```
pip install PyPDF2
     Requirement already satisfied: PyPDF2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (3.0.1)
import PyPDF2
file nath = 'MALTN KUNDANG.ndf'
# Buka file PDF dalam mode binary ('rb')
with open(file_path, 'rb') as pdf_file:
    pdf_reader = PyPDF2.PdfReader(pdf_file)
    # Inisialisasi variabel untuk menyimpan teks dari PDF
    # Loop melalui setiap halaman dan ekstrak teks
    for page_num in range(len(pdf_reader.pages)):
        page = pdf_reader.pages[page_num]
        text += page.extract_text()
# Tampilkan teks dari PDF
print(text)
     diadu dengan ayam Raden Putra dengan satu syarat, jika ayam Cindelaras kalah maka ia
     bersedia kepalanya dipancung, tetapi jika ayamnya menan g maka setengah kekayaan
     Raden Putra menjadi milik Cindelaras.
     Dua ekor ayam itu bertarung dengan gagah berani. Tetapi da lam waktu singkat, ayam
     Cindelaras berhasil menaklukkan ayam sang Raja. Para pen onton bersorak sorai mengelu-
     elukan Cindelaras dan ayamnya. "Baiklah aku mengaku kal ah. Aku akan menepati janjiku.
     Tapi, siapakah kau sebenarnya, anak muda?" Tanya Baginda Ra den Putra. Cindelaras
     segera membungkuk seperti membisikkan sesuatu pada ayamnya. Tidak berapa lama
     ayamnya segera berbunyi. "Kukuruyuk... Tuanku Cindelaras, ruma hnya di tengah rimba, atapnya daun kelapa, ayahnya Raden Putra...," ayam ja ntan itu berkokok berulang-ulang.
     Raden Putra terperanjat mendengar kokok ayam Cindelaras. "Benarkah itu?" Tanya
     baginda keheranan. "Benar Baginda, nama hamba Cindelaras, ibu hamba adalah permaisuri
     Baginda.'
     Bersamaan dengan itu, sang patih segera menghadap dan m enceritakan semua peristiwa
     yang sebenarnya telah terjadi pada permaisuri. "Aku te lah melakukan kesalahan," kata
     Baginda Raden Putra. "Aku akan memberikan hukuman yang setimpal pada selirku," lanjut
Baginda dengan murka. Kemudian, selir Raden Putra pun di buang
     ke hutan. Raden Putra segera memeluk anaknya dan
     meminta maaf atas kesalahannya. Setelah itu, Raden Putra
     dan hulubalang segera menjemput permaisuri ke hutan.
     Akhirnya Raden Putra, permaisuri dan Cindelaras dapat
     berkumpul kembali. Setelah Raden Putra meninggal dunia,
     Cindelaras menggantikan kedudukan ayahnya. Ia
     memerintah negerinya dengan adil dan bijaksana.
    Dahulu kala, ada sebuah kerajaan bernama Medang Kamulan yang diperintah oleh raja
    bernama Prabu Dewata Cengkar yang buas dan suka makan manusia. Setiap hari sang raja
memakan seorang manusia yang dibawa oleh Patih Jugul Muda. Sebagian kecil dari rakyat
     yang resah dan ketakutan mengungsi secara diam-diam ke da erah lain.
     Di dusun Medang Kawit ada seorang pemuda bernama Aji
     Saka yang sakti, rajin dan baik hati. Suatu hari, Aji Saka
     berhasil menolong seorang bapak tua yang sedang dipukuli
     oleh dua orang penyamun. Bapak tua yang akhirnya
     diangkat ayah oleh Aji Saka itu ternyata pengungsi dari
     Medang Kamulan. Mendengar cerita tentang kebuasan
     Prabu Dewata Cengkar, Aji Saka berniat
     menolong rakyat Medang Kamulan. Dengan mengenakan se rban di kepala Aji Saka berangkat ke Medang Kamulan.
     Perjalanan menuju Medang Kamulan tidaklah mulus, Aji Sak a sempat bertempur selama
     tujuh hari tujuh malam dengan setan penunggu hutan, karena Aji Saka menolak dijadikan
     budak oleh setan penunggu selama sepuluh tahun sebelum dip erbolehkan melewati hutan
     itu. Tapi berkat kesaktiannya, Aji Saka berhasil mengelak dari semburan api si setan.
