# Instituto Politécnico Nacional

Escuela Superior de Cómputo

# Procesamiento de Lenguaje Natural

Primer Parcial - Prácticas

# Reporte de Prácticas

Tokenización, Preprocesamiento y TF-IDF

Alumnos:

Sánchez García Miguel Alexander

**Profesor:** Marco Antonio

Villagran Salazar Diego

Fecha:

Carrera: Licenciatura en Ciencia

de Datos

Grupo: 6AV1

30 de Septiembre, 2024

# ${\rm \acute{I}ndice}$

# 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. **Tokenización**: Proceso de dividir un texto en unidades más pequeñas llamadas tokens.
- 2. **Preprocesamiento**: Limpieza y normalización del texto mediante la eliminación de stopwords y conversión a minúsculas.
- 3. **TF-IDF**: Cálculo de la importancia de términos en una colección de documentos.

Estas técnicas son esenciales para cualquier sistema de PLN y forman la base para tareas más complejas como análisis de sentimientos, clasificación de texto y recuperación de información.

## 2. Práctica 1: Tokenización

#### 2.1. Introducción

La tokenización es el proceso fundamental de dividir un texto en unidades más pequeñas llamadas tokens. Estos tokens pueden ser palabras, números, símbolos o cualquier secuencia de caracteres que tenga significado en el contexto del análisis. En esta práctica se implementa un tokenizador que:

- Separa palabras usando delimitadores predefinidos
- Filtra números puros de palabras alfanuméricas
- Mantiene solo caracteres alfabéticos en palabras mixtas
- Preserva números completos cuando aparecen solos

## 2.2. Diagrama de Flujo

Figura 1: Diagrama de flujo del proceso de tokenización

#### 2.3. Código Fuente

#### 2.3.1. Implementación en Python

```
import time
  import tracemalloc
2
3
  class Tokenizer:
       """ Class for tokenizing text """
       delimiter = ""
6
7
       """ Constructor """
       def __init__(self):
9
           self.delimiter = " \t\n\r\f\v" + "!\"#$%&'()*+,-./:;<=>?@[\\]^_
               '{|}"
       """ 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:
               if char not in numbers:
19
                    is_only_number = False
20
                   break
21
22
           if is_only_number:
23
               word = text
24
           else:
               # 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
45
                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
49
                        token.append(word_verified)
                    j = i + 1
50
                i += 1
51
           # Handle the last word if the text doesn't end with a delimiter
53
54
           if j < n:
                word_verified = self.verify_word(text[j:n])
                if word_verified:
56
                    token.append(word_verified)
57
58
           tracemalloc.stop()
59
60
           return token
61
```

Listing 1: Clase Tokenizer en Python

#### 2.3.2. Implementación en C++

```
#include <string>
 #include <vector>
2
 #include <iostream>
  #include <chrono>
  #include <cstring>
5
6
  using namespace std;
7
  using namespace std::chrono;
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;
36
                    }
37
                }
38
           }
39
40
           return word;
41
       }
42
43
       vector<string> tokenize(const string& text) {
44
45
           auto start = high_resolution_clock::now();
46
           vector<string> tokens;
47
           int n = text.length();
48
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)) {
                    j++;
56
                } else if (delimiter.find(text[i]) != string::npos) {
57
                    if (i > j) {
58
                         string word_verified = verify_word(text.substr(j, i
59
                             - j));
                         if (!word_verified.empty()) {
60
                             tokens.push_back(word_verified);
61
                         }
62
                    }
63
                      = i + 1;
                    j
64
                }
65
                i++;
66
           }
67
68
           if (j < n) {
69
                string word_verified = verify_word(text.substr(j));
70
71
                if (!word_verified.empty()) {
                    tokens.push_back(word_verified);
72
                }
73
```

```
}
74
75
           auto end = high_resolution_clock::now();
76
           auto duration = duration_cast<microseconds>(end - start);
78
           cout << "Time: " << duration.count() << " microseconds" << endl;</pre>
79
80
           return tokens;
81
       }
82
  };
83
```

Listing 2: Clase Tokenizer en C++

# 2.4. Capturas del Funcionamiento

(a) Ejecución en Python

(b) Ejecución en C++

Figura 2: Resultados de la tokenización

Figura 3: Proceso de compilación del tokenizador en C++

# 3. Práctica 2: Preprocesamiento de Texto

#### 3.1. Introducción

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

- Conversión a minúsculas: Normaliza el texto para evitar duplicados por diferencias de capitalización
- Eliminación de stopwords: Remueve palabras comunes que no aportan significado semántico
- Filtrado de contenido: Mantiene solo palabras relevantes para el análisis

