# Repository Tugas Pencarian dan Penambangan Web



# Table of contents

Tentan	$\mathbf{g}$	$\mathbf{v}$	
Tentan	$\mathbf{g}$	$\mathbf{v}$	
Crawl	PTA Trunojoyo	vii	
Crawli	ng Data	ix	
Topic I	Modeling PTA	xi	
Instalis	sasi	xiii	
Data		xv	
0.1 0.2 0.3 0.4		xvii xix xx	i ii
$0.6 \\ 0.7$	TF-IDF		
0.8 0.9	ring Clustering TF-IDF		ii
00	ication TF-IDF		i
Crawl	Berita CNN	xli	
Crawli	ng Data	xliii	
Ringka	asan Berita	xlvii	

iv	Contents
Instalasi	xlix
Data	li
Preprocessing	liii
Ekstraksi Fitur  0.12 TF-IDF	l <b>v</b> lv
Membentuk Graph  0.13 Cosine Similarity	
Matriks Sentralitas  0.15 Closeness Centrality  0.16 Page Rank  0.17 Eigen Vector	lxvii
Evaluasi  0.18 Closeness Centrality	lxxiv

# **Tentang**

Berikut merupakan repository yang saya buat berisikan tugas pada mata kuliah Pencarian dan Penambangan Web, dalam repository ini berisikan topic modeling pada tugas akhir Universitas Trunojoyo Madura dan ringkasan berita pada yang datanya diambil pada website CNN Indonesia, tidak hanya itu terdapat juga beberapa langkah-langkah mulai dari pengambilan data (crawling) dan tahapan utama hingga selesai dari kedua pekerjaan ini yaitu topic modeling dan ringkasan dokumen.

## 0

# Crawl PTA Trunojoyo

```
!pip install requests
!pip install beautifulsoup4
import requests
from bs4 import BeautifulSoup
import pandas as pd
```

```
Requirement already satisfied: requests in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (2.31.0)
Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (
Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requests)
Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from reguirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from reguirement already satisfied: beautifulsoup4 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (4.11.2)
Requirement already satisfied: soupsieve>1.2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from beautifulsoup4 i
```

# Crawling Data

```
def ptaa():
   data = {"penulis": [], "judul": [], "pembimbing_pertama": [], "pembimbing_kedua": [], "abst
   for i in range(1, 4):
       url = "https://pta.trunojoyo.ac.id/c_search/byprod/10/{}".format(i)
       r = requests.get(url)
       request = r.content
       soup = BeautifulSoup(request, "html.parser")
       jurnals = soup.select('li[data-cat="#luxury"]')
        for jurnal in jurnals:
            response = requests.get(jurnal.select_one('a.gray.button')['href'])
            soup1 = BeautifulSoup(response.content, "html.parser")
           isi = soup1.select_one('div#content_journal')
            judul = isi.select_one('a.title').text
            penulis = isi.select_one('span:contains("Penulis")').text.split(' : ')[1]
            # penulis = penulis_span.find_next('span').text.split(' : ')
            pembimbing_pertama = isi.select_one('span:contains("Dosen Pembimbing I")').text.spl
            # pembimbing_pertama = pembimbing_pertama_span.find_next('span')
            pembimbing_kedua = isi.select_one('span:contains("Dosen Pembimbing II")').text.spli
            # pembimbing_kedua = pembimbing_kedua_span.find_next('span')
            abstrak = isi.select_one('p[align="justify"]').text
            if abstrak == '':
             abstrak = ' '.join(isi.find('p').findNext('p').stripped_strings).capitalize()
            data["penulis"].append(penulis)
            data["judul"].append(judul)
            data["pembimbing_pertama"].append(pembimbing_pertama)
```

x Crawling Data

	penulis	judul
0	A.Ubaidillah S.Kom	PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM DATABASE \
1	M. Basith Ardianto,	APLIKASI KONTROL DAN MONITORING JARINGAN KOMPU
2	Akhmad Suyandi, S.Kom	RANCANG BANGUN APLIKASI PROXY SERVER UNTUK\r\n
3	Heri Supriyanto	SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN OPTIMASI PENJADWALA
4	Septian Rahman Hakim	SISTEM AUGMENTED REALITY ANIMASI BENDA BERGERA
5	Adi Chandra Laksono	Gerak Pekerja Pada Game Real Time Strategy Men
6	NURRACHMAT	RANCANG BANGUN GAME PERAWATAN SAPI KARAPAN MEN
7	Muhammad Choirur Rozi	EKSTRAKSI FITUR BERBASIS TWO DIMENSIONAL LINEA
8	M Khoiril Anwar	IMPLEMENTASI ALGORITMA PRIM DAN DEPTH FIRST
9	MALIKUL HAMZAH	Perancangan Sistem Informasi Badan Kepegawaian
10	Norman	PEMANFAATAN TOGAF ADM UNTUK PERANCANGAN SISTEM
11	Robiatul Adawiyah, S.Kom	APLIKASI METODE FUZZY ANALYTIC NETWORK PROCESS
12	Desy Mariana S. Kom	SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN REKOMENDASI MENU DI
13	Lia Fransiska	RANCANG BANGUN APLIKASI PEMILIHAN TEKNIK REKAY
14	Erwina Safitri	DETEKSI COREPOINT SIDIK JARI MENGGUNAKAN METOD

### 0

# Topic Modeling PTA

### Instalisasi

!pip install nltk
!pip install Sastrawi
!pip install gensim

```
Requirement already satisfied: nltk in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (3.8.1)
Requirement already satisfied: click in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from nltk) (8.1.7)
Requirement already satisfied: joblib in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from nltk) (1.3.2)
Requirement already satisfied: regex>=2021.8.3 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from nltk)
Requirement already satisfied: tqdm in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from nltk) (4.66.1)
Requirement already satisfied: Sastrawi in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (1.0.1)
Requirement already satisfied: gensim in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (4.3.2)
Requirement already satisfied: numpy>=1.18.5 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from gensim
Requirement already satisfied: scipy>=1.7.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from gensim)
Requirement already satisfied: smart-open>=1.8.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from gen
   import pandas as pd
   import nltk
   import gensim
   import re
   import numpy as np
   import matplotlib.pyplot as plt
   import seaborn as sns
   from nltk.corpus import stopwords
   from gensim import corpora
   from gensim.models import LdaModel
   from gensim.models.coherencemodel import CoherenceModel
   from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
   from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
   from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer, CountVectorizer
   from sklearn.cluster import KMeans
   from sklearn.preprocessing import StandardScaler
   from sklearn.model_selection import train_test_split
   from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
   from sklearn.metrics import ConfusionMatrixDisplay, confusion_matrix, accuracy_score, precision
```

xiv Instalisasi

```
nltk.download("punkt")
nltk.download("stopwords")

[nltk_data] Downloading package punkt to /root/nltk_data...
[nltk_data] Package punkt is already up-to-date!
[nltk_data] Downloading package stopwords to /root/nltk_data...
[nltk_data] Package stopwords is already up-to-date!
True
```

### 0

### Data

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

csv_path = '/content/drive/My Drive/Study Of Informatika/Pencarian dan Penambangan Web/Tugas 1/
df = pd.read_csv(csv_path)
df
```

Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/dr

	penulis	judul
0	A.Ubaidillah S.Kom	PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM DATABASE T
1	M. Basith Ardianto,	APLIKASI KONTROL DAN MONITORING JARINGAN KOMPU
2	Akhmad Suyandi, S.Kom	RANCANG BANGUN APLIKASI PROXY SERVER UNTUK\nEN
3	Heri Supriyanto	SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN OPTIMASI PENJADWALA
4	Septian Rahman Hakim	SISTEM AUGMENTED REALITY ANIMASI BENDA BERGERA
826	Rachmad Agung Pambudi	PENERAPAN ALGORITMA LONG-SHORT TERM MEMORY UNT
827	Nadila Hidayanti	SISTEM PENCARIAN TEKS AL-QURAN TERJEMAHAN BERB
828	Afni Sakinah	KLASIFIKASI KOMPLEKSITAS VISUAL CITRA SAMPAH M
829	Friska Fatmawatiningrum	IDENTIFIKASI BINER ATRIBUT PEJALAN KAKI MENGGU
830	Dian Wibowo	DETEKSI OBJEK MANUSIA BERBASIS ONE STAGE DETEC

```
count_komputasi = (df['label-topic'] == 'komputasi').sum()
count_rpl = (df['label-topic'] == 'rpl').sum()
print('komputasi = ', count_komputasi, 'rpl = ', count_rpl)
```

komputasi = 548 rpl = 283

# Preprocessing Data

Text preprocessing merupakan tahapan dalam Natural Language Processing (NLP) yang bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan teks mentah menjadi data siap digunakan pada proses yang lebih lanjut. Text preprocessing ini menjadi sangat krusial karena membantu mengatasi berbagai masalah seperti data berantakan, tanda baca yang berlebihan, serta variasi dalam bentuk kata

```
df=df.astype(str)
  df["abstrak"] = df["abstrak"].apply(lambda x: x.lower())
   abstrak_column = df["abstrak"]
  abstrak_column
0
       sistem informasi akademik (siakad) merupaka...
1
       berjalannya koneksi jaringan komputer dengan l...
2
       web server adalah sebuah perangkat lunak serve...
3
       penjadwalan kuliah di perguruan tinggi me...
4
       seiring perkembangan teknologi yang ada diduni...
826
       investasi saham selama ini memiliki resiko ker...
       information retrieval (ir) merupakan pengambil...
827
828
       klasifikasi citra merupakan proses pengelompok...
       identifikasi atribut pejalan kaki merupakan sa...
829
       topik deteksi objek telah menarik perhatian ya...
830
Name: abstrak, Length: 831, dtype: object
```

#### 0.1 Tokenisasi

Tokenizing adalah proses yang mengubah teks berkelanjutan menjadi unitunit yang lebih kecil dan disebut dengan token. Token ini biasanya adalah kata, frasa, atau tanda baca yang memisahkan kata-kata dalam teks, dengan ini akan memudahkan untuk melakukan analisis terhadap teks dan akan membantu menyaring kata-kata yang tidak diinginkan pada pemrosesan teks lebih lanjut