     Sesaat setelah Aji Saka berdoa, seberkas sinar kuning me nyorot dari langit menghantam
     setan penghuni hutan sekaligus melenyapkannya.
     Aji Saka tiba di Medang Kamulan yang sepi. Di istana, Prab u Dewata Cengkar sedang
     murka karena Patih Jugul Muda tidak membawa korban untuk sang Prabu.
     Dengan berani, Aji Saka menghadap Prabu Dewata Cengka r dan menyerahkan diri untuk
     disantap oleh sang Prabu dengan imbalan tanah seluas serban yang digunakannya.
     Saat mereka sedang mengukur tanah sesuai permintaan Aji S aka, serban terus
     memanjang sehingga luasnya melebihi luas kerajaan Prabu D ewata Cengkar. Prabu marah
     setelah mengetahui niat Aji Saka sesungguhnya adalah untuk mengakhiri kelalimannya.
     Ketika Prabu Dewata Cengkar sedang marah, serban Aji S aka melilit kuat di tubuh sang
     Prabu. Tubuh Prabu Dewata Cengkar dilempar Aji Saka dan jat uh ke laut selatan
     kemudian hilang ditelan ombak.
     Aji Saka kemudian dinobatkan menjadi raja Medang Kamulan. I a memboyong ayahnya ke
     istana. Berkat pemerintahan yang adil dan bijaksana, Aji Saka menghantarkan Kerajaan
     Medang Kamulan ke jaman keemasan, jaman dimana rakyat hid up tenang, damai, makmur
     dan sejahtera.
    4
```

pip install nltk

```
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) (2023.6.3)
     Requirement already satisfied: tqdm in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from nltk) (4.66.1)
import nltk
nltk.download('punkt')
from nltk.tokenize import sent_tokenize
text_sent = sent_tokenize(text)
     [nltk_data] Downloading package punkt to /root/nltk_data...
     [nltk_data] Package punkt is already up-to-date!
# mengambil baris pertama untuk di one hot
from nltk.tokenize import word tokenize
data1row = word tokenize(text sent[0])
import pandas as pd
# Simpan teks ke dalam dataframe
df = pd.DataFrame({'text': [text]})
# Simpan dataframe ke dalam file CSV
df.to_csv('text.csv', index=False)
Buatlah representasi data dari teks cerita malin kundang dalam bentuk PDF berikut. Metode Representasi yang harus Anda tampilkan adalah:
   1. One hot encoding
   2. Hash
   3. Co-occurance matrix
   4. Word2Vec
   5. Fast text
pip install fasttext
     Requirement already satisfied: fasttext in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (0.9.2)
     Requirement already satisfied: pybind11>=2.2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from fasttext) (2.11.1)
     Requirement already satisfied: setuptools>=0.7.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from fasttext) (67.7.2)
     Requirement already satisfied: numpy in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from fasttext) (1.23.5)
pip install gensim
     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) (1.23.5)
     Requirement already satisfied: scipy>=1.7.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from gensim) (1.11.3)
     Requirement already satisfied: smart-open>=1.8.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from gensim) (6.4.0)
import re
import nltk
import gensim
import itertools
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import tensorflow as tf
from nltk import bigrams
from tensorflow import keras
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.tokenize import word_tokenize
from tensorflow.keras.models import Sequential
from gensim.models import Word2Vec, KeyedVectors
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.model selection import train test split
from tensorflow.keras.preprocessing.text import Tokenizer
from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import pad_sequences
from tensorflow.keras.layers import Embedding, Bidirectional, LSTM, Dense
from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix, classification_report
from sklearn.feature extraction.text import CountVectorizer, TfidfVectorizer, HashingVectorizer
One Hot Encoding
one hot = pd.get dummies(data1row)
one_hot
```

	,		KUNDANG	MALIN	Pada	Sumatra	di	hiduplah	keluarga	nelayan	pantai	pesisir	sebuah	suatu	waktu	wilayah	\blacksquare
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ıl.
