Prácticas de Algorítmica

Búsqueda aproximada de cadenas
(2ª parte proyecto coordinado SAR-ALT)

Curso 2023-2024

Objetivos

El objetivo de esta segunda parte del proyecto conjunto SAR-ALT es:

1. Estudiar e implementar la búsqueda aproximada de una cadena respecto de todas las cadenas de un diccionario.
2. Utilizar esa búsqueda aproximada para ampliar el motor de recuperación de información desarrollado en SAR de forma que acepte consultas con búsqueda aproximada.

Búsqueda aproximada de cadenas

Búsqueda aproximada de cadenas

- La búsqueda puede ser **online** o bien **offline**: se llama **online** cuando el diccionario no puede ser preprocesado para generar algún tipo de índice que permita mejorar la eficiencia. Cuando sí podemos realizar algún tipo de preproceso se llama **offline** o **indexing**. Vamos a suponer que sí se puede realizar un preproceso, estamos en el caso **offline**.
- Es posible orientar la búsqueda **a nivel de secuencia o de palabras**:
  - A nivel **de secuencia** alguien podría escribir "wiki pedia" en lugar de "wikipedia" y recuperarse del error (se consideran errores llamados *split* y *merge*).
  - A nivel **de palabras** se separa el texto por sus separadores y luego se limita a buscar las palabras más cercanas. En el ejemplo anterior buscaría las palabras cercanas a "wiki" y a "pedia". En este caso se trabaja con un diccionario de palabras.

  Nosotros vamos a limitarnos a trabajar a nivel de palabra.

Búsqueda aproximada de cadenas

- Hay que considerar si el diccionario se actualiza de manera frecuente. Si casi nunca se actualiza, la eficiencia del preproceso no será crítica. Vamos a suponer que el diccionario **no se actualiza** (para actualizar regeneramos de cero)
- También podemos distinguir entre búsquedas que tienen en cuenta el contexto (otras palabras que forman parte de dicha búsqueda) o no. Consideramos el caso más simple: **no se considera el contexto**.
- También se puede contemplar la **búsqueda predictiva**: el sistema sugiere palabras mientras escribimos término a buscar. El sistema debería completar una palabra a partir de su prefijo *incluso si el usuario se equivoca al escribir ese prefijo.*
  Únicamente buscaremos sugerencias de manera **no predictiva**.

Búsqueda aproximada de cadenas

Resumiendo: Buscaremos palabras ya escritas. Las candidatas están en un diccionario que podremos haber preprocesado y que normalmente no va a ser modificado. Esta suele ser la tarea de un corrector ortográfico:

https://en.wikipedia.org/wiki/Spelling_suggestion

Existen bibliotecas Python con esta funcionalidad, por ejemplo: `http://pyenchant.github.io/pyenchant/api/enchant.html`

```
>>> import enchant
>>> d = enchant.Dict("en_US")   # create dictionary for US English
>>> d.suggest("enchnt")
['enchant', 'enchants', 'enchanter', 'penchant', 'incant',
 'enchain', 'enchanted']
```

Búsqueda aproximada de cadenas

Utilizaremos una clase Python llamada `SpellSuggester` que recibe en el constructor un diccionario de términos/palabras y lo preprocesa. El objeto creado dispondrá del método `suggest` que recibe:

- La palabra a buscar.
- Un umbral o nivel de tolerancia (para limitar la búsqueda).

Este método devuelve lista que contiene las palabras del diccionario que estén próximas a la buscada (dentro del umbral indicado). Esto se verá con más detalle posteriormente.

Para ello necesitamos evaluar la distancia entre dos palabras. Vamos a limitarnos a estudiar **distancias de edición:**

> *La distancia de edición entre dos cadenas $x, y \in \Sigma^\star$ es el número mínimo de operaciones de edición para convertir la primera en la segunda (o viceversa, la distancia es simétrica).*

Las distancias de edición más utilizadas son:

- Distancia de Levenshtein.
- Distancia de Damerau-Levenstein.