```
def process_tokenize(text):
       text = text.split()
       return text
   tokenize_abstrak = abstrak_column.apply(process_tokenize)
   tokenize_abstrak
   # token = pd.DataFrame(df, columns = tokenize_abstrak)
0
       [sistem, informasi, akademik, (siakad), merupa...
1
       [berjalannya, koneksi, jaringan, komputer, den...
2
       [web, server, adalah, sebuah, perangkat, lunak...
       [penjadwalan, kuliah, di, perguruan, tinggi, m...
3
       [seiring, perkembangan, teknologi, yang, ada, ...
4
826
       [investasi, saham, selama, ini, memiliki, resi...
827
       [information, retrieval, (ir), merupakan, peng...
828
       [klasifikasi, citra, merupakan, proses, pengel...
829
       [identifikasi, atribut, pejalan, kaki, merupak...
830
       [topik, deteksi, objek, telah, menarik, perhat...
Name: abstrak, Length: 831, dtype: object
```

#### 0.2 Process Punctuation

Proses punctuation ini digunakan untuk mengahapus karakter yang tidak digunakan pada teks, seperti tanda baca dan angka. Beberapa karakter ini harus dihilangkan karena karakter tersebut tidak akan mempengaruhi hasil pada saat melakukan klasifikasi topic

```
def process_punctuation(tokens):
    cleaned_tokens = [re.sub(r'[.,()&=%:-]', '', token) for token in tokens]
    cleaned_tokens = [re.sub(r'\d+', '', token) for token in cleaned_tokens]
    return cleaned_tokens

punctuation_abstrak = tokenize_abstrak.apply(process_punctuation)

# data = pd.DataFrame(df, columns=['punctuation_abstrak'])
```

0.3 Stopword xix

```
# data
   punctuation_abstrak
0
       [sistem, informasi, akademik, siakad, merupaka...
1
       [berjalannya, koneksi, jaringan, komputer, den...
2
       [web, server, adalah, sebuah, perangkat, lunak...
3
       [penjadwalan, kuliah, di, perguruan, tinggi, m...
       [seiring, perkembangan, teknologi, yang, ada, ...
4
826
       [investasi, saham, selama, ini, memiliki, resi...
827
       [information, retrieval, ir, merupakan, pengam...
828
       [klasifikasi, citra, merupakan, proses, pengel...
829
       [identifikasi, atribut, pejalan, kaki, merupak...
830
       [topik, deteksi, objek, telah, menarik, perhat...
Name: abstrak, Length: 831, dtype: object
```

#### 0.3 Stopword

Remove Stopword adalah tahap yang melibatkan penghapusan kata-kata umum yang dianggap tidak memberikan nilai signifikan dalam analisis teks. Kata-kata semacam ini disebut stop words karena mereka sering muncul dalam teks bahasa alami tanpa memberikan informasi penting tentang isi atau makna teks. Contoh kata-kata umum ini termasuk "dan", "atau", "di", "dari", "yang"," itu", dan sebagainya. Penghapusan stop words bertujuan untuk mengurangi ukuran teks, mempercepat pemrosesan, dan meningkatkan relevansi informasi yang diambil dari teks, sehingga hanya kata kunci yang membentuk topik yang akan diekstraksi.

```
def process_stopword_token(tokens):
    stop_words = set(stopwords.words("indonesian"))
    custom_stop_words = ['masingmasing','tiaptiap','satusatunya', 'intinya', 'seiring']
    stop_words.update(custom_stop_words)
    filtered_tokens = [token for token in tokens if token.lower() not in stop_words]
    return " ".join(filtered_tokens)

stopword_abstrak = punctuation_abstrak.apply(process_stopword_token)
    stopword_abstrak

sistem informasi akademik siakad sistem inform...
berjalannya koneksi jaringan komputer lancar g...
web server perangkat lunak server berfungsi me...
```

```
penjadwalan kuliah perguruan kompleks permasal...

perkembangan teknologi didunia muncul teknolog...

...

investasi saham memiliki resiko kerugian perge...

information retrieval ir pengambilan informasi...

klasifikasi citra proses pengelompokan piksel ...

identifikasi atribut pejalan kaki salah peneli...

topik deteksi objek menarik perhatian perkemba...

Name: abstrak, Length: 831, dtype: object
```

#### 0.4 Steeming

Stemming merupakan proses untuk mengurangi kata-kata ke bentuk dasarnya atau akar kata. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi kata-kata yang memiliki akar yang sama, meskipun mereka mungkin memiliki akhiran atau imbuhan yang berbeda

```
def process_stemming(text):
       factory = StemmerFactory()
       stemmer = factory.create_stemmer()
       return stemmer.stem(text)
   steeming_abstrak = stopword_abstrak.apply(process_stemming)
   steeming_abstrak
0
       sistem informasi akademik siakad sistem inform...
       jalan koneksi jaring komputer lancar ganggu ha...
1
2
       web server perangkat lunak server fungsi terim...
3
       jadwal kuliah guru kompleks masalah variabel t...
4
       kembang teknologi dunia muncul teknologi augme...
       investasi saham milik resiko rugi gera harga s...
826
       information retrieval ir ambil informasi simpa...
827
828
       klasifikasi citra proses kelompok piksel citra...
829
       identifikasi atribut pejal kaki salah teliti k...
       topik deteksi objek tarik perhati kembang tekn...
Name: abstrak, Length: 831, dtype: object
  df['stopword-abstrak'] = stopword_abstrak
  df['steeming-abstrak'] = steeming_abstrak
  df.to_csv('/content/drive/My Drive/Study Of Informatika/Pencarian dan Penambangan Web/Tugas 1/d
```

# Feature Extraction

Feature extraction ini digunakan untuk mengubah keseluruhan teks dalam dokumen menjadi angka numerik dengan menggunakan algoritma TF-IDF dan LDA Topic

csv\_preprocessing = '/content/drive/My Drive/Study Of Informatika/Pencarian dan Penambangan Web
data = pd.read\_csv(csv\_preprocessing)
data

	penulis	judul
0	A.Ubaidillah S.Kom	PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM DATABASE T
1	M. Basith Ardianto,	APLIKASI KONTROL DAN MONITORING JARINGAN KOMPU
2	Akhmad Suyandi, S.Kom	RANCANG BANGUN APLIKASI PROXY SERVER UNTUK\nEN
3	Heri Supriyanto	SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN OPTIMASI PENJADWALA
4	Septian Rahman Hakim	SISTEM AUGMENTED REALITY ANIMASI BENDA BERGERA
826	Rachmad Agung Pambudi	PENERAPAN ALGORITMA LONG-SHORT TERM MEMORY UNT
827	Nadila Hidayanti	SISTEM PENCARIAN TEKS AL-QURAN TERJEMAHAN BERB
828	Afni Sakinah	KLASIFIKASI KOMPLEKSITAS VISUAL CITRA SAMPAH M
829	Friska Fatmawatiningrum	IDENTIFIKASI BINER ATRIBUT PEJALAN KAKI MENGGU
830	Dian Wibowo	DETEKSI OBJEK MANUSIA BERBASIS ONE STAGE DETEC

```
get_steeming_abstrak = df["steeming-abstrak"]
get_stopword_abstrak = df["stopword-abstrak"]
```

Feature Extraction

xxii

#### 0.5 Local Weighting

```
countvectorizer = CountVectorizer(analyzer= 'word')
term_matrix = countvectorizer.fit_transform(get_steeming_abstrak)
count_tokens = countvectorizer.get_feature_names_out()
df_countvect = pd.DataFrame(data = term_matrix.toarray(),columns = count_tokens)
print('Term Frequency\n')
df_countvect

# Transpose DataFrame
# df_countvect_transposed = df_countvect.T

# Print transposed DataFrame
# print('Term Frequency Transposed\n')
# df_countvect_transposed
```

#### Term Frequency

	aalysis	aam	ab	abad	abadi	abai	abdi	ability	abjad	absah	 zara	zat	zcz	zf	zona
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
826	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
827	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
828	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
829	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
830	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0

```
countvectorizer = CountVectorizer(analyzer='word')

log_matrix = countvectorizer.fit_transform(get_steeming_abstrak)
count_tokens = countvectorizer.get_feature_names_out()

count_log_matrix = np.log1p(log_matrix)

df_log_countvect = pd.DataFrame(data=count_log_matrix.toarray(), columns=count_tokens)
```

```
0.5\ Local\ Weighting
```

xxiii

```
print('Log Frequency\n')
df_log_countvect
```

#### Log Frequency

| aalysis | aam   | ab  | abad   | abadi   | abai  | abdi  | ability   
  | abjad  
   | absah   
  |  | zara  
  | zat  | zcz   
  | zf   | ZO  |
|---------|---|---|--|---|---|---
--
--|--
--
--
--
--	--
0.0	0.0
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
|         |   |   |  |   |   |   | •••   
  |  
   |   
  |  |   
  |  |   
  |  |   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
| 0.0     | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 0.0   
  | 0.0  
   | 0.0   
  |  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   
  | 0.0  | 0.0   |
|         | 0.0<br>0.0<br>0.0<br>0.0<br>0.0<br><br>0.0<br>0.0 | 0.0 0.0<br>0.0 0.0<br>0.0 0.0<br>0.0 0.0<br>0.0 0.0<br><br>0.0 0.0<br>0.0 0.0<br>0.0 0.0<br>0.0 0.0 | 0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0            0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0       0.0     0.0     0.0 | 0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0                 0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0 | 0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0 | 0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0                   0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0           0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0 | 0.0         0.0 <td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0        
0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0</td></td></td></td></td></td></td></td> | 0.0         0.0 <td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0     
   0.0         0.0<td>0.0         0.0</td></td></td></td></td></td></td> | 0.0         0.0 <td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0  
      0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0         0.0</td></td></td></td></td></td> | 0.0         0.0 <td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0</td></td></td></td></td> | 0.0         0.0 <td>0.0         0.0<td>0.0         0.0        
0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0</td></td></td></td> | 0.0         0.0 <td>0.0         0.0<td>0.0         0.0<td>0.0         0.0</td></td></td> | 0.0         0.0 <td>0.0         0.0<td>0.0         0.0         0.0        
0.0         0.0</td></td> | 0.0         0.0 <td>0.0         0.0</td> | 0.0         0.0 |

```
countvectorizer = CountVectorizer(analyzer='word', binary=True)
binary_matrix = countvectorizer.fit_transform(get_steeming_abstrak)
df_binary = pd.DataFrame(binary_matrix.toarray(), columns=countvectorizer.get_feature_names_out
print('Binary\n')
df_binary
```

#### Binary

	aalysis	aam	ab	abad	abadi	abai	abdi	ability	abjad	absah	 zara	zat	zcz	zf	zona
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
826	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
827	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
828	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
829	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0
830	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	 0	0	0	0	0

xxiv Feature Extraction

#### 0.6 TF-IDF

TF-IDF adalah teknik yang digunakan untuk mengukur pentingnya kata-kata dalam suatu dokumen dalam konteks korpus dokumen yang lebih besar. Ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi kata-kata kunci atau fitur penting dalam analisis teks dan Natural Language Processing

