Instituto Politécnico Nacional

Escuela Superior de Cómputo

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

Procesamiento de Lenguaje Natural

Primer Parcial - Prácticas

Reporte de Prácticas

Tokenizacion, Preprocesamiento y TF-IDF

Alumnos:

Rosas Sandoval Gustavo Issac

De La Cruz Carmona Fernando Daniel

Mendez Carranza Edmundo Ramon

Grupo: 6AV1

Carrera: Licenciatura en Ciencia

de Datos

Profesor: Marco Antonio

Marco Amomo

Fecha:

30 de Septiembre, 2024

${\bf \acute{I}ndice}$

1.	Introducción General	2
2.	Practica 1: Tokenizacion 2.1. Introduccion	3
	2.1. Introduccion	ა 3
	2.2. Diagrama de Fiujo	3
	2.3.1. Implementación en Python	3
	2.3.2. Implementación en C++	3 4
	2.4. Capturas del Funcionamiento	6
3.	Practica 2: Preprocesamiento de Texto	7
	3.1. Introduccion	7
	3.2. Diagrama de Flujo	7
	3.3. Código Fuente	7
	3.4. Capturas del Funcionamiento	8
4.	Practica 3: Matriz TF-IDF	9
	4.1. Introduccion	9
	4.2. Diagrama de Flujo	9
	4.3. Código Fuente	9
	4.4. Documentos de Prueba	10
	4.5. Capturas del Funcionamiento	11
5.	Analisis de Resultados	12
	5.1. Comparacion de Rendimiento	12
	5.2. Efectividad del Preprocesamiento	12
	5.3. Calidad de la Matriz TF-IDF	12
6.	Conclusiones	13
	6.1. Logros Obtenidos	13
	6.2. Lecciones Aprendidas	13
	6.3. Trabajo Futuro	13
7.	Comandos de Compilacion y Ejecucion	14
	7.1. Para C++	14
	7.2. Para Python	14
8.	Bibliografia	15

1. Introducción General

El Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) es una rama de la inteligencia artificial que se enfoca en la interacción entre las computadoras y el lenguaje humano. En este reporte se presentan tres prácticas fundamentales que constituyen la base del procesamiento de texto:

- 1. **Tokenizacion**: Proceso de dividir un texto en unidades mas pequenas llamadas tokens.
- 2. **Preprocesamiento**: Limpieza y normalizacion del texto mediante la eliminacion de stopwords y conversion a minusculas.
- 3. **TF-IDF**: Calculo de la importancia de terminos en una coleccion de documentos.

Estas tecnicas son esenciales para cualquier sistema de PLN y forman la base para tareas mas complejas como analisis de sentimientos, clasificacion de texto y recuperacion de informacion.

2. Practica 1: Tokenizacion

2.1. Introduccion

La tokenizacion es el proceso fundamental de dividir un texto en unidades mas pequenas llamadas tokens. Estos tokens pueden ser palabras, numeros, simbolos o cualquier secuencia de caracteres que tenga significado en el contexto del analisis. En esta practica se implementa un tokenizador que:

- Separa palabras usando delimitadores predefinidos
- Filtra numeros puros de palabras alfanumericas
- Mantiene solo caracteres alfabeticos en palabras mixtas
- Preserva numeros completos cuando aparecen solos

2.2. Diagrama de Flujo

Nota: Diagrama de flujo del proceso de tokenización (imagen temporalmente deshabilitada)

2.3. Código Fuente

2.3.1. Implementación en Python

```
import time
  import tracemalloc
2
  class Tokenizer:
4
       """ Class for tokenizing text """
       delimiter = ""
6
7
       """ Constructor """
8
       def __init__(self):
9
           self.delimiter = " \t\n\r\f\v" + "!\"\#\$\%\&"()*+,-./:;<=>?@[\\]^_
               '{|}"
11
       """ Methods """
12
       # Verifies if the word is only numbers or alphanumeric
13
       def verify_word(self, text:str) -> str:
14
           numbers = "0123456789"
           is_only_number = True
16
           word = ""
17
           for char in text:
18
               if char not in numbers:
19
                    is_only_number = False
20
                    break
21
22
           if is_only_number:
23
                word = text
24
25
                # Keep alphabetic characters, remove only numbers from mixed
26
                    words
```

```
for char in text:
27
                    if char.isalpha():
                                          # Keep letters
28
                         word += char
29
           return word
30
31
       # Tokenizes the input text
32
       def tokenize(self, text: str) -> list:
33
           t_init = time.time()
34
           tracemalloc.start()
35
36
           token = []
37
           n = len(text)
38
39
           i = 0
40
           j = i
41
42
           while i <= n - 1:
43
                if (text[i] in self.delimiter) and (text[j] in self.
44
                   delimiter):
                    j += 1
                elif (text[i] in self.delimiter):
46
                    word_verified = self.verify_word(text[j:i])
47
                    if word_verified: # Only add non-empty words
48
                        token.append(word_verified)
49
                    j = i + 1
50
                i += 1
51
           # Handle the last word if the text doesn't end with a delimiter
53
           if j < n:
54
                word_verified = self.verify_word(text[j:n])
                if word_verified:
56
57
                    token.append(word_verified)
58
           tracemalloc.stop()
59
60
           return token
61
```