Distancias de edición

Distancias de edición

Las operaciones de edición consideradas para calcular la distancia de Levenshtein entre x e y son:

- Insertar un carácter (denotado $\lambda \to y_j$)
- Borrar un carácter (denotado $x_i \to \lambda$)
- Sustituir un carácter por otro (denotado $x_i \to y_j$)

Recuerda: *λ denota la cadena vacía.*

Aunque hemos definido la distancia de edición como el número de operaciones de edición, es posible considerar el caso **ponderado** donde las operaciones de edición pueden tener costes diferentes. Por ejemplo, tiene sentido que sustituir una consonante por otra diferente tenga un coste mayor a sustituir una vocal por la misma vocal acentuada. En el caso ponderado el coste de cada operación vendría dado por:

- $\gamma(\lambda \to y_j)$
- $\gamma(x_i \to \lambda)$
- $\gamma(x_i \to y_j)$

Distancias de edición

En este proyecto vamos a limitarnos al caso **no ponderado**. Es decir, aunque se pueda contemplar que algunas operaciones de distancia de edición tienen un coste mayor que otras, el coste de todas las inserciones o borrados es el mismo sin importar el símbolo del alfabeto. Por otra parte, todas las operaciones de sustitución dependen únicamente de si el símbolo que se sustituye es el mismo (un acierto, de coste cero) o es diferente (coste mayor que cero):

- $\gamma(\lambda \to y_j) = 1$
- $\gamma(x_i \to \lambda) = 1$
- $\gamma(x_i \to y_j) = \begin{cases} 0 & \text{si } x_i = y_j \\ 1 & \text{si } x_i \neq y_j \end{cases}$

Distancia de Levenshtein

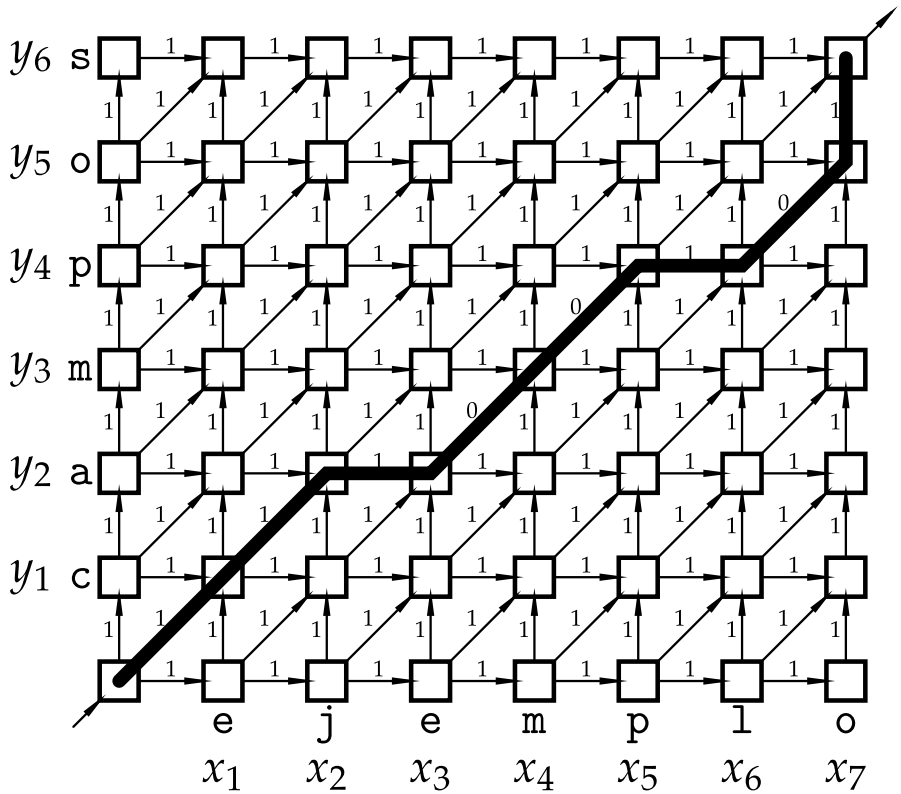
En la siguiente ecuación recursiva $D(i, j)$ denota el coste de convertir el prefijo de longitud i de x en el prefijo de longitud j de y:

$$D(i,j) = \text{mín} \begin{cases} 0 & \text{si i=0 } y \text{ j=0} \\ D(i-1,j)+1 & \text{si i>0} \\ D(i,j-1)+1 & \text{si j>0} \\ D(i-1,j-1) & \text{si } i>0, j>0, x_i = y_j \\ D(i-1,j-1)+1 & \text{si } i>0, j>0, x_i \neq y_j \end{cases}$$

De manera que $d(x, y) = D(|x|, |y|)$.