```
tfidfvectorizer = TfidfVectorizer(analyzer='word')
tfidf = tfidfvectorizer.fit_transform(get_steeming_abstrak)
tfidf_tokens = tfidfvectorizer.get_feature_names_out()
tfidf_df = pd.DataFrame(data = tfidf.toarray(), columns = tfidf_tokens)
tfidf_label = pd.concat([tfidf_df, data['label-topic']], axis=1)
tfidf_label
```

	aalysis	aam	ab	abad	abadi	abai	abdi	ability	abjad	absah	 zat	ZCZ	zf	zona	ZO
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
		•••		•••	•••	•••		•••	•••		 			•••	
826	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
827	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
828	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
829	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.
830	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	 0.0	0.0	0.0	0.0	0.

#### 0.7 LDA Topic

0.7 LDA Topic xxv

```
random_state=100,
                                              passes=10,
                                              per_word_topics=True)
  print(lda_model.print_topics())
  doc_lda = lda_model[corpus]
[(0, '0.021*"citra" + 0.016*"metode" + 0.013*"hasil" + 0.013*"penelitian" + 0.011*"proses" + 0.010*"ga
  topic_proportions_list = []
  for index, doc in enumerate(corpus):
         topic_prop = lda_model.get_document_topics(doc)
        proportions = {f'Topic {i+1}': 0.0 for i in range(num_topics)}
        for topic in topic_prop:
            proportions[f'Topic {topic[0] + 1}'] = topic[1]
        topic_proportions_list.append(proportions)
  topic_proportions = pd.DataFrame(topic_proportions_list)
  topic_proportions_df = pd.DataFrame(topic_proportions_list)
  topic_proportions_df.insert(0, 'judul', df['judul'])
  topic_proportions_df.insert(4, 'label-topic', df['label-topic'])
  topic_proportions_df
```

	judul	Topic 1	Topic 2	Topi
0	PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM DATABASE T	0.000000	0.831309	0.163
1	APLIKASI KONTROL DAN MONITORING JARINGAN KOMPU	0.000000	0.000000	0.993
2	RANCANG BANGUN APLIKASI PROXY SERVER UNTUK\nEN	0.542891	0.000000	0.453
3	SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN OPTIMASI PENJADWALA	0.000000	0.000000	0.988
4	SISTEM AUGMENTED REALITY ANIMASI BENDA BERGERA	0.000000	0.000000	0.989
826	PENERAPAN ALGORITMA LONG-SHORT TERM MEMORY UNT	0.239679	0.000000	0.757
827	SISTEM PENCARIAN TEKS AL-QURAN TERJEMAHAN BERB	0.568052	0.000000	0.427
828	KLASIFIKASI KOMPLEKSITAS VISUAL CITRA SAMPAH M	0.995387	0.000000	0.000
829	IDENTIFIKASI BINER ATRIBUT PEJALAN KAKI MENGGU	0.994435	0.000000	0.000
830	DETEKSI OBJEK MANUSIA BERBASIS ONE STAGE DETEC	0.991774	0.000000	0.000

# Clustering

Untuk melakukan clustering akan menggunakan hasil fitur yang didapatkan pada ekstraksi kalimat di tahapan sebelumnya dengan menggunakan TF-IDF dan LDA Topic. Kedua algoritma tersebut memiliki cara kerja yang berbeda maka dengan melakukukan perbandingan nilai skor yang dihasilkan pada saat clustering dokumen maka nanti dapat diambil kesimpulan dari hasil ektraksi fitur yang terbaik ketika menggunakan kedua algoritma tersebut.

```
def kmeans_clustering(data):
    scaler = StandardScaler()
    scaled_data = scaler.fit_transform(data)
    num_clusters = 3
    kmeans = KMeans(n_clusters=num_clusters, random_state=42)
    clusters = kmeans.fit_predict(scaled_data)
    return clusters
```

#### 0.8 Clustering TF-IDF

```
tfidf_clusters = kmeans_clustering(tfidf_df.values)
silhouette_tfidf = silhouette_score(tfidf_df.values, tfidf_clusters)

tfidf_clusters_df = pd.DataFrame({'cluster':tfidf_clusters})
tfidf_clusters_df.insert(0, 'judul', data['judul'])
tfidf_clusters_df.insert(2, 'label-topic', data['label-topic'])

tfidf_clusters_df
```

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/cluster/\_kmeans.py:870: FutureWarning: The default warnings.warn(

xxviii Clustering

	judul	cluster	label-topic
0	PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM DATABASE T	1	rpl
1	APLIKASI KONTROL DAN MONITORING JARINGAN KOMPU	1	$\operatorname{rpl}$
2	RANCANG BANGUN APLIKASI PROXY SERVER UNTUK\nEN	1	$\operatorname{rpl}$
3	SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN OPTIMASI PENJADWALA	1	komputasi
4	SISTEM AUGMENTED REALITY ANIMASI BENDA BERGERA	1	komputasi
		•••	
826	PENERAPAN ALGORITMA LONG-SHORT TERM MEMORY UNT	1	komputasi
827	SISTEM PENCARIAN TEKS AL-QURAN TERJEMAHAN BERB	1	komputasi
828	KLASIFIKASI KOMPLEKSITAS VISUAL CITRA SAMPAH M	0	komputasi
829	IDENTIFIKASI BINER ATRIBUT PEJALAN KAKI MENGGU	1	komputasi
830	DETEKSI OBJEK MANUSIA BERBASIS ONE STAGE DETEC	1	komputasi

```
print('Silhouette TF-IDF', silhouette_tfidf)
```

Silhouette TF-IDF -0.005708632045599099

#### 0.9 Clustering LDA Topic

```
topic_proportions_clusters = kmeans_clustering(topic_proportions.values)
silhouette_topic_proportions = silhouette_score(topic_proportions.values, topic_proportions_clu

topic_proportions_df = pd.DataFrame({'cluster':topic_proportions_clusters})
topic_proportions_df.insert(0, 'judul', data['judul'])
topic_proportions_df.insert(2, 'label-topic', data['label-topic'])

topic_proportions_df
```

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/cluster/\_kmeans.py:870: FutureWarning: The default warnings.warn(

	judul	cluster	label-topic
0	PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM DATABASE T	2	rpl
1	APLIKASI KONTROL DAN MONITORING JARINGAN KOMPU	0	$\operatorname{rpl}$
2	RANCANG BANGUN APLIKASI PROXY SERVER UNTUK\nEN	1	$\operatorname{rpl}$
3	SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN OPTIMASI PENJADWALA	0	komputasi
4	SISTEM AUGMENTED REALITY ANIMASI BENDA BERGERA	0	komputasi
		•••	
826	PENERAPAN ALGORITMA LONG-SHORT TERM MEMORY UNT	0	komputasi

### 0.9 Clustering LDA Topic

#### xxix

	judul	cluster	label-topic
827	SISTEM PENCARIAN TEKS AL-QURAN TERJEMAHAN BERB	1	komputasi
828	KLASIFIKASI KOMPLEKSITAS VISUAL CITRA SAMPAH M	1	komputasi
829	IDENTIFIKASI BINER ATRIBUT PEJALAN KAKI MENGGU	1	komputasi
830	DETEKSI OBJEK MANUSIA BERBASIS ONE STAGE DETEC	1	komputasi

print('Silhouette LDA', silhouette\_topic\_proportions)

Silhouette LDA 0.7976753714213479

### Classification

Sama halnya pada clustering, proses klasifikasi kali ini akan membandingkan antara kedua algoritma ektraksi fitur yaitu TF-IDF dan LDA Topic sehingga nanti akan dihasilkan perbandingan antara akurasi terbaik ketika menggunakan LDA atau TF-IDF

#### 0.10 TF-IDF

```
X = tfidf_df
y = data['label-topic']
y = y.replace({'komputasi': 1, 'rpl': 0})
def train_knn_classifier(k):
    # train model knn
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
    knn_classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
    knn_classifier.fit(X_train, y_train)
    y_pred = knn_classifier.predict(X_test)
    # confusion matrix
    cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
    disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm)
    plt.figure(figsize=(4, 3))
    sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues')
    plt.xlabel('Predicted')
    plt.ylabel('Actual')
    plt.title(f'Confusion Matrix for k = {k}')
```

xxxii Classification

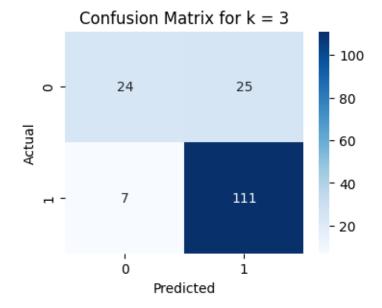
```
plt.show()

accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
precision = precision_score(y_test, y_pred)
recall = recall_score(y_test, y_pred)

f1 = f1_score(y_test, y_pred)

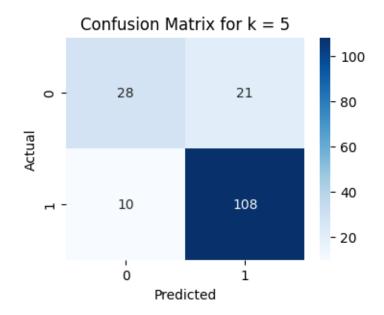
print(
    '\nHasil Evaluasi Nilai K adalah',k,
    '\nAccuracy = ', accuracy,
    '\nPrecision = ', precision,
    '\nRecall = ', recall,
    '\nF1 Score = ', f1
)
```

train\_knn\_classifier(3)



Hasil Evaluasi Nilai K adalah 3 Accuracy = 0.8083832335329342 Precision = 0.8161764705882353 Recall = 0.940677966101695 F1 Score = 0.8740157480314961 0.10 TF-IDF xxxiii

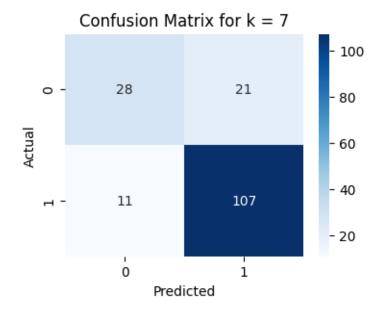
train\_knn\_classifier(5)



Hasil Evaluasi Nilai K adalah 5 Accuracy = 0.8143712574850299 Precision = 0.8372093023255814 Recall = 0.9152542372881356 F1 Score = 0.8744939271255062

train\_knn\_classifier(7)

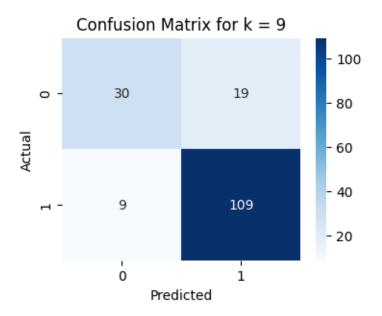
xxxiv Classification



Hasil Evaluasi Nilai K adalah 7 Accuracy = 0.8083832335329342 Precision = 0.8359375 Recall = 0.9067796610169492 F1 Score = 0.8699186991869919

train\_knn\_classifier(9)

0.11 LDA Topic xxxv



Hasil Evaluasi Nilai K adalah 9 Accuracy = 0.8323353293413174 Precision = 0.8515625 Recall = 0.923728813559322 F1 Score = 0.8861788617886179

### 0.11 LDA Topic

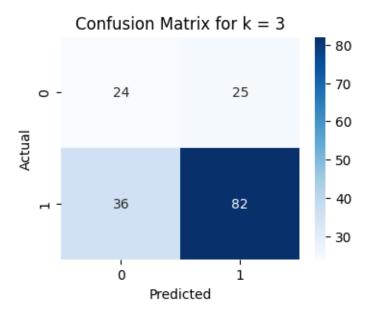
```
X = topic_proportions
y = data['label-topic']
y = y.replace({'komputasi': 1, 'rpl': 0})

def train_knn_lda_classifier(k):
    # train model knn
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
    knn_classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
    knn_classifier.fit(X_train, y_train)
```

xxxvi Classification