1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2	0	0	0	0	1	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	1	0	0	
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
10	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
14	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
15	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

Hash

```
import hashlib
import pandas as pd
# Fungsi untuk melakukan hash vectoring pada teks
def hash_vectoring(text, vector_size):
   vector = [0] * vector_size
   # Konversi teks menjadi hash
   hashed_text = hashlib.sha256(text.encode()).hexdigest()
   # Ambil sebagian dari hash (sesuai dengan panjang vektor)
   hash_subset = hashed_text[:vector_size]
    # Konversi hash menjadi bilangan bulat (integer)
   hash_integer = int(hash_subset, 16)
   # Modulus hash dengan ukuran vektor untuk mendapatkan indeks
   index = hash_integer % vector_size
   # Set nilai indeks vektor menjadi 1
   vector[index] = 1
   return vector
# Membaca data dari file CSV
data_hash = pd.read_csv("text.csv")
# Ukuran vektor
vector_size = 10
# Melakukan hash vectoring untuk setiap teks dalam data CSV
for text in data_hash["text"]: # Ganti "text" dengan nama kolom teks yang sesuai dalam file CSV
   vector = hash_vectoring(text, vector_size)
   vectors.append(vector)
# Menambahkan vektor ke dalam DataFrame
data hash["vector"] = vectors
# Menyimpan data hasilnya ke dalam file CSV (jika diperlukan)
data_hash.to_csv("output.csv", index=False)
# Menampilkan DataFrame dengan vektor
print(data_hash)
                                                     text \
     0 MALIN KUNDANG \nPada suatu waktu, hiduplah seb...
```

https://colab.research.google.com/drive/1Eiw94XoAXqIF199yYbZmClmFOvlkhwlj#scrollTo=lWp92uEfq6ev&printMode=true

```
vector
0 [0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0]
```

```
Co-occurance matrix
```

```
import numpy as np
import nltk
from nltk import bigrams
import itertools
import pandas as pd
# Step 4-2 Create function for co-occurrence matrix
def co_occurrence_matrix(corpus):
   vocab = set(corpus)
   vocab = list(vocab)
   vocab_to_index = {word: i for i, word in enumerate(vocab)}
   # Create bigrams from all words in corpus
   bi_grams = list(bigrams(corpus))
   # Frequency distribution of bigrams ((word1, word2), num_occurrences)
   bigram_freq = nltk.FreqDist(bi_grams).most_common(len(bi_grams))
   # Initialise co-occurrence matrix
   co_occurrence_matrix = np.zeros((len(vocab), len(vocab)))
   # Loop through the bigrams taking the current and previous word,
   # and the number of occurrences of the bigram.
   for bigram in bigram_freq:
       current = bigram[0][1]
       previous = bigram[0][0]
       count = bigram[1]
       pos_current = vocab_to_index[current]
       pos_previous = vocab_to_index[previous]
       co_occurrence_matrix[pos_current][pos_previous] = count
   co occurrence matrix = np.matrix(co occurrence matrix)
   # Return the matrix and the index
   return co_occurrence_matrix, vocab_to_index
# Read data from CSV
data_Cooccurance = pd.read_csv("text.csv")
# Combine all text into a single list
corpus = list(itertools.chain.from_iterable(data_Cooccurance["text"]))
# Generate co-occurrence matrix
matrix, vocab_to_index = co_occurrence_matrix(corpus)
CoMatrixFinal = pd.DataFrame(matrix, index=vocab_to_index, columns=vocab_to_index)
print(CoMatrixFinal)
                                                                    1 ... \
        0.0
               0.0 0.0
                          0.0
                                0.0
                                       0.0
                                               0.0 0.0
                                                           0.0
                                                                       . . .
        0.0
              87.0 0.0
                         12.0
                                1.0
                                       6.0
                                              8.0 0.0
                                                                 448.0
     e
                                                                      . . .
        0.0
              0.0 0.0
                          0.0
                                0.0
                                       0.0
                                              0.0 0.0
                                                           0.0
                                                                  0.0 ...
    Н
        0.0
              0.0 0.0
                          0.0
                                0.0
                                       0.0
                                              0.0 0.0
                                                           0.0
                                                                   0.0 ...
