318	0.275	0.367	0.408	0.378	0.367	0.440	0.344	0.426	0.318	0.311	0.404	0.318	0.316	0.417	0.389	0.347	0.404	0.411	0.361	0.388	

5 Nilai tertinggi Cosine Similarity teknik Doc2vec:
 Jurnal 305 dan Jurnal 318: 0.439
 Jurnal 305 dan Jurnal 301: 0.408
 Jurnal 303 dan Jurnal 318: 0.408
 Jurnal 303 dan Jurnal 314: 0.409
 Jurnal 303 dan Jurnal 315

Tabel 2 Hasil Pengukuran *Cosine Similarity* Teknik *Word2vec*

Id	J01	J02	J03	...	J07	...	J10	...	J20
J01	1.000	0.823	0.823	...	0.823	...	0.845	...	0.618
J02	0.823	1.000	0.809	...	0.840	...	0.776	...	0.728
J03	0.823	0.809	1.000	...	0.836	...	0.767	...	0.721
J04	0.645	0.662	0.622	...	0.679	...	0.627	...	0.628
...
J13	0.751	0.763	0.762	...	0.796	...	0.661	...	0.656
J14	0.885	0.892	0.849	...	0.852	...	0.863	...	0.695
J15	0.757	0.820	0.792	...	0.822	...	0.756	...	0.703
...
J18	0.548	0.659	0.602	...	0.600	...	0.593	...	0.659
J19	0.718	0.807	0.785	...	0.793	...	0.733	...	0.750
J20	0.618	0.728	0.721	...	0.729	...	0.621	...	1.000

Tabel 3 Hasil Pengukuran *Cosine Similarity* Teknik *Doc2vec*

Id	J01	J02	J03	J04	J05	...	J18	J19	J20
J01	1.000	0.417	0.468	0.359	0.432	...	0.386	0.345	0.273
J02	0.417	1.000	0.424	0.320	0.344	...	0.421	0.387	0.367
J03	0.468	0.424	1.000	0.330	0.385	...	0.353	0.437	0.380
...
J09	0.401	0.360	0.342	0.397	0.362	...	0.412	0.375	0.358
J10	0.468	0.357	0.410	0.359	0.331	...	0.423	0.354	0.311
J11	0.406	0.370	0.280	0.351	0.364	...	0.357	0.350	0.404
...
J18	0.386	0.421	0.353	0.375	0.374	...	1.000	0.443	0.415
J19	0.345	0.387	0.437	0.402	0.470	...	0.443	1.000	0.383
J20	0.273	0.367	0.380	0.370	0.367	...	0.415	0.383	1.000

Word2vec tampak lebih sensitif terhadap kesamaan semantik antara kata-kata, sementara *Doc2vec* mungkin lebih baik dalam menangkap makna dokumen secara keseluruhan.

Dalam penelitian ini, hasil perbandingan menunjukkan bahwa teknik *Word2vec* lebih efektif dalam mengukur kemiripan dokumen berdasarkan representasi kata-kata yang terkandung di dalamnya. Kemampuan *Word2vec* dalam menangkap hubungan semantik antara kata-kata memungkinkannya untuk mengidentifikasi kemiripan antara jurnal-jurnal dengan lebih akurat. Namun, penting untuk diingat bahwa hasil ini spesifik untuk dataset dan konfigurasi yang digunakan dalam penelitian ini, dan dapat bervariasi tergantung pada karakteristik dataset, pra-pemrosesan yang dilakukan, dan parameter yang digunakan dalam pelatihan model *Word2vec* dan *Doc2vec*.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis perbandingan teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* dalam mengukur kemiripan dokumen menggunakan cosine similarity pada penelitian ini, dapat disimpulkan beberapa poin penting. Kedua teknik tersebut terbukti mampu merepresentasikan teks abstrak jurnal menjadi vektor numerik, memungkinkan pengukuran kemiripan dokumen dengan *cosine similarity*. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa teknik *Word2vec* menghasilkan nilai cosine similarity yang lebih tinggi dibandingkan dengan teknik *Doc2vec* untuk pasangan jurnal yang sama. Sebagai contoh, pasangan jurnal J02 dengan J14 memiliki nilai cosine similarity 0.892 pada teknik *Word2vec*, sedangkan pada teknik *Doc2vec* nilai cosine similarity-nya adalah 0.434. Dalam lingkup penelitian ini, teknik

Word2vec terbukti lebih efektif dalam menangkap kemiripan semantik antara jurnal-jurnal dibandingkan dengan teknik *Doc2vec*.

Berdasarkan hasil penelitian ini, beberapa saran dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya. Saran utama adalah memperbanyak jumlah dan variasi jurnal yang digunakan sebagai dataset penelitian untuk memberikan gambaran yang lebih menyeluruh tentang kinerja teknik *Word2vec* dan *Doc2vec*. Selanjutnya, disarankan untuk menggali lebih dalam penggunaan teknik pra-pemrosesan teks yang lebih canggih guna meningkatkan kualitas representasi vektor dan hasil pengukuran kemiripan dokumen. Penting juga untuk membandingkan teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* dengan teknik representasi teks lainnya demi mendapatkan pemahaman yang lebih komprehensif tentang kelebihan dan kekurangan setiap teknik. Selain itu, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut mengenai pengaruh parameter-parameter dalam pelatihan model *Word2vec* dan *Doc2vec* untuk mengoptimalkan performa dan akurasi pengukuran kemiripan. Terakhir, disarankan untuk menerapkan teknik *Word2vec* dan *Doc2vec* pada kasus penggunaan yang lebih spesifik guna mengetahui efektivitas teknik-teknik tersebut dalam penerapan praktis di dunia nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- AGGARWAL, C. C. 2015. *Data Mining*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-14142-8>
- ALSHAMMARI, M., ATWELL, E., & ALSALKA, M. A. 2021. *Detecting Semantic-based Similarity between Verses of the Quran with Doc2vec*. *Procedia CIRP*, 189. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.05.104>