```
y_pred = knn_classifier.predict(X_test)
    # confusion matrix
    cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
    disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm)
    plt.figure(figsize=(4, 3))
    sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues')
    plt.xlabel('Predicted')
    plt.ylabel('Actual')
    plt.title(f'Confusion Matrix for k = {k}')
    plt.show()
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
    precision = precision_score(y_test, y_pred)
    recall = recall_score(y_test, y_pred)
    f1 = f1_score(y_test, y_pred)
    print(
      '\nHasil Evaluasi Nilai K adalah',k,
      '\nAccuracy =', accuracy,
      '\nPrecision =', precision,
      '\nRecall =', recall,
      '\nF1 Score =', f1
    )
train_knn_lda_classifier(3)
```

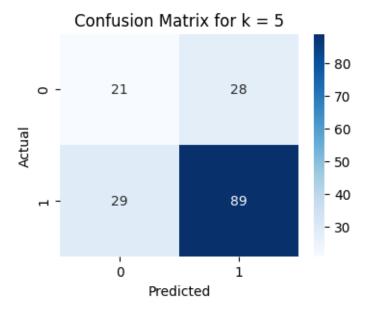
0.11 LDA Topic xxxvii



Hasil Evaluasi Nilai K adalah 3 Accuracy = 0.6347305389221557 Precision = 0.7663551401869159 Recall = 0.6949152542372882 F1 Score = 0.728888888888888

train\_knn\_lda\_classifier(5)

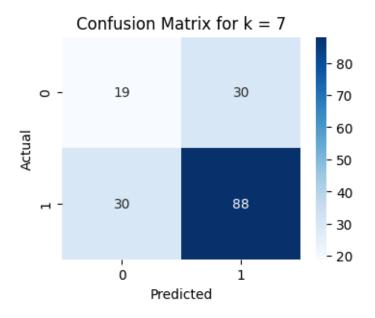
xxxviii Classification



Hasil Evaluasi Nilai K adalah 5 Accuracy = 0.6586826347305389 Precision = 0.7606837606837606 Recall = 0.7542372881355932 F1 Score = 0.7574468085106383

train\_knn\_lda\_classifier(7)

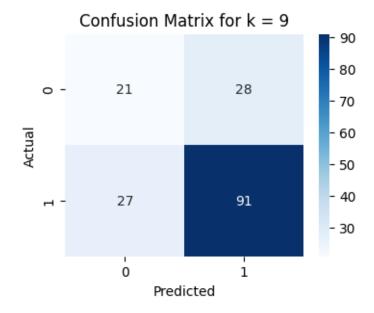
0.11 LDA Topic xxxix



Hasil Evaluasi Nilai K adalah 7 Accuracy = 0.6407185628742516 Precision = 0.7457627118644068 Recall = 0.7457627118644068 F1 Score = 0.7457627118644068

train\_knn\_lda\_classifier(9)

xl Classification



Hasil Evaluasi Nilai K adalah 9 Accuracy = 0.6706586826347305 Precision = 0.7647058823529411 Recall = 0.7711864406779662 F1 Score = 0.7679324894514766

### Crawl Berita CNN

```
!pip install requests
!pip install beautifulsoup4
!pip install tqdm
```

```
Requirement already satisfied: requests in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (2.31.0)
Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (
Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requests)
Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from reguirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from reguirement already satisfied: beautifulsoup4 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (4.11.2)
Requirement already satisfied: soupsieve>1.2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from beautifulsoup4 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (4.66.1)
```

```
import requests
from bs4 import BeautifulSoup
import pandas as pd
from tqdm.auto import tqdm
```

## Crawling Data

Teknik crawling data adalah proses pengumpulan informasi dari berbagai sumber di internet secara otomatis. Crawling data dilakukan oleh program yang disebut "web crawler". Web crawler pada proses ini menggunakan beautifulsoup untuk melakukan ekstraksi halaman konten tersebut agar dapat mengambil isi-isi konten pada berita di website CNN Indonesia. Terdapat juga libraly request yang digunakan untuk meminta respon pada situs yang akan dilakukan crawling data.

```
from os import replace
def cnnnews(page):
    data = {'judul': [], 'berita': []}
    for i in tqdm(range(1, page+1)):
      url = f"https://www.cnnindonesia.com/nasional/indeks/3/{i}"
      r = requests.get(url)
      request = r.content
      soup = BeautifulSoup(request, 'html.parser')
      soup = soup.find('div', {'class': 'flex flex-col gap-5'})
      news = soup.findAll('article', {'class': 'flex-grow'})
      # news = soup.findAll('a', {'aria-label': 'link description'})
      for new in tqdm(news):
        a_element = new.find('a', {'aria-label': 'link description'})['href']
        detail_request = requests.get(a_element)
        detail_soup = BeautifulSoup(detail_request.content, 'html.parser')
        judul = detail_soup.find('h1', {'class': 'leading-9'})
        berita = detail_soup.find('div', {'class': 'detail-text'})
        if judul and berita:
          judul = judul.text
          berita = berita.text
          noise = detail_soup.find('strong').text
          berita = berita.replace("ADVERTISEMENT", "").replace("SCROLL TO CONTINUE WITH CONTENT
```

Crawling Data

```
berita = ' '.join(berita.split())
           data["judul"].append(judul)
           data["berita"].append(berita)
     df = pd.DataFrame(data)
     df.to csv("berita-cnn.csv", index=False)
     return df
 cnnnews (5)
0%|
              | 0/5 [00:00<?, ?it/s]
0%|
               0/10 [00:00<?, ?it/s]
             | 0/10 [00:00<?, ?it/s]
0%|
              | 0/10 [00:00<?, ?it/s]
0%|
0%|
               0/10 [00:00<?, ?it/s]
0%|
             | 0/10 [00:00<?, ?it/s]
```

xliv

judul berita

- 0 Dirjen Kemendagri Safrizal ZA Jadi Pj Gubernu...
- 1 Ganjar Temui Gus Mus di Rembang, Bahas Polemi...
- 2 Nomor Urut Capres-Cawapres Diundi KPU Besok
- 3 Utut Adianto Pimpin Panja Netralitas TNI di P...
- 4 Istri Cak Nur Curhat ke Gus Mus: Nepotisme Di...
- Eks Stafsus SBY Velix Wanggai Jadi Pj Gubernu...
- 6 KPU Resmi Tetapkan Prabowo, Ganjar, Anies seb...
- 7 Eks Kadis PUPR Papua Didakwa Terima Suap & Gr...
- 8 Fatia Maulidiyanti Dituntut 3,5 Tahun Penjara...
- 9 KPK Panggil Keponakan SYL Istri Kapolrestabes...
- 10 Haris Azhar Dituntut 4 Tahun Penjara Kasus Lo...
- 11 KPK Dalami Dugaan Kartu Anggota Kasino SYL
- 12 Pelecehan Anggota BEM UNY Hoaks, Polisi Tangk...
- 13 Dinkes DKI: Kasus Cacar Monyet di Jakarta Cap...
- Pemkab Ungkap Susun 6 Dimensi pada Perencanaa... 14
- Sri Mulyani Sebut Petugas Kesehatan Merupakan...
- Klaten Ambil Bagian pada Evaluasi Tahap II Sm... 16
- Puncak Peringatan HKN Ke-59, Bupati Klaten Ap... 17
- 18 Nakes Klaten Diminta Jadi Pelopor Budaya Hidu...
- 19 FOTO: Suhartoyo Resmi Jadi Ketua MK Gantikan ...
- 20 Fit and Proper Test Panglima TNI Singgung Isu...
- Kapolda Metro Sebut Tersangka Kasus Pemerasan...

Menteri Dalam Negeri (Mendagri) Tito Karn Bakal capres PDIP Ganjar Pranowo menguni Komisi Pemilihan Umum (KPU) RI bakal me Komisi I DPR sudah menyepakati pembentul Sejumlah tokoh bangsa yang mengatasnamak Presiden Joko Widodo menunjuk mantan Sta Komisi Pemilihan Umum (KPU) resmi menet Kepala Dinas Pekerjaan Umum dan Perumah Aktivitis Hak Asasi Manusia (HAM) Fatia M Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) mema Aktivitis Hak Asasi Manusia (HAM) Haris A Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) tenga Polisi memastikan dugaan kasus pelecehan m Dinas Kesehatan (Dinkes) DKI Jakarta mela Kabupaten Klaten menyatakan memiliki enar Pemerintah Kabupaten Klaten menggelar Up Kabupaten Klaten turut ambil bagian sebaga Bupati Klaten, Jawa Tengah, Sri Mulyani, m Bupati Klaten, Sri Mulyani, meminta tenaga Hakim konstitusi Suhartoyo resmi dilantik se Calon Panglima TNI Jenderal Agus Subiyant Kapolda Metro Jaya Irjen Karyoto menyebut

	judul	berita
22	Irjen Karyoto soal Firli: Kita Lihat Saja Bes	Kapolda Metro Jaya Irjen Karyoto angkat su
23	Suhartoyo Janji Segera Bentuk MKMK Permanen	Ketua Mahkamah Konstitusi (MK) Suhartoy
24	Mahfud Singgung Menteri Jokowi Ditangkap Koru	Menko Polhukam Mahfud MD menyinggung
25	Mahfud Respons Dugaan Saling Sandera KPK-Pold	Menko Polhukam Mahfud MD angkat suara s
26	Agus Subiyanto di DPR: Jika Ingin Damai, Bers	Kepala Staf Angkatan Darat (KSAD) sekalig
27	OTT KPK di Sorong Terkait Pengondisian Temuan	Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) meng
28	KPK Total Tangkap 5 Orang Terkait OTT di Sorong	Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) total
29	Anwar Usman Absen di Pelantikan Ketua MK, Izi	Hakim Konstitusi Anwar Usman tidak hadir
30	KPK Total Tangkap 5 Orang Terkait OTT di Sorong	Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) total
31	Anwar Usman Absen di Pelantikan Ketua MK, Izi	Hakim Konstitusi Anwar Usman tidak hadir
32	Komisi I DPR Sepakati Agus Subiyanto Jadi Pan	Komisi I DPR secara resmi menyepakati KSA
33	Jelang Penetapan Capres-Cawapres, Jalan Depan	Jalan Imam Bonjol depan kantor Komisi Pen
34	Massa Atribut Serba Hitam Demo di KPU Jelang	Demonstrasi terjadi di depan kantor Komisi I
35	PAN Solid Dukung Prabowo-Gibran dan Menang Pi	Wakil Bendahara Umum Partai Amanat Nas
36	LHKPN Ketua MK Suhartoyo, Punya Harta Rp14,7	Ketua Mahkamah Konstitusi (MK) terpilih p
37	Fit & Proper Test, Agus Janji Ingatkan Prajur	Calon Panglima TNI Jenderal Agus Subiyant
38	Yasonna soal Wamenkumham Jadi Tersangka: Sila	Menteri Hukum dan Hak Asasi Manusia (Men
39	Ketua MK Suhartoyo Menangis Saat Pidato Soal	Hakim Mahkamah Konstitusi (MK) Suhartoy
40	Bahlil Heran Gibran Dipersoalkan: Banyak Ment	Ketua Dewan Pembina Relawan Pengusaha N
41	Gibran: Laporkan Saja ke Bawaslu Jika Ada Kec	Wali Kota Solo sekaligus bakal cawapres Gib
42	Bupati Dhito: Batik Kediri Siap Masuk Kancah	Bupati Kediri Hanindhito Himawan Pramana
43	Sempat Macet Parah, Jalan Mampang Prapatan Ar	Kemacetan sempat terjadi di Jalan Mampang
44	Pejabat Sorong dan Pegawai BPK Terjaring OTT	Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) melak
45	Fit and Proper Test Calon Panglima TNI, Jende	Kepala Staf Angkatan Darat (KSAD) sekalig
46	VIDEO: Momen Suhartoyo Resmi Dilantik Jadi Ke	Mahkamah Konstitusi resmi melantik Suharte
47	Wali Kota Semarang Ingin Masyarakat Tak Berga	Festival pangan pendamping beras bertajuk I
48	Panglima TNI-Kapolri ke Rumah Agus Subiyanto	Panglima TNI Laksamana Yudo Margono da
49	Suhartoyo Resmi Jadi Ketua MK Gantikan Anwar	Hakim konstitusi Suhartoyo resmi dilantik sel

### 0

# Ringkasan Berita

### 0

### Instalasi