             10.0 0.0
                                              3.0 0.0
     Z
        0.0
                         0.0
                               0.0
                                       0.0
                                                           0.0
                                                                  0.0 ...
                                                                       . . .
        0.0 240.0 0.0
                                0.0
                                      24.0
                                              7.0 0.0
                                                                149.0 ...
     0
                          4.0
                                                           0.0
                                                                 14.0 ...
        0.0
              1.0 0.0
                          0.0
                                0.0
                                       0.0
                                              88.0 0.0
                                                          24.0
        0.0
              0.0 0.0
                          0.0
                                0.0
                                       0.0
                                             26.0 0.0
                                                           0.0
                                                                  0.0 ...
        0.0 754.0 0.0
                          0.0
                                0.0
                                       0.0 1149.0 0.0
                                                        1230.0
                                                                  15.0
     t
             51.0 0.0 121.0 13.0 524.0 1198.0 0.0 1045.0 2891.0
        0.0
                                                              0.0
        0.0
               0.0
                       0.0
                            0.0
                                    0.0
                                           0.0
                                                0.0 0.0
                                                                     1.0
        1.0
              244.0
                       86.0 24.0 121.0
                                         20.0
                                                5.0 26.0 1708.0
     e
                                                                     11.0
        0.0
               25.0
                       0.0
                             0.0
                                           0.0
                                                0.0
                                                              0.0
                                                                      0.0
                                    0.0
                                                      0.0
                                         0.0
                                               0.0 0.0
    Н
        0.0
              121.0
                       0.0 0.0
                                    0.0
                                                              0.0
                                                                     0.0
     z
        0.0
               1.0
                       0.0 0.0
                                  0.0
                                         0.0 0.0 0.0
                                                              0.0
                                                                     3.0
        0.0
              228.0
                     112.0
                             5.0
                                    3.0
                                           8.0 21.0
                                                             67.0
                                                                     4.0
                                                      0.0
        0.0
                             0.0
                                    0.0
                                           0.0
                                                             27.0
                                                                   159.0
               4.0
                       43.0