- AMALIA, A., SALIM SITOMPUL, O., BUDHIARTI NABABAN, E., & MANTORO, T. (2020). *A Comparison Study Of Document Clustering Using Doc2vec Versus Tfidf Combined With Lsa For Small Corpora*. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 15, 17. www.jatit.org
- BUDIMAN, A. E., & WIDJAJA, A. 2020. *Analisis Pengaruh Teks Preprocessing Terhadap Deteksi Plagiarisme Pada Dokumen Tugas Akhir*. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(3). <https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i3.2892>
- CAHYANI, D. E., & PATASIK, I. 2021. *Performance comparison of tf-idf and word2vec models for emotion text classification*. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 10(5), 2780–2788. <https://doi.org/10.11591/eei.v10i5.3157>
- CAHYONO, S. C. 2019. *Comparison of document similarity measurements in scientific writing using Jaro-Winkler Distance method and Paragraph Vector method*. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 662(5). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/662/5/052016>
- CARNEIRO, T., DA NOBREGA, R. V. M., NEPOMUCENO, T., BIAN, G. BIN, DE ALBUQUERQUE, V. H. C., & FILHO, P. P. R. 2018. *Performance Analysis of Google Colaboratory as a Tool for Accelerating Deep Learning Applications*. *IEEE Access*, 6, 61677–61685. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2874767>
- CHEN, Q., & SOKOLOVA, M. 2021. *Specialists, Scientists, and Sentiments: Word2Vec and Doc2Vec in Analysis of Scientific and Medical Texts*. *SN Computer Science*, 2(5). <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00807-1>
- FATARUBA, F. 2018. *Penerapan Metode Cosine Similarity Untuk Pengecekan Kemiripan Jawaban Ujian Siswa*.
- HACOHEN-KERNER, Y., MILLER, D., & YIGAL, Y. 2020. *The influence of preprocessing on text classification using a bag-of-words representation*. *PLoS ONE*, 15(5). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0232525>
- HASANAH, U., & MUTIARA, D. A. 2019. *Perbandingan Metode Cosine Similarity Dan Jaccard Similarity Untuk Penilaian Otomatis Jawaban Pendek*.
- HICKMAN, L., THAPA, S., TAY, L., CAO, M., & SRINIVASAN, P. 2022. *Text Preprocessing for Text Mining in Organizational Research: Review and Recommendations*. *Organizational Research Methods*, 25(1), 114–146. <https://doi.org/10.1177/1094428120971683>
- JURAFSKY, D., & MARTIN, J. H. 2023. *Speech and Language Processing An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition Third Edition draft*.
- KENTER, T., BORISOV, A., & DE RIJKE, M. 2016. *Siamese CBOW: Optimizing Word Embeddings for Sentence Representations*. <https://github.com/ryankiros/>
- LAU, J. H., & BALDWIN, T. 2016. *An Empirical Evaluation of doc2vec with Practical Insights into Document Embedding Generation*. <http://arxiv.org/abs/1607.05368>
- LE, Q. V., & MIKOLOV, T. 2014. *Distributed Representations of Sentences and Documents*. <http://arxiv.org/abs/1405.4053>
- MIKOLOV, T., CHEN, K., CORRADO, G., & DEAN, J. 2013. *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*. <http://arxiv.org/abs/1301.3781>
- NURDIN, A., ANGGO, B., AJI, S., BUSTAMIN, A., & ABIDIN, Z. 2020. *Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2vec, Glove, Dan Fasttext Pada Klasifikasi Teks*. *Jurnal TEKNOKOMPAK*, 14(2), 74.
- PARWITA, W. G. S. 2020. *A document recommendation system of stemming and stopword removal impact: A web-based application*. *Journal of Physics: Conference Series*, 1469(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1469/1/012050>
- RAHMAN, S., SEMBIRING, A., SIREGAR, D., KHAIR, H., PRAHMANA, G., PUSPADINI, R., & ZEN, M. 2023. *Python : Dasar Dan Pemrograman Berorientasi Objek*. Tahta Media Group.
- RIYANI, A., ZIDNY NAF'AN, M., & BURHANUDDIN, A. 2019. *Penerapan Cosine Similarity dan Pembobotan TF-IDF untuk Mendeteksi Kemiripan Dokumen*. In *JLK* (Vol. 2, Issue 1).
- RONG, X. 2014. *word2vec Parameter Learning Explained*. <http://arxiv.org/abs/1411.2738>
- SASTROASMORO, S. 2007. *Beberapa Catatan tentang Plagiarisme**. *Maj Kedokt Indon*, 57(8), 239–244.
- SONG, X., SALCIANU, A., SONG, Y., DOPSON, D., & ZHOU, D. 2020. *Fast WordPiece Tokenization*. <http://arxiv.org/abs/2012.15524>
- SUYANTO, A. H., DJATNA, T., & WIJAYA, S. H. 2023. *Mapping and predicting research trends in international journal publications using graph and topic modeling*. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 30(2), 1201–1213. <https://doi.org/10.11591/IJEECS.V30.I2.PP1201-1213>
- TALA, F. Z. 2003. *A Study of Stemming Effects on Information Retrieval in Bahasa Indonesia*.

WAHYUNI, R. T., PRASTIYANTO, D., &
SUPRAPTONO, D. E. 2017. *Penerapan
Algoritma Cosine Similarity dan Pembobotan*

*TF-IDF pada Sistem Klasifikasi Dokumen
Skripsi. 9(1), 18–23.*