```
!pip install rouge
Requirement already satisfied: rouge in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (1.0.1)
Requirement already satisfied: six in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from rouge) (1.16.0)
   import pandas as pd
   import nltk
   import networkx as nx
   import matplotlib.pyplot as plt
   import re
   from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
   from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity
   from nltk.corpus import stopwords
   from rouge import Rouge
  nltk.download('punkt')
  nltk.download("stopwords")
[nltk_data] Downloading package punkt to /root/nltk_data...
[nltk_data]
              Package punkt is already up-to-date!
[nltk_data] Downloading package stopwords to /root/nltk_data...
[nltk_data] Package stopwords is already up-to-date!
True
```

#### Data

Data yang digunakan menggunakan hasil crawling data pada website CNN Indonesia dalam kategori berita nasional.

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

csv_path = '/content/drive/My Drive/Task/Pencarian dan Penambangan Web/Tugas 2/data/berita-cnn.
df = pd.read_csv(csv_path)
df
```

Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/dr

	judul
0	Dirjen Kemendagri Safrizal ZA Jadi Pj Gubernu
1	Ganjar Temui Gus Mus di Rembang, Bahas Polemi
2	Nomor Urut Capres-Cawapres Diundi KPU Besok
3	Utut Adianto Pimpin Panja Netralitas TNI di P
4	Istri Cak Nur Curhat ke Gus Mus: Nepotisme Di
5	Eks Stafsus SBY Velix Wanggai Jadi Pj Gubernu
6	KPU Resmi Tetapkan Prabowo, Ganjar, Anies seb
7	Eks Kadis PUPR Papua Didakwa Terima Suap & Gr
8	Fatia Maulidiyanti Dituntut 3,5 Tahun Penjara
9	KPK Panggil Keponakan SYL Istri Kapolrestabes
10	Haris Azhar Dituntut 4 Tahun Penjara Kasus Lo
11	KPK Dalami Dugaan Kartu Anggota Kasino SYL
12	Pelecehan Anggota BEM UNY Hoaks, Polisi Tangk
13	Dinkes DKI: Kasus Cacar Monyet di Jakarta Cap
14	Pemkab Ungkap Susun 6 Dimensi pada Perencanaa
15	Sri Mulyani Sebut Petugas Kesehatan Merupakan
16	Klaten Ambil Bagian pada Evaluasi Tahap II Sm
17	Puncak Peringatan HKN Ke-59, Bupati Klaten Ap
18	Nakes Klaten Diminta Jadi Pelopor Budaya Hidu
19	FOTO: Suhartoyo Resmi Jadi Ketua MK Gantikan
20	Fit and Proper Test Panglima TNI Singgung Isu
21	Kapolda Metro Sebut Tersangka Kasus Pemerasan

berita Menteri Dalam Negeri (Mendagri) Tito Karn Bakal capres PDIP Ganjar Pranowo menguni Komisi Pemilihan Umum (KPU) RI bakal me Komisi I DPR sudah menyepakati pembentul Sejumlah tokoh bangsa yang mengatasnamak Presiden Joko Widodo menunjuk mantan Sta Komisi Pemilihan Umum (KPU) resmi menet Kepala Dinas Pekerjaan Umum dan Perumah Aktivitis Hak Asasi Manusia (HAM) Fatia M Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) mema Aktivitis Hak Asasi Manusia (HAM) Haris A Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) tenga Polisi memastikan dugaan kasus pelecehan m Dinas Kesehatan (Dinkes) DKI Jakarta mela Kabupaten Klaten menyatakan memiliki enar Pemerintah Kabupaten Klaten menggelar Up Kabupaten Klaten turut ambil bagian sebaga Bupati Klaten, Jawa Tengah, Sri Mulyani, m Bupati Klaten, Sri Mulyani, meminta tenaga Hakim konstitusi Suhartoyo resmi dilantik se Calon Panglima TNI Jenderal Agus Subiyant Kapolda Metro Jaya Irjen Karyoto menyebut lii Data

	judul	berita
22	Irjen Karyoto soal Firli: Kita Lihat Saja Bes	Kapolda Metro Jaya Irjen Karyoto angkat su
23	Suhartoyo Janji Segera Bentuk MKMK Permanen	Ketua Mahkamah Konstitusi (MK) Suhartoy
24	Mahfud Singgung Menteri Jokowi Ditangkap Koru	Menko Polhukam Mahfud MD menyinggung
25	Mahfud Respons Dugaan Saling Sandera KPK-Pold	Menko Polhukam Mahfud MD angkat suara
26	Agus Subiyanto di DPR: Jika Ingin Damai, Bers	Kepala Staf Angkatan Darat (KSAD) sekalig
27	OTT KPK di Sorong Terkait Pengondisian Temuan	Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) meng
28	KPK Total Tangkap 5 Orang Terkait OTT di Sorong	Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) total
29	Anwar Usman Absen di Pelantikan Ketua MK, Izi	Hakim Konstitusi Anwar Usman tidak hadir
30	KPK Total Tangkap 5 Orang Terkait OTT di Sorong	Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) total
31	Anwar Usman Absen di Pelantikan Ketua MK, Izi	Hakim Konstitusi Anwar Usman tidak hadir
32	Komisi I DPR Sepakati Agus Subiyanto Jadi Pan	Komisi I DPR secara resmi menyepakati KSA
33	Jelang Penetapan Capres-Cawapres, Jalan Depan	Jalan Imam Bonjol depan kantor Komisi Pen
34	Massa Atribut Serba Hitam Demo di KPU Jelang	Demonstrasi terjadi di depan kantor Komisi
35	PAN Solid Dukung Prabowo-Gibran dan Menang Pi	Wakil Bendahara Umum Partai Amanat Nas
36	LHKPN Ketua MK Suhartoyo, Punya Harta Rp14,7	Ketua Mahkamah Konstitusi (MK) terpilih p
37	Fit & Proper Test, Agus Janji Ingatkan Prajur	Calon Panglima TNI Jenderal Agus Subiyant
38	Yasonna soal Wamenkumham Jadi Tersangka: Sila	Menteri Hukum dan Hak Asasi Manusia (Me
39	Ketua MK Suhartoyo Menangis Saat Pidato Soal	Hakim Mahkamah Konstitusi (MK) Suharto
40	Bahlil Heran Gibran Dipersoalkan: Banyak Ment	Ketua Dewan Pembina Relawan Pengusaha I
41	Gibran: Laporkan Saja ke Bawaslu Jika Ada Kec	Wali Kota Solo sekaligus bakal cawapres Gib
42	Bupati Dhito: Batik Kediri Siap Masuk Kancah	Bupati Kediri Hanindhito Himawan Pramana
43	Sempat Macet Parah, Jalan Mampang Prapatan Ar	Kemacetan sempat terjadi di Jalan Mampan
44	Pejabat Sorong dan Pegawai BPK Terjaring OTT	Komisi Pemberantasan Korupsi (KPK) melal
45	Fit and Proper Test Calon Panglima TNI, Jende	Kepala Staf Angkatan Darat (KSAD) sekalig
46	VIDEO: Momen Suhartoyo Resmi Dilantik Jadi Ke	Mahkamah Konstitusi resmi melantik Suhart
47	Wali Kota Semarang Ingin Masyarakat Tak Berga	Festival pangan pendamping beras bertajuk
48	Panglima TNI-Kapolri ke Rumah Agus Subiyanto	Panglima TNI Laksamana Yudo Margono da
49	Suhartoyo Resmi Jadi Ketua MK Gantikan Anwar	Hakim konstitusi Suhartoyo resmi dilantik se