                                                0.0
                                                      0.0
        0.0
                0.0
                       0.0
                             0.0
                                    0.0
                                         0.0
                                               0.0
                                                      0.0
                                                             0.0
                                                                     0.0
     t
        0.0 2130.0
                       7.0
                             0.0
                                    0.0 125.0 99.0
                                                     0.0
                                                             30.0 2751.0
        1.0 1750.0 1333.0 40.0 250.0
                                        15.0 23.0 0.0 2601.0 324.0
     [68 rows x 68 columns]
```

Word2Vec

```
import pandas as pd
from gensim.models import Word2Vec
from nltk.tokenize import word_tokenize
# Baca data dari file CSV
data = pd.read_csv('text.csv')
# Ubah data yang telah ditokenisasi menjadi list kata-kata
tokenized_corpus = [word_tokenize(sentence) for sentence in data['text']]
# Membangun model Word2Vec
model = Word2Vec(tokenized_corpus, vector_size=150, window=5, min_count=1, sg=1)
# Simpan model Word2Vec
model.save("word2vec_model_data1.model")
model_w2v = Word2Vec.load("word2vec_model_data1.model")
vector = model_w2v.wv["bagus"]
vector
      array([-0.02316514, -0.07234263, -0.03912576, 0.00287998, -0.00869515,
                0.04857959, -0.06088448, 0.09459041, -0.04166313, -0.01616727, -0.0326543, -0.05884582, 0.00036117, -0.01395151, -0.08369157,
               -0.0166924, 0.07756449, -0.01696467, -0.02725035, -0.05873151, -0.09549066, -0.05288475, 0.03325994, 0.05661839, 0.04410449,
               -0.01677278, -0.04237788, 0.00941458, -0.0331596, -0.0295947,
               -0.10698721, 0.03672091, 0.03860918, -0.03325955, -0.06829903, -0.01569453, 0.0769773, -0.00839221, -0.0083937, -0.00620564, 0.0109875, -0.04967134, -0.02555293, 0.00069456, 0.0086815,
                0.05059141, 0.07858725, -0.01589805, -0.00865618, 0.04862837,
               \hbox{-0.02056663,} \quad \hbox{0.06652518,} \quad \hbox{-0.03377869,} \quad \hbox{-0.00901732,} \quad \hbox{-0.01283245,}
                -0.01646751, 0.01826877, -0.01156074, -0.00199361, -0.03238279,
                \hbox{-0.01702195,} \quad \hbox{0.03509202,} \quad \hbox{-0.03556339,} \quad \hbox{0.01342057,} \quad \hbox{0.04293187,}
               -0.0657847 ,
                                 0.01506818, -0.02978185, -0.0529735 , -0.03407113,
               -0.00529527, 0.05099523, 0.03315465, -0.1366677, 0.00785653, 0.00829563, 0.01085338, 0.03847441, -0.04125996, 0.0544844, -0.05175323, -0.04553326, -0.03033743, 0.06988751, -0.05232465,
                0.03683 , -0.07762606, 0.03016552, 0.03685883, -0.07809598, 0.0922441 , -0.03822264, 0.04308126, -0.02905059, 0.12318911,
                \hbox{-0.04223144, 0.05736098, 0.01686241, -0.01879864, 0.02941374,}\\
                 \hbox{\tt 0.02729679, 0.01723569, 0.02288763, 0.03042278, -0.02177851, } 
                \hbox{-0.07861322,}\quad \hbox{0.02769265,}\quad \hbox{0.00288432,} \quad \hbox{-0.09277951,} \quad \hbox{-0.05606406,}
                 0.03598204, 0.06481009, 0.00107029, -0.01626015, -0.06469067,
                0.08021224, 0.05488111, 0.08629152, 0.02501986, -0.04697559, 0.03155752, 0.01003847, 0.00909825, -0.10020999, 0.0309365,
                 \hbox{\tt 0.03281744, 0.01226406, -0.05676257, -0.01687037, 0.06194343, } 
                0.03382517, 0.05994182, -0.0307394, -0.04356634, 0.02881711, 0.08206047, -0.01910051, 0.03642812, 0.00209543, -0.03940995,
               0.10855168, -0.04291303, 0.00361128, 0.06517689, 0.02146701, -0.01424378, -0.05469291, -0.05728371, 0.03243754, -0.07111101],
              dtype=float32)
Fasttext
import fasttext
# Menyimpan contoh teks dalam file teks dengan format label dan isi
with open('text.txt', 'w') as f:
     for sentence in tokenized_corpus:
          label = '__label__text'