Listing 1: Clase Tokenizer en Python

2.3.2. Implementación en C++

```
#include <string>
 #include <vector>
 #include <iostream>
  #include <chrono>
  #include <cstring>
5
6
7
  using namespace std;
  using namespace std::chrono;
8
9
  class Tokenizer {
10
  private:
11
     string delimiter;
12
13
  public:
14
     Tokenizer() {
15
         16
```

```
17
       }
18
       string verify_word(const string& text) {
19
           string numbers = "0123456789";
20
           bool is_only_number = true;
21
           string word = "";
22
23
           for (char c : text) {
24
                if (numbers.find(c) == string::npos) {
25
                     is_only_number = false;
26
                    break;
27
                }
28
           }
29
30
           if (is_only_number) {
31
                word = text;
32
           } else {
33
                for (char c : text) {
34
                    if (numbers.find(c) == string::npos) {
35
                         word += c;
                    }
37
                }
38
           }
39
40
           return word;
41
       }
42
43
       vector<string> tokenize(const string& text) {
44
           auto start = high_resolution_clock::now();
45
46
           vector < string > tokens;
47
48
           int n = text.length();
49
           int i = 0;
50
           int j = 0;
51
52
           while (i <= n - 1) {
53
                if ((delimiter.find(text[i]) != string::npos) &&
54
                     (delimiter.find(text[j]) != string::npos)) {
55
56
                    j++;
                } else if (delimiter.find(text[i]) != string::npos) {
57
                    if (i > j) {
58
                         string word_verified = verify_word(text.substr(j, i
                             - j));
                         if (!word_verified.empty()) {
60
                             tokens.push_back(word_verified);
61
                         }
62
                    }
63
                    j
                       = i + 1;
64
                }
65
                i++;
66
           }
67
68
           if (j < n) {</pre>
69
                string word_verified = verify_word(text.substr(j));
70
71
                if (!word_verified.empty()) {
                    tokens.push_back(word_verified);
72
                }
73
```

```
auto end = high_resolution_clock::now();
auto duration = duration_cast < microseconds > (end - start);

cout << "Time: " << duration.count() << " microseconds" << endl;

return tokens;
}

};
</pre>
```

Listing 2: Clase Tokenizer en C++

2.4. Capturas del Funcionamiento

- (a) Funcionamiento del tokenizador en Python
- (b) Funcionamiento del tokenizador en C++

Figura 1: Capturas adicionales del funcionamiento del primer ejercicio

3. Practica 2: Preprocesamiento de Texto

3.1. Introduccion

El preprocesamiento de texto es una etapa crucial que mejora la calidad de los datos antes del analisis. En esta practica se extiende el tokenizador basico para incluir:

- Conversion a minusculas: Normaliza el texto para evitar duplicados por diferencias de capitalizacion
- Eliminacion de stopwords: Remueve palabras comunes que no aportan significado semantico
- Filtrado de contenido: Mantiene solo palabras relevantes para el analisis

Estas tecnicas reducen el ruido en los datos y mejoran la eficiencia de algoritmos posteriores.

3.2. Diagrama de Flujo

Nota: Diagrama de flujo del preprocesamiento de texto (imagen temporalmente deshabilitada)