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

## 3.2. Diagrama de Flujo

Figura 4: Diagrama de flujo del preprocesamiento de texto

#### 3.3. Código Fuente

```
class Tokenizer:
       """ Class for tokenizing text """
2
       delimiter = ""
3
       """ Constructor """
5
       def __init__(self):
           self.delimiter = " \t\n\r\f\v" + "!\"#$%&'()*+,-./:;<=>?@[\\]^_
7
8
       """ Methods """
9
       def verify_word(self, text:str) -> str:
10
           numbers = "0123456789"
11
           is_only_number = True
12
           word = ""
13
           for char in text:
14
                if char not in numbers:
                    is_only_number = False
16
                    break
17
18
           if is_only_number:
19
                word = text
           else:
21
               for char in text:
                    if char.isalpha():
23
                        word += char
24
           return word
25
26
       # 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))
           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
       def tokenize(self, text: str) -> list:
40
           t_init = time.time()
41
           tracemalloc.start()
42
43
           token = []
44
           n = len(text)
45
46
           i = 0
47
           j = i
48
49
50
           while i <= n - 1:
               if (text[i] in self.delimiter) and (text[j] in self.
51
                   delimiter):
                    j += 1
                elif (text[i] in self.delimiter):
53
                    word_verified = self.verify_word(text[j:i])
54
                    if word_verified:
                        token.append(word_verified)
56
57
                    j = i + 1
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

(a) Texto original

(b) Texto procesado

Figura 5: Comparación antes y después del preprocesamiento

Figura 6: Ejecución del preprocesamiento en Jupyter Notebook

#### 4. Práctica 3: Matriz TF-IDF

#### 4.1. Introducción

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) es una técnica de ponderación de términos que evalúa la importancia de una palabra en un documento dentro de una colección de documentos. La medida combina:

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

La fórmula 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

Figura 7: Diagrama de flujo del cálculo de TF-IDF

# 4.3. Código Fuente

```
import pandas as pd
  from math import log
2
3
  class TF_IDF(Tokenizer):
4
       """ Class for creating the TF-IDF matrix """
5
6
       """ Constructor """
       def __init__(self, docs:list):
           # Initialize the parent Tokenizer class
           super().__init__()
11
           self.documents = docs
           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
22
           self.vocabulary = sorted(list(self.vocabulary))
23
24
       """ Methods """
```

```
# Compute term frequency for a given token list
26
       def compute_tf(self, token_list: list) -> pd.Series:
27
           \# Create a Series with vocabulary as index, initialized to 0
28
           tf = pd.Series(0, index=self.vocabulary)
29
           # Count occurrences of each word
31
           for word in token_list:
               if word in tf.index:
33
                   tf[word] += 1
34
35
           return tf
36
37
       # Compute inverse document frequency for the entire corpus
       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 +
46
                  doc_count))
               idf[word] = log(N / (1 + doc_count))
47
48
           return idf
49
50
       # Compute the TF-IDF matrix
       def compute_tf_idf(self):
           # Compute TF for each document
           tf_matrix = []
54
           for i, doc_tokens in enumerate(self.tokens):
               tf_series = self.compute_tf(doc_tokens)
56
               tf_matrix.append(tf_series)
57
58
           # Create TF DataFrame
           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)
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

Figura 8: Matriz TF-IDF resultante

- (a) Vocabulario generado (300 términos)
- (b) Estadísticas de la matriz

Figura 9: Análisis del vocabulario y estadísticas TF-IDF

Figura 10: Ejecución completa del algoritmo TF-IDF

## 5. Análisis de Resultados

# 5.1. Comparación de Rendimiento

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

Cuadro 1: Comparación de rendimiento entre las tres prácticas

#### 5.2. Efectividad del Preprocesamiento

El preprocesamiento demostró ser efectivo al:

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

#### 5.3. Calidad de la Matriz TF-IDF

La matriz TF-IDF generada mostró:

- Vocabulario de 300 términos únicos
- Distribución adecuada de pesos
- Identificación correcta de términos distintivos por documento
- Valores coherentes con la teoría TF-IDF

# 6. Conclusiones

#### 6.1. Logros Obtenidos

- 1. **Implementación exitosa**: Se desarrollaron tres algoritmos fundamentales de PLN con implementaciones eficientes en Python y C++.
- 2. Comprensión teórica: Se adquirió un entendimiento profundo de los conceptos de tokenización, preprocesamiento y TF-IDF.
- 3. **Aplicación práctica**: Los algoritmos fueron probados con datos reales y mostraron resultados coherentes.
- 4. **Optimización**: Se implementaron mejoras de rendimiento y manejo eficiente de memoria.

# 6.2. Lecciones Aprendidas

- La tokenización es la base fundamental de cualquier sistema de PLN
- El preprocesamiento mejora significativamente la calidad de los resultados
- TF-IDF es una técnica poderosa para identificar términos relevantes
- La implementación eficiente es crucial para el procesamiento de grandes volúmenes de texto

# 6.3. Trabajo Futuro

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

# 7. Comandos de Compilación y Ejecución

## 7.1. Para C++

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

# Ejecuci n
./tokenizer

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

Listing 5: Compilación y ejecución del tokenizador en C++

# 7.2. Para Python

```
# Iniciar Jupyter Notebook
jupyter notebook

# Ejecutar directamente
python tokenizer.py

# Con medici n de tiempo
time python tokenizer.py
```

Listing 6: Ejecución de los notebooks de Python

# 8. Bibliografía

# 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.