sentence text = ' '.join(sentence)
          f.write(f'{label} {sentence_text}\n')
# Membuat objek fastText dengan ukuran vektor 100
model = fasttext.train_supervised(input='text.txt', dim=100)
# Mengakses vektor kata tertentu, misalnya "artificial"
vector = model['bagus']
# Menampilkan vektor
print(vector)
      [ 4.1167499e-03 2.7738914e-03 9.1575470e-04 6.4059724e-03
         6.6704699e-03 6.4170128e-03 7.4020210e-03 -4.4726129e-03
        -8.1481142e-03 -7.2784340e-03 9.6032014e-03 7.8695975e-03
        -4.1456791e-03 -1.0912083e-03 -3.8130197e-03 -6.9441767e-03
         7.0897336e-03 -4.6137478e-03 1.7298399e-03 -6.9555346e-05
```

```
6.5485976e-04 1.9028772e-03 -5.8372198e-03 -2.9948237e-03
      -9.0671023e-03 -6.3907877e-03 2.8584581e-03 3.0593313e-03
      -3.9829030e-03 -3.6783451e-03 6.7180400e-03 -7.2115296e-03
      -1.3820188e-04 4.8890905e-03 -3.0453412e-03 -3.6312547e-03
      7.0811571e-03 -2.0581787e-03 -7.7779796e-03 -3.5242783e-03
      9.9222418e-03 -1.2078946e-03 -2.9013425e-04 -4.4662906e-03
      -9.4581861e-03 5.8161155e-03 -9.2315096e-03 -9.9567752e-03
      3.8294420e-03 -5.0991368e-03 -1.1345916e-03 -5.5426648e-03
      5.7692979e-03 9.1471784e-03 2.1948610e-04 5.2211229e-03
      2.5965876e-03 -6.1253682e-03 5.1709056e-05 3.0440467e-03
      -5.2845031e-03 -2.5859075e-03 2.7607519e-03 -3.1030250e-03
      -4.6637123e-03 2.7912583e-03 7.8072101e-03 6.8167215e-03
      -9.4954753e-03 -2.7853923e-03 -8.4794546e-04 9.1116941e-03
      -3.6240115e-03 2.6107104e-03 7.7188634e-03 -2.0159038e-03
      9.9896053e-03 -5.2069518e-04 -7.2757173e-03 8.0264304e-03
      -1.7987572e-03 -6.7595500e-03 2.9293320e-03 9.8449290e-03
      5.6769797e-03 -8.6545749e-03 1.8067829e-03 2.7211870e-03
      -4.7367136e-03 -2.8337089e-03 -3.1464123e-03 6.2693103e-04
      9.8155243e-03 -5.2611777e-03 8.1764912e-04 4.9184752e-03
      9.3195681e-03 -6.0927244e-03 -3.7016789e-03 7.6284516e-03]
from gensim.models import FastText
from gensim.test.utils import common texts
# Buat model FastText dengan teks contoh
model = FastText(sentences=common_texts, vector_size=100, window=5, min_count=1, sg=1, epochs=10)
# Melakukan training model
model.train(common_texts, total_examples=len(common_texts), epochs=10)
# Mendapatkan vektor kata untuk kata tertentu
word_vector = model.wv['yang']
print("Vector for 'yang':")
print(word_vector)
     WARNING:gensim.models.word2vec:Effective 'alpha' higher than previous training cycles
     Vector for 'yang':
     [-3.25893424e-03 -2.26237858e-03 4.17823379e-04 -3.49600660e-03
      3.81050457e-04 -4.24852595e-04 7.02300458e-04 -1.77228043e-03
      -1.84994773e-04 -9.50254325e-04 -3.09626106e-04 1.63778476e-03
      -2.57996540e-03 9.97551950e-04 3.39509541e-04 -4.72893182e-04
      4.93097235e-04 -1.99907902e-03 -3.34826671e-03 1.09977368e-03
      2.29360326e-03 -2.81242188e-03 -1.29728171e-03 3.23831406e-03
      -8.25291208e-04 1.55354722e-03 -2.25965353e-03 1.81361358e-03
      -2.38835020e-03 -1.63595716e-03 3.49562382e-03 1.82684395e-03
      -2.28261086e-03 2.29386002e-04 -1.52548862e-04 -2.47966242e-03
      4.61187307e-03 -2.06862926e-03 -2.62624770e-03 9.80600133e-04
      -2.11045286e-03 -1.53795560e-03 7.50641339e-05 -2.47702876e-04
      1.34793890e-03 3.99973802e-03 -4.74387256e-04 -6.94208487e-04
      3.48842633e-03 3.26593593e-03 -2.52774428e-03 -1.78362371e-03
      -1.97366718e-03 2.31983373e-03 4.54812020e-04 -2.16598669e-03
      -2.55417125e-03 -7.64242955e-04 -1.01505775e-05 7.59635703e-04
      4.42872010e-03 -6.00590487e-04 -1.69356260e-03 -1.95235456e-03
      -1.20876054e-03 1.37910858e-04 5.90050549e-05 -1.46039354e-03
      3.00472311e-04 2.97953491e-03 2.98631145e-03 2.29953812e-03
       1.00984168e-03 1.55490590e-03 3.49786924e-03 2.35622912e-03
      -1.80280139e-03 2.76610255e-04 1.75820940e-04 1.72773877e-03
      1.65795995e-04 2.70650233e-03 -4.30684770e-04 2.06549559e-03
      1.23459043e-03 -2.08355230e-03 2.72112293e-03 1.81485643e-03
      1.53899821e-03 -1.79132971e-03 -1.84566004e-03 2.29601003e-03
      9.16966528e-04 -1.16762018e-03 1.29541859e-03 1.01166742e-03
      -3.81251308e-03 -2.34652730e-03 -2.07984494e-03 1.47019397e-04]
```