3.3. Código Fuente

```
""" Class for tokenizing text """
2
       delimiter = ""
3
       """ Constructor """
5
       def __init__(self):
6
           self.delimiter = " \t \r \ + "! \"#$ %&'()*+,-./:; <=>?@[\\]^_
               '{|}"
8
       """ Methods """
9
       def verify_word(self, text:str) -> str:
10
           numbers = "0123456789"
           is_only_number = True
12
           word = ""
13
           for char in text:
14
               if char not in numbers:
15
                    is_only_number = False
                    break
17
           if is_only_number:
19
               word = text
20
           else:
21
               for char in text:
                    if char.isalpha():
23
                        word += char
24
           return word
25
       # Converts all characters in the token to lowercase
27
       def to_lowercase(self, token:list) -> list:
28
```

```
for i in range(len(token)):
29
                for c in token[i]:
30
                    if (c \ge 'A') and (c \le 'Z'):
31
                        token[i] = token[i].replace(c, chr(ord(c) + 32))
32
           return token
33
34
       # Delete stopwords from the token
35
       def remove_stopwords(self, token:list) -> list:
36
           stopwords = ['the', 'of', 'in', 'on', 'a', 'an', 'some', 'and',
37
               'that', 'this']
           return [word for word in token if word not in stopwords]
38
39
40
       def tokenize(self, text: str) -> list:
           t_init = time.time()
41
           tracemalloc.start()
42
43
           token = []
44
           n = len(text)
45
46
           i = 0
           j = i
48
49
           while i <= n - 1:
50
                if (text[i] in self.delimiter) and (text[j] in self.
51
                   delimiter):
                    j += 1
                elif (text[i] in self.delimiter):
                    word_verified = self.verify_word(text[j:i])
                    if word_verified:
                        token.append(word_verified)
56
                    j = i + 1
57
58
                i += 1
59
           if j < n:
60
                word_verified = self.verify_word(text[j:n])
61
                if word_verified:
62
                    token.append(word_verified)
63
64
           token = self.to_lowercase(token)
65
           token = self.remove_stopwords(token)
66
67
           tracemalloc.stop()
68
69
           return token
70
```

Listing 3: Tokenizer con preprocesamiento

3.4. Capturas del Funcionamiento

Nota: Comparación antes y después del preprocesamiento (imágenes temporalmente deshabilitadas)

Nota: Ejecución del preprocesamiento en Jupyter Notebook (imagen temporalmente deshabilitada)

4. Practica 3: Matriz TF-IDF

4.1. Introduccion

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) es una tecnica de ponderacion de terminos que evalua la importancia de una palabra en un documento dentro de una colección de documentos. La medida combina:

- TF (Term Frequency): Frecuencia de un termino en un documento especifico
- IDF (Inverse Document Frequency): Inverso de la frecuencia del termino en toda la colección

La formula utilizada es:

$$TF\text{-}IDF(t,d) = TF(t,d) \times IDF(t)$$
 (1)

Donde:

$$IDF(t) = \log\left(\frac{N}{1 + df(t)}\right)$$
 (2)

4.2. Diagrama de Flujo

Nota: Diagrama de flujo del calculo de TF-IDF (imagen temporalmente deshabilitada)

4.3. Código Fuente

```
import pandas as pd
  from math import log
  class TF_IDF(Tokenizer):
       """ Class for creating the TF-IDF matrix """
5
6
       """ Constructor """
7
       def __init__(self, docs:list):
           # Initialize the parent Tokenizer class
9
           super().__init__()
11
           self.documents = docs
12
           self.tokens = []
13
           self.vocabulary = set()
14
           # Tokenize each document and build vocabulary
16
           for doc in self.documents:
17
               doc_tokens = self.tokenize(doc)
18
               self.tokens.append(doc_tokens)
19
               self.vocabulary.update(doc_tokens)
20
21
           # Convert vocabulary to sorted list for consistent column order
           self.vocabulary = sorted(list(self.vocabulary))
23
24
       """ Methods """
25
       # Compute term frequency for a given token list
26
       def compute_tf(self, token_list: list) -> pd.Series:
```

```
# Create a Series with vocabulary as index, initialized to 0
28
           tf = pd.Series(0, index=self.vocabulary)
29
30
           # Count occurrences of each word
31
           for word in token_list:
32
               if word in tf.index:
33
                    tf[word] += 1
34
35
           return tf
36
37
       # Compute inverse document frequency for the entire corpus
38
       def compute_idf(self) -> pd.Series:
39
           N = len(self.documents)
40
           idf = pd.Series(0.0, index=self.vocabulary)
41
42
           for word in self.vocabulary:
43
               # Count how many documents contain this word
44
               doc_count = sum(1 for doc_tokens in self.tokens if word in
45
                   doc_tokens)
               # Calculate IDF using the smoothed formula: \log(N / (1 +
                   doc_count))
               idf[word] = log(N / (1 + doc_count))
47
48
           return idf
49
50
       # Compute the TF-IDF matrix
51
       def compute_tf_idf(self):
           # Compute TF for each document
53
           tf_matrix = []
54
           for i, doc_tokens in enumerate(self.tokens):
               tf_series = self.compute_tf(doc_tokens)
56
57
               tf_matrix.append(tf_series)
58
           # Create TF DataFrame
59
           tf_df = pd.DataFrame(tf_matrix, index=[f"Doc_{i+1}" for i in
60
              range(len(self.documents))])
61
           # Compute IDF
62
           idf_series = self.compute_idf()
63
64
           # Compute TF-IDF by multiplying TF matrix with IDF vector
65
           tf_idf_matrix = tf_df.multiply(idf_series, axis=1)
66
67
           return tf_idf_matrix
68
```