Distancia de Levenshtein

El siguiente gráfico ilustra la matriz de estados cuando se calcula la distancia de Levenshtein entre las cadenas *campos* y *ejemplo*:



Observa que todas las transiciones tienen coste 1 exceptuando las diagonales donde $x_i = y_j$.

Distancia de Damerau-Levenshtein

Se trata de una extensión de la distancia de Levenshtein en la que se añade un nuevo tipo de operación de edición:

- Trasponer o intercambiar dos símbolos adyacentes $ab \leftrightarrow ba$. Con la notación de editar x para obtener y sería $x_{i-1} = y_j$ y $x_i = y_{j-1}$ para $i > 0, j > 0$.

Una observación **obvia** es que, como incluye las operaciones de edición de la distancia de Levenshtein, se cumplirá siempre que:

$$\text{Damerau-Levenshtein}(x, y) \leq \text{Levenshtein}(x, y) \quad \forall x, y \in \Sigma^\star$$

Por ejemplo, la distancia de Levenshtein entre "algoritmo" y "algortimo" es 2 (dos sustituciones "i" $\rightarrow$ "t", "t"$\rightarrow$ "i") mientras que la distancia de Damerau-Levenshtein es 1 (intercambio "it" $\leftrightarrow$ "ti").

Distancia de Damerau-Levenshtein

Existen 2 variantes de esta distancia:

- La versión **no restringida** es la distancia como se entiende de la definición: buscar la forma de aplicar el menor número de operaciones para pasar de una cadena a la otra.
- En la versión **restringida** vamos a suponer que una vez intercambiados dos símbolos, éstos **no** se pueden utilizar en otras operaciones de edición.

Resulta que la versión restringida:

1. A veces no da la distancia mínima. Por ejemplo, `d("ba","acb")` es 3 en la versión restringida pero sólo 2 en la no restringida.
2. No cumple la desigualdad triangular, por lo que no es una métrica: Ejemplo: `d("ca","ac") + d("ac","abc") < d("ca","abc")`
3. Es más sencilla y rápida de calcular que la no restringida.

Distancia de Damerau-Levenstein restringida

El cálculo de la versión restringida de Damerau-Levenstein mediante programación dinámica es relativamente sencillo, basta con utilizar la siguiente ecuación recursiva:

$$D(i,j) = \text{mín} \begin{cases} 0 & \text{si i=0 } y \text{ j=0} \\ D(i-1,j)+1 & \text{si i>0} \\ D(i,j-1)+1 & \text{si j>0} \\ D(i-1,j-1) & \text{si } i>0, j>0, x_i = y_j \\ D(i-1,j-1)+1 & \text{si } i>0, j>0, x_i \neq y_j \\ D(i-2,j-2)+1 & \text{si } i>1, j>1, x_{i-1} = y_j, x_i = y_{j-1} \end{cases}$$

Observa que simplemente añade un caso más (última línea) a la ecuación recursiva de la distancia de Levenshtein.

Distancia de Damerau-Levenstein no restringida

En la versión no restringida suponemos un conjunto de operaciones:

$aub \to bva$ *con coste* $1 + |u| + |v|$ *para cualquier* $u, v \in \Sigma^\star$.

ya que para obtener *bva* a partir de *aub* **condicionado a que exista una transposición** $ab \to ba$ deberíamos:

1. Borrar u en aub, lo cual tiene coste $|u|$ borrados,
2. La transposición $ab \to ba$ con coste 1 y, finalmente,
3. Insertar v en ba, con coste $|v|$ inserciones.

Observa que una alternativa a pasar de *aub* a *bva* sin $ab \leftrightarrow ba$ sería:

1. Sustituir $a \to b$ (i.e. $aub \to bub$),
2. Obtener v a partir de u (i.e. $bub \to bvb$),
3. Sustituir $b \to a$ (i.e. $bvb \to bva$).