Untuk meringkas suatu dokumen, maka kita hanya memerlukan satu sampel berita yang akan digunakan dengan menggunakan berita pertama

```
berita = df['berita'].iloc[0]
```

## Preprocessing

Pada analisis ringkasan dokumen kali ini akan menggunakan 2 metode pengujian, pengujian pertama akan dilakukan langkah ringkasan berita tanpa menggunakan preprocessing dan tahapan pengujian kedua berita yang diringkas akan menggunakan tahapan preprocessing. Tahapan preprocessing ini antara lain yaitu menghapus angka, simbol dan stopword pada berita.

```
def preprocessing(text):
    text = re.sub(r'\d+', '', text)
    text = re.sub(r'[^\w\s.]', '', text)
    text = text.lower()

stop_words = set(stopwords.words('indonesian'))
words = text.split()
filtered_words = [word for word in words if word.lower() not in stop_words]

preprocessing_text = ' '.join(filtered_words)

return preprocessing_text
kalimat_preprocessing = preprocessing(berita)
```

### Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur pada tahapan ini menggunakan TF-IDF untuk membentuk vektor pada setiap kalimatnya, sedangkan fitur yang akan digunakan pada vektor TF-IDF ini meliputi term pada keseluruhan dokumen.

kalimat = nltk.sent\_tokenize(berita) #memecah dokumen berdasarkan kalimatnya tanpa preprocessin

kalimat\_preprocessing = nltk.sent\_tokenize(kalimat\_preprocessing) #memecah dokumen berdasarkan

#### 0.12**TF-IDF**

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah vektor yang digunakan untuk mengevaluasi pentingnya kata-kata dalam sebuah dokumen. Nilai frekuensi kemunculan kata dalam setiap dokumen ini menunjukkan seberapa penting kata tersebut dalam dokumen. Berikut merupakan rumus untuk menghitung TF-IDF:

$$W_{d,t} = t f_{t,d} \cdot i d f_{t,d}$$

 Keterangan =  $W_{d,t}$  = Nilai Term Frequency untuk term (t) dalam dokumen (d).  $tf_{t,d}$  = Frekuensi kemunculan term (t) dalam dokumen (d).  $idf_{t,d}$  = Inverse Document Frequency Nilai kebalikan frekuensi dokumen term (t) dalam dokumen (d). Pada dasarnya TF-IDF adalah gabungan dari Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF) sehingga sebelum kita membentuk nilai TFIDF, maka kita harus menghitung kedua nilai tersebut. Term Frequency (TF) merupakan perhitungan yang digunakan untuk menentukan seberapa sering kata-kata muncul dalam sebuah dokumen.  $tf = \frac{tf}{max(tf)}$ 

$$tf = \frac{cf}{max(tf)}$$

Keterangan = tf = banyaknya kata yang dicari dalam dokumen max(tf) = jumlah kemunculan term terbanyak pada dokumen yang sama

Sedangkan Inverse Document Frequency (IDF) menilai kata-kata yang sering

lvi  $Ekstraksi\ Fitur$ 

muncul sebagai kurang signifikan karena kemunculannya dalam banyak dokumen. Semakin rendah nilai IDF, maka kata tersebut akan dianggap kurang berarti dan sebaliknya, semakin tinggi nilai IDF maka kata tersebut akan dianggap lebih relevan atau penting dalam dokumen tersebut.  $idf_t = \frac{dalam}{max(df_t)}$ 

$$idf_t = \frac{2}{max(df_t)}$$

Keterangan = D = total dokumen df(t) = jumlah dokumen yang mengandung term (t)

#### TF-IDF Tanpa Preprocessing

```
tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()
tfidf = tfidf_vectorizer.fit_transform(kalimat)
terms = tfidf_vectorizer.get_feature_names_out()
tfidf = pd.DataFrame(data=tfidf.toarray(), columns=terms)
tfidf
```

	11	13	19	2024	adalah	${\it administrasi}$	adwil	akan	awasi	Ì
0	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
1	0.269719	0.269719	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
2	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
3	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.162701	0.000000	0.000000	0.207738	0.000000	(
4	0.255375	0.255375	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
5	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
6	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
7	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
8	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
9	0.000000	0.000000	0.000000	0.312276	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
10	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
11	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
12	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.194693	0.248586	0.248586	0.000000	0.248586	(
13	0.000000	0.000000	0.279549	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
14	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.279706	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
15	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(
16	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	(

#### TF-IDF Menggunakan Preprocessing

```
tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()
tfidf_preprocessing = tfidf_vectorizer.fit_transform(kalimat_preprocessing)
```

0.12 TF-IDF lvii

```
terms = tfidf_vectorizer.get_feature_names_out()
tfidf_preprocessing = pd.DataFrame(data=tfidf_preprocessing.toarray(), columns=terms)
tfidf_preprocessing
```

$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$										
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		administrasi	adwil	awasi	bangka	bapakbapak	belitung	berharap	berjalan	berperar
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	0	0.000000	0.000000	0.000000	0.294052	0.0000	0.294052	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	1	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	2	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	3	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.308065	0.000000	0.000000
$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	4	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.380838	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	5	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	6	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	7	0.000000	0.000000	0.000000	0.260917	0.0000	0.260917	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	8	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	9	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	10	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	11	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.2477	0.000000	0.216287	0.000000	0.000000
14       0.000000       0.000000       0.000000       0.000000       0.00000       0.0000	12	0.261989	0.261989	0.261989	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
15 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000	13	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.358922
	14	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
16 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000	15	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
	16	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

### Membentuk Graph

Dalam meringkas dokumen ini diperlukan untuk membentuk graph sebagai gambaran antara kedekatan pada masing-masing kalimat, sehingga dalam ringkasan dokumen yang dihasilkan akan memunculkan kalimat-kalimat penting dan memiliki kedekatan di setiap dokumennya.

#### 0.13 Cosine Similarity

Cosine similarity digunakan untuk mengukur seberapa mirip dua vektor dalam ruang berdimensi banyak. Hasil dari cosine similarity ini akan menentukan apakah vektor tersebut menuju ke arah yang sama. Semakin kecil sudut antara dua vektor, maka semakin mirip satu sama lain sedangkan begitu juga sebaliknya, semakin besar nilai cosine similarity maka vektor tersebut dianggap jauh kemiripannya. Dalam ringkasan dokumen ini penting untuk menghitung nilai cosine similarity untuk mengetahui hubungan kesamaan antara kalimat satu dengan kalimat lainnya. Vektor yang digunakan untuk menghitung nilai cosine simmilarity ini adalah hasil dari TF-IDF pada langkah sebelumnya. Berikut merupakan rumus yang digunakan untuk menghitung nilai cosine simmilarity.

 $simmilarity(A,B) = \frac{A \cdot B}{|A||B|}$ 

Keterangan = A.B = Vector dot product dari A dan B dihitung dengan  $\sum_{i=1}^n x_k y_k \; |\mathbf{A}| = \text{Panjang vektor A dihitung dengan} \; \sum_{i=1}^n x_k^2 \; |\mathbf{B}| = \text{Panjang vektor A dihitung dengan} \; \sum_{i=1}^n y_k^2$ 

Cosine Similarity Tanpa Preprocessing

```
cosine = cosine_similarity(tfidf, tfidf)
similarity = pd.DataFrame(cosine, columns=range(len(kalimat)), index=range(len(kalimat)))
similarity
```

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	1.000000	0.000000	0.183156	0.031750	0.077184	0.106877	0.000000	0.234579	0.000000	0.034
1	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.206638	0.000000	0.041888	0.035372	0.048745	0.000
2	0.183156	0.000000	1.000000	0.000000	0.034132	0.112296	0.060918	0.276659	0.200600	0.096
3	0.031750	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.058014	0.000
4	0.077184	0.206638	0.034132	0.000000	1.000000	0.032889	0.000000	0.000000	0.000000	0.033
5	0.106877	0.000000	0.112296	0.000000	0.032889	1.000000	0.000000	0.187934	0.000000	0.083
6	0.000000	0.041888	0.060918	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.036043	0.049670	0.060
7	0.234579	0.035372	0.276659	0.000000	0.000000	0.187934	0.036043	1.000000	0.210924	0.000
8	0.000000	0.048745	0.200600	0.058014	0.000000	0.000000	0.049670	0.210924	1.000000	0.000
9	0.034685	0.000000	0.096883	0.000000	0.033780	0.083440	0.060291	0.000000	0.000000	1.000
10	0.116650	0.000000	0.032666	0.029594	0.041664	0.083680	0.000000	0.027517	0.000000	0.000
11	0.067043	0.000000	0.041731	0.075541	0.059209	0.101223	0.171626	0.017577	0.099860	0.091
12	0.077952	0.058545	0.033793	0.031677	0.000000	0.032563	0.000000	0.068995	0.000000	0.000
13	0.042725	0.000000	0.000000	0.044278	0.041611	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000
14	0.000000	0.047528	0.057351	0.045509	0.000000	0.000000	0.048430	0.089207	0.222667	0.000
15	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.061096	0.042397	0.000000	0.055524	0.000000	0.043
16	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000

#### Cosine Similarity Menggunakan Preprocessing

```
cosine\_preprocessing = cosine\_similarity(tfidf\_preprocessing,\ tfidf\_preprocessing)
```

similarity\_preprocessing = pd.DataFrame(cosine\_preprocessing, columns=range(len(kalimat)), inde
similarity\_preprocessing

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	1.000000	0.000000	0.152651	0.060469	0.047436	0.131893	0.000000	0.295745	0.000000	0.043
1	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.105852	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000
2	0.152651	0.000000	1.000000	0.000000	0.054547	0.151663	0.000000	0.381721	0.316919	0.050
3	0.060469	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.126832	0.000
4	0.047436	0.105852	0.054547	0.000000	1.000000	0.047130	0.000000	0.000000	0.000000	0.049
5	0.131893	0.000000	0.151663	0.000000	0.047130	1.000000	0.000000	0.156279	0.000000	0.043
6	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000
7	0.295745	0.000000	0.381721	0.000000	0.000000	0.156279	0.000000	1.000000	0.244551	0.000
8	0.000000	0.000000	0.316919	0.126832	0.000000	0.000000	0.000000	0.244551	1.000000	0.000
9	0.043678	0.000000	0.050225	0.000000	0.049395	0.043396	0.000000	0.000000	0.000000	1.000
10	0.112841	0.000000	0.054610	0.068464	0.000000	0.047184	0.000000	0.042140	0.000000	0.000
11	0.104161	0.000000	0.070955	0.111109	0.034891	0.061307	0.097365	0.027376	0.000000	0.098
12	0.092131	0.072819	0.043710	0.000000	0.000000	0.037766	0.000000	0.081749	0.000000	0.000
13	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000
14	0.000000	0.000000	0.087843	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.067784	0.106957	0.000