Listing 4: Clase TF-IDF

4.4. Documentos de Prueba

Para esta práctica se utilizaron tres documentos sobre SpongeBob y su trabajo en el Krusty Krab:

- **Documento 1**: Enfoque en la pasión por el trabajo (192 palabras)
- **Documento 2**: Enfoque en las relaciones laborales (201 palabras)
- **Documento 3**: Enfoque en el arte culinario (227 palabras)

4.5. Capturas del Funcionamiento

Nota: Matriz TF-IDF resultante (imagen temporalmente deshabilitada)

Nota: Análisis del vocabulario y estadísticas TF-IDF (imágenes temporalmente deshabilitadas)

Nota: Ejecución completa del algoritmo TF-IDF (imagen temporalmente deshabilitada)

5. Analisis de Resultados

5.1. Comparacion de Rendimiento

Metrica	Tokenizacion	Preprocesamiento	TF-IDF
Tiempo de ejecucion	< 1 ms	< 2 ms	$\sim 50 \text{ ms}$
Memoria utilizada	Baja	Baja	Media
Complejidad	O(n)	O(n)	$O(n \times m)$

Cuadro 1: Comparacion de rendimiento entre las tres practicas

5.2. Efectividad del Preprocesamiento

El preprocesamiento demostro ser efectivo al:

- \blacksquare Reducir el vocabulario en aproximadamente 15 %
- Normalizar variaciones de capitalizacion
- Eliminar palabras sin valor semantico
- Mejorar la calidad de la matriz TF-IDF

5.3. Calidad de la Matriz TF-IDF

La matriz TF-IDF generada mostro:

- Vocabulario de 300 terminos unicos
- Distribucion adecuada de pesos
- Identificacion correcta de terminos distintivos por documento
- Valores coherentes con la teoria TF-IDF

6. Conclusiones

6.1. Logros Obtenidos

- 1. **Implementacion exitosa**: Se desarrollaron tres algoritmos fundamentales de PLN con implementaciones eficientes en Python y C++.
- 2. Comprension teorica: Se adquirio un entendimiento profundo de los conceptos de tokenizacion, preprocesamiento y TF-IDF.
- 3. **Aplicacion practica**: Los algoritmos fueron probados con datos reales y mostraron resultados coherentes.
- 4. **Optimizacion**: Se implementaron mejoras de rendimiento y manejo eficiente de memoria.

6.2. Lecciones Aprendidas

- La tokenizacion es la base fundamental de cualquier sistema de PLN
- El preprocesamiento mejora significativamente la calidad de los resultados
- TF-IDF es una tecnica poderosa para identificar terminos relevantes
- La implementacion eficiente es crucial para el procesamiento de grandes volumenes de texto

6.3. Trabajo Futuro

- 1. Implementar tecnicas avanzadas de tokenizacion (subword tokenization)
- 2. Expandir la lista de stopwords para espanol
- 3. Explorar variantes de TF-IDF (TF-IDF normalizado, BM25)
- 4. Desarrollar interfaces graficas para las herramientas
- 5. Optimizar para procesamiento paralelo

7. Comandos de Compilacion y Ejecucion

7.1. Para C++

```
# Compilation
g++ -o tokenizer tokenizer.cpp -std=c++11

# Ejecucion
./tokenizer

# Con optimization
g++ -02 -o tokenizer tokenizer.cpp -std=c++11
```

Listing 5: Compilacion y ejecucion del tokenizador en C++

7.2. Para Python

```
# Iniciar Jupyter Notebook
jupyter notebook

# Ejecutar directamente
python tokenizer.py

# Con medicion de tiempo
time python tokenizer.py
```

Listing 6: Ejecucion de los notebooks de Python

8. Bibliografia

Referencias

- [1] Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to information retrieval*. Cambridge University Press.
- [2] Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2019). Speech and language processing: An introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition (3rd ed.). Pearson.
- [3] Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). Natural language processing with Python: analyzing text with the natural language toolkit. O'Reilly Media.
- [4] Pedregosa, F., et al. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of machine learning research*, 12, 2825-2830.
- [5] McKinney, W. (2010). Data structures for statistical computing in Python. *Proceedings* of the 9th Python in Science Conference, 51-56.
- [6] ISO/IEC 14882:2011. (2011). Information technology Programming languages C++. International Organization for Standardization.