Esto tiene un coste $2 + d(u, v)$, por lo que sólo conviene transponer si $1 + |u| + |v| < 2 + d(u, v)$ (i.e. si $d(u, v) > |u| + |v| - 1$). El interés de estas operaciones disminuye conforme aumenta $|u| + |v|$.

Es posible implementar la distancia de Damerau-Levenstein no restringida añadiendo un array de longitud $|\Sigma|$, pero resulta complejo.

Distancia de Damerau-Levenstein *intermedia*

A medida que $|u|$ y $|v|$ crecen es más y más improbable que tenga sentido aplicar una transposición $a \leftrightarrow b$ en $aub \rightarrow bva$.
Por eso proponemos una versión llamada *intermedia* que consiste en considerar únicamente los casos donde $|u| + |v| \leq$ cte para una constante cte prefijada. En esta práctica consideraremos cte $= 1$ de modo que únicamente consideraremos las siguientes operaciones de edición donde $a, b, c, d \in \Sigma$:

- $ab \leftrightarrow ba$ coste 1 *(está en la versión restringida)*
- $acb \leftrightarrow ba$ coste 2
- $ab \leftrightarrow bca$ coste 2

No vale la pena contemplar $acb \leftrightarrow bda$ con coste 3 puesto que ese mismo coste se consigue sin trasposición.

Ejercicio:

Añade 2 casos más la ecuación de recurrencia de Damerau-Levenstein restringido para obtener la versión intermedia.

Tareas a realizar en el proyecto

Tareas obligatorias

1. Recuperar la secuencia de operaciones de edición en Levenshtein.
2. Implementar Levenshtein con reducción de coste espacial y con un parámetro umbral o `threshold` de modo que se pueda dejar de calcular cualquier distancia mayor a dicho umbral.
3. Utilizar una cota optimista para ahorrar evaluaciones de la distancia de Levenshtein e integrarlo en `SpellSuggester` para utilizarlo en el recuperador de SAR.
4. Modificar el Indexador y el Recuperador de SAR para permitir la búsqueda aproximada de cadenas utilizando la clase `SpellSuggester`.

Nota

Se parte (o dispone) de una implementación básica del cálculo de la distancia de Levenshtein.
Ver apartado “Material proporcionado”.

Posibles ampliaciones

1. Implementar la versión **restringida** de Damerau-Levenstein (también con un parámetro umbral o `threshold` de modo que se pueda dejar de calcular cualquier distancia mayor a dicho umbral). Es automático que quede integrado en el recuperador.
2. Obtener la secuencia de operaciones de edición para Damerau-Levenshtein restringido.
3. Implementar la versión **intermedio** de Damerau-Levenstein (también con un parámetro umbral o `threshold` de modo que se pueda dejar de calcular cualquier distancia mayor a dicho umbral). Es automático que quede integrado en el recuperador.
4. Obtener la secuencia de operaciones de edición para Damerau-Levenshtein intermedio.

Material proporcionado

Material proporcionado

Para la realización de este proyecto se proporciona el siguiente material:

- Versión básica de Levenshtein (fichero `distancias.py`).
- Comprobar los 3 tipos de distancia (fichero `test_distancias.py`).
- Comprobar la recuperación del camino (fichero `test_edicion.py`).
- La clase `SpellSuggester` (fichero `spellsuggester.py`).
- Fichero `test_spellsuggester.py` para probar las distancias con `Spellsuggester`.
- Referencia con la salida de `test_spellsuggester.py`.
- Versiones actualizadas `SAR_Indexer.py` y `ALT_Searcher.py`.
- Referencia para comprobar que la integración con el proyecto de SAR es correcta.

Atención

Si alguien no cursó SAR en los 2 últimos cursos debe ponerse en contacto con su profesor de prácticas.

Material proporcionado

En el fichero `distancias.py` se proporciona la siguiente función que utiliza una matriz `numpy`:

```
def levenshtein_matriz(x, y, threshold=None):
    # no utiliza threshold pero debe permitir recibirlo
    lenX, lenY = len(x), len(y)
    D = np.zeros((lenX+1,lenY+1), dtype=np.int)
    for i in range(1, lenX+1):
        D[i][0] = D[i-1