0.14 Graph lxi

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
15	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.083649	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000
16	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000

#### 0.14 Graph

Hasil dari nilai  $cosine\ simmilarity$  ini akan dapat digunakan untuk membentuk graph dengan menggunakan modul nx.graph. Graph ini akan menggambarkan ilustrasi dari kedekatan setiap kalimatnya dalam berita tersebut. Dalam proses penggambaran graph tersebut diperlukan ambang batas (treshold) yang digunakan untuk memberikan batasan agar keseluruhan kalimatnya tidak dihubungkan menggunakan garis (edge). Nilai ambang batas (treshold) yang digunakan adalah 0.1

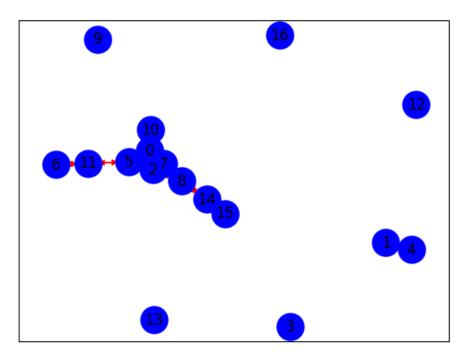
Graph Tanpa Preprocessing

```
G = nx.DiGraph()
for i in range(len(cosine)):
    G.add_node(i)

for i in range(len(cosine)):
    for j in range(len(cosine)):
        similarity = cosine[i][j]
        if similarity > 0.1 and i != j:
            G.add_edge(i, j)

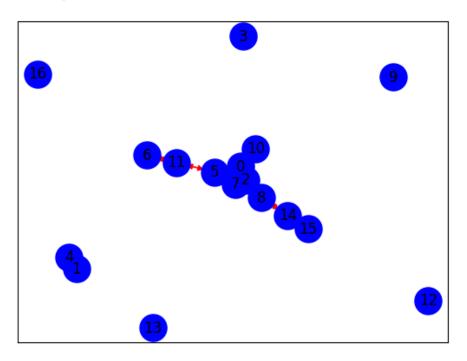
pos = nx.spring_layout(G)
nx.draw_networkx_nodes(G, pos, node_size=500, node_color='b')
nx.draw_networkx_edges(G, pos, edge_color='red', arrows=True)
nx.draw_networkx_labels(G, pos)

plt.show()
```



#### Graph Menggunakan Preprocessing

0.14 Graph lxiii



## Matriks Sentralitas

Matriks Sentralitas adalah matriks yang digunakan untuk merepresentasikan ukuran sentralitas dari setiap node dalam jaringan. Sentralitas adalah konsep dalam analisis jaringan yang mencoba mengukur sejauh mana suatu node berada di pusat jaringan atau sejauh mana suatu node penting dalam graph. Beberapa matriks ini akan digunakan untuk membangun ringkasan dokumen yang dibuat oleh sistem, matriks ini didapatkan dari bentuk graph yang telah terbentuk pada langkah sebelumnya.

#### 0.15 Closeness Centrality

Closeness similarity adalah ukuran sejauh mana nilai kedekatan antara pasangan node dalam suatu jaringan serupa. Dengan ini kita dapat mengukur kesamaan struktural antara node-node dalam graf berdasarkan nilai kedekatan mereka. Closeness similarity dirumuskan sebagai berikut.

$$CC(i) = \frac{N-1}{\sum_j d(i,j)}$$

Keterangan = N = nomor dari masing-masing node d(i, j) = d adalah panjang jalur terpendek antara node i dan j dalam jaringan

Closeness Centrality Tanpa Preprocessing

Node 2: 0.3164 Node 7: 0.3164

```
closeness= nx.closeness_centrality(G)

sorted_closeness = sorted(closeness.items(), key=lambda x: x[1], reverse=True)
print("Closeness Centrality:")
for node, closeness in sorted_closeness:
    print(f"Node {node}: {closeness:.4f}")
Closeness Centrality:
```

Node 5: 0.2978

```
Node 0: 0.2812
Node 8: 0.2664
Node 11: 0.2201
Node 14: 0.2025
Node 10: 0.1947
Node 6: 0.1633
Node 15: 0.1534
Node 1: 0.0625
Node 4: 0.0625
Node 3: 0.0000
Node 9: 0.0000
Node 12: 0.0000
Node 13: 0.0000
Node 16: 0.0000
   ringkasan_closeness = ""
   print("Tiga Node Tertinggi Closeness Centrality:")
  for node, closeness in sorted_closeness[:3]:
       top_sentence = kalimat[node]
       ringkasan_closeness += top_sentence + " "
       print(f"Node {node}: Closeness Centrality = {closeness:.4f}")
       print(f"Kalimat: {top_sentence}\n")
Tiga Node Tertinggi Closeness Centrality:
Node 2: Closeness Centrality = 0.3164
Kalimat: Pada saat bersamaan, Tito juga melantik Velix Vernando Wanggai sebagai Pj Gubernur Papua Pegur
Node 7: Closeness Centrality = 0.3164
Kalimat: Eks Stafsus SBY Velix Wanggai Jadi Pj Gubernur Papua Pegunungan Dia meminta Safrizal menangani
Node 5: Closeness Centrality = 0.2978
Kalimat: Tito meminta dua pj gubernur menangani kemiskinan ekstrem, inflasi, stunting, infrastruktur,
Closeness Centrality Menggunakan Preprocessing
   closeness_preprocessing = nx.closeness_centrality(G_preprocessing)
  sorted_closeness_preprocessing = sorted(closeness_preprocessing.items(), key=lambda x: x[1], re
  print("Closeness Centrality:")
   for node, closeness in sorted_closeness_preprocessing:
       print(f"Node {node}: {closeness:.4f}")
```

Closeness Centrality: Node 2: 0.3375

```
0.16 Page Rank
                                                                    lxvii
Node 7: 0.3375
Node 8: 0.3375
Node 0: 0.3164
Node 3: 0.2664
Node 5: 0.2664
Node 11: 0.2664
Node 14: 0.2411
Node 10: 0.2109
Node 15: 0.1746
Node 1: 0.0625
Node 4: 0.0625
Node 6: 0.0000
Node 9: 0.0000
Node 12: 0.0000
Node 13: 0.0000
Node 16: 0.0000
   ringkasan_closeness_preprocessing = ""
  print("Tiga Node Tertinggi Closeness Centrality Menggunakan Preprocessing:")
   for node, closeness_preprocessing in sorted_closeness_preprocessing[:3]:
       top_sentence = kalimat[node]
       ringkasan_closeness_preprocessing += top_sentence + " "
       print(f"Node {node}: Closeness Centrality = {closeness_preprocessing:.4f}")
       print(f"Kalimat: {top_sentence}\n")
Tiga Node Tertinggi Closeness Centrality Menggunakan Preprocessing:
Node 2: Closeness Centrality = 0.3375
Kalimat: Pada saat bersamaan, Tito juga melantik Velix Vernando Wanggai sebagai Pj Gubernur Papua Pegur
Node 7: Closeness Centrality = 0.3375
Kalimat: Eks Stafsus SBY Velix Wanggai Jadi Pj Gubernur Papua Pegunungan Dia meminta Safrizal menangani
Node 8: Closeness Centrality = 0.3375
Kalimat: Sementara untuk Velix, tugas keamanan di Papua Pegunungan menjadi prioritas.
```

#### 0.16 Page Rank

Dalam konteks ini, dokumen dianggap sebagai "halaman" yang terhubung oleh hubungan yang merefleksikan keterkaitan atau relevansinya. Dengan menerapkan konsep PageRank, dokumen yang dianggap lebih "penting" atau relevan dapat diberikan skor lebih tinggi. Penggunaan faktor damping, serupa dengan dalam algoritma PageRank, dapat membantu mengontrol sejauh mana

pengaruh satu dokumen terhadap yang lain. Dengan memberikan skor pada dokumen berdasarkan hubungan mereka dalam jaringan informasi, kita dapat menghasilkan ringkasan yang mencerminkan tingkat relevansi dan pentingnya masing-masing dokumen dalam konteks keseluruhan.

masing-masing dokumen dalam konteks keseluruhan.  $S(V_i) = (1-d) + d* \sum \frac{1}{Out(V_j)} S(V_j)$ 

Keterangan = d = faktor redaman, jika tidak ada sambungan keluar in(Vi) = tautan masuk dari i, yang merupakan satu set  $\operatorname{out}(Vj)$  = tautan keluar dari j, yang merupakan satu set  $\operatorname{|out}(Vj)$ | = jumlah tautan keluar

Page Rank Tanpa Preprocessing

```
pagerank = nx.pagerank(G)
   sorted_pagerank= sorted(pagerank.items(), key=lambda x: x[1], reverse=True)
  print("Page Rank :")
   for node, pagerank in sorted_pagerank:
       print(f"Node {node}: {pagerank:.4f}")
Page Rank:
Node 5: 0.1103
Node 0: 0.1102
Node 2: 0.1061
Node 7: 0.1061
Node 8: 0.0879
Node 1: 0.0784
Node 4: 0.0784
Node 14: 0.0731
Node 11: 0.0708
Node 15: 0.0428
Node 6: 0.0418
Node 10: 0.0352
Node 3: 0.0118
Node 9: 0.0118
Node 12: 0.0118
Node 13: 0.0118
Node 16: 0.0118
   ringkasan_pagerank = ""
   print("Tiga Node Tertinggi Page Rank :")
   for node, pagerank in sorted_pagerank[:3]:
       top_sentence = kalimat[node]
       ringkasan_pagerank += top_sentence + " "
```

0.16 Page Rank lxix

```
print(f"Node {node}: Page Rank = {pagerank:.4f}")
       print(f"Kalimat: {top_sentence}\n")
Tiga Node Tertinggi Page Rank:
Node 5: Page Rank = 0.1103
Kalimat: Tito meminta dua pj gubernur menangani kemiskinan ekstrem, inflasi, stunting, infrastruktur,
Node 0: Page Rank = 0.1102
Kalimat: Menteri Dalam Negeri (Mendagri) Tito Karnavian menunjuk Safrizal ZA sebagai Penjabat (Pj) Gube
Node 2: Page Rank = 0.1061
Kalimat: Pada saat bersamaan, Tito juga melantik Velix Vernando Wanggai sebagai Pj Gubernur Papua Pegur
Page Rank Menggunakan Preprocessing
   pagerank_preprocessing = nx.pagerank(G_preprocessing)
   sorted_pagerank_preprocessing= sorted(pagerank_preprocessing.items(), key=lambda x: x[1], rever
   print("Page Rank :")
   for node, pagerank_preprocessing in sorted_pagerank_preprocessing:
       print(f"Node {node}: {pagerank_preprocessing:.4f}")
Page Rank:
Node 0: 0.1303
Node 8: 0.1102
Node 2: 0.1003
Node 7: 0.1003
Node 1: 0.0784
Node 4: 0.0784
Node 5: 0.0766
Node 14: 0.0707
Node 3: 0.0605
Node 11: 0.0596
Node 15: 0.0418
Node 10: 0.0339
Node 6: 0.0118
Node 9: 0.0118
Node 12: 0.0118
Node 13: 0.0118
Node 16: 0.0118
   ringkasan_pagerank_preprocessing = ""
   print("Tiga Node Tertinggi Page Rank Menggunakan Preprocessing:")
   for node, pagerank_preprocessing in sorted_pagerank_preprocessing[:3]:
```

```
print(f"Node {node}: Page Rank = {pagerank_preprocessing:.4f}")
print(f"Kalimat: {top_sentence}\n")

Tiga Node Tertinggi Page Rank Menggunakan Preprocessing:
Node 0: Page Rank = 0.1303

Kalimat: Menteri Dalam Negeri (Mendagri) Tito Karnavian menunjuk Safrizal ZA sebagai Penjabat (Pj) Guba
Node 8: Page Rank = 0.1102

Kalimat: Sementara untuk Velix, tugas keamanan di Papua Pegunungan menjadi prioritas.

Node 2: Page Rank = 0.1003
```

Kalimat: Pada saat bersamaan, Tito juga melantik Velix Vernando Wanggai sebagai Pj Gubernur Papua Pegur

#### 0.17 Eigen Vector

top\_sentence = kalimat[node]

Dalam ringkasan dokumen, eigenvector tidak digunakan secara langsung untuk menghitung ringkasan. Namun, Anda dapat memanfaatkan konsep pengukuran penting dari eigenvector untuk memberikan bobot atau skor pada elemen-elemen dalam dokumen yang mungkin memiliki kepentingan lebih besar dalam rangka membuat ringkasan. Perhitungan eigenvector yang didapatkan dari matriks korelasi untuk menentukan bobot relatif setiap dokumen atau kata. Berikut merupakan rumus untuk menghitung nilai eigenvector.  $\det(\lambda.I-A)$ 

ringkasan\_pagerank\_preprocessing += top\_sentence + " "

Keterangan =  $\det(\ )$  = Merupakan fungsi determinan, yang menghasilkan nilai determinan dari suatu matriks. = Merupakan simbol yang mewakili eigenvalue yang sedang dicari. I = Merupakan matriks identitas yang sesuai dengan dimensi matriks. A = Merupakan matriks yang eigenvalues-nya ingin dicari.

Eigen Vector Tanpa Preprocessing

```
eigenvector = nx.eigenvector_centrality(G)

sorted_eigenvector= sorted(eigenvector.items(), key=lambda x: x[1], reverse=True)
print("Eigen Vector :")
for node, eigenvector in sorted_eigenvector:
    print(f"Node {node}: {eigenvector:.4f}")
```

Eigen Vector :

```
0.17 Eigen Vector
                                                                    lxxi
Node 2: 0.4823
Node 7: 0.4823
Node 5: 0.4453
Node 0: 0.4426
Node 8: 0.3053
Node 11: 0.1398
Node 10: 0.1274
Node 14: 0.0958
Node 6: 0.0402
Node 15: 0.0276
Node 1: 0.0000
Node 4: 0.0000
Node 3: 0.0000
Node 9: 0.0000
Node 12: 0.0000
Node 13: 0.0000
Node 16: 0.0000
   ringkasan_eigenvector = ""
   print("Tiga Node Tertinggi Eigen Vector:")
   for node, eigenvector in sorted_eigenvector[:3]:
       top_sentence = kalimat[node]
       ringkasan_eigenvector += top_sentence + " "
       print(f"Node {node}: Page Rank = {eigenvector:.4f}")
       print(f"Kalimat: {top_sentence}\n")
Tiga Node Tertinggi Eigen Vector:
Node 2: Page Rank = 0.4823
Kalimat: Pada saat bersamaan, Tito juga melantik Velix Vernando Wanggai sebagai Pj Gubernur Papua Pegur
Node 7: Page Rank = 0.4823
Kalimat: Eks Stafsus SBY Velix Wanggai Jadi Pj Gubernur Papua Pegunungan Dia meminta Safrizal menangani
Node 5: Page Rank = 0.4453
Kalimat: Tito meminta dua pj gubernur menangani kemiskinan ekstrem, inflasi, stunting, infrastruktur,
   eigenvector_preprocessing = nx.eigenvector_centrality(G_preprocessing)
```

 $sorted_eigenvector_preprocessing = sorted(eigenvector_preprocessing.items(), key=lambda x: x[1],$ 

for node, eigenvector\_preprocessing in sorted\_eigenvector\_preprocessing:

print(f"Node {node}: {eigenvector\_preprocessing:.4f}")

#### Eigen Vector:

print("Eigen Vector :")

```
lxxii
```

Node 2: 0.4692

```
Node 7: 0.4692
Node 0: 0.4619
Node 5: 0.3956
Node 8: 0.3344
Node 11: 0.1708
Node 3: 0.1427
Node 10: 0.1305
Node 14: 0.1027
Node 15: 0.0290
Node 1: 0.0000
Node 4: 0.0000
Node 6: 0.0000
Node 9: 0.0000
Node 12: 0.0000
Node 13: 0.0000
Node 16: 0.0000
   ringkasan_eigenvector_preprocessing = ""
  print("Tiga Node Tertinggi Eigen Vector Menggunakan Preprocessing:")
   for node, eigenvector_preprocessing in sorted_eigenvector_preprocessing[:3]:
       top_sentence = kalimat[node]
       ringkasan_eigenvector_preprocessing += top_sentence + " "
       print(f"Node {node}: Page Rank = {eigenvector_preprocessing:.4f}")
       print(f"Kalimat: {top_sentence}\n")
Tiga Node Tertinggi Eigen Vector Menggunakan Preprocessing:
Node 2: Page Rank = 0.4692
```

Kalimat: Pada saat bersamaan, Tito juga melantik Velix Vernando Wanggai sebagai Pj Gubernur Papua Pegur

Node 7: Page Rank = 0.4692

Kalimat: Eks Stafsus SBY Velix Wanggai Jadi Pj Gubernur Papua Pegunungan Dia meminta Safrizal menangani

Node 0: Page Rank = 0.4619

Kalimat: Menteri Dalam Negeri (Mendagri) Tito Karnavian menunjuk Safrizal ZA sebagai Penjabat (Pj) Gube

### Evaluasi

ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation) adalah sekelompok metrik evaluasi otomatis yang umum digunakan untuk mengukur kualitas ringkasan teks. ROUGE memiliki beberapa varian, dan di antaranya, ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L merupakan metrik yang sering digunakan untuk mengukur sejauh mana kedekatan ringkasan sistem dengan ringkasan referensi.

```
#referensi ringkasan yang dibuat secara manual
referensi = ['Menteri Dalam Negeri Tito Karnavian melantik Safrizal ZA sebagai Penjabat Gubernu

print(referensi)

['Menteri Dalam Negeri Tito Karnavian melantik Safrizal ZA sebagai Penjabat Gubernur Bangka Belitung da

def rouge(referensi, hasil_ringkasan):
    rouge = Rouge()
    scores = rouge.get_scores(hasil_ringkasan, referensi)
    print (scores)
```

#### 0.18 Closeness Centrality

lxxiv Evaluasi

Berikut adalah hasil simpulan berdasarkan evaluasi ROUGE pada *Closeness Centrality*:

Berdasarkan evaluasi ROUGE closeness centrality, ditemukan bahwa tanpa menggunakan preprocessing, sistem ringkasan cenderung mencapai hasil yang lebih baik. Secara khusus, pada metrik ROUGE-1, sistem tanpa preprocessing memiliki recall sekitar 0.33, precision sekitar 0.56, dan F1-Score sekitar 0.42. Sebaliknya, ketika menggunakan preprocessing, nilai recall turun menjadi sekitar 0.23, precision sekitar 0.43, dan F1-Score sekitar 0.30.

#### 0.19 Page Rank

```
rouge(referensi[0], ringkasan_pagerank)

[{'rouge-1': {'r': 0.4090909090909091, 'p': 0.675, 'f': 0.5094339575649698}, 'rouge-2': {'r': 0.24324

rouge(referensi[0], ringkasan_pagerank_preprocessing)
```

[{'rouge-1': {'r': 0.30303030303030304, 'p': 0.5714285714285714, 'f': 0.39603959943142836}, 'rouge-2

Berdasarkan hasil evaluasi ROUGE pada Page Rank untuk ringkasan dengan dan tanpa preprocessing menggunakan metode Page Rank, dapat disimpulkan bahwa tanpa preprocessing sistem mampu mencapai hasil yang lebih baik dalam sebagian besar metrik evaluasi. Pada metrik ROUGE-1, sistem tanpa preprocessing memiliki nilai recall sekitar 0.41, precision sekitar 0.675, dan F1-Score sekitar 0.51. Sementara itu, dengan preprocessing, nilai recall turun menjadi sekitar 0.30, precision sekitar 0.571, dan F1-Score sekitar 0.40

#### 0.20 Eigen Vector

Berdasarkan hasil evaluasi ROUGE untuk ringkasan dengan dan tanpa preprocessing menggunakan metode eigenvector centrality, dapat ditarik beberapa kesimpulan. Tanpa preprocessing, sistem cenderung mencapai hasil yang sedikit lebih baik pada sebagian besar metrik evaluasi. Pada metrik ROUGE-1, sistem tanpa preprocessing memiliki nilai recall sekitar 0.33, precision sekitar 0.56, dan F1-Score sekitar 0.42. Sementara itu, dengan preprocessing, nilai recall dan F1-Score tetap stabil, sedangkan precision mengalami penurunan menjadi sekitar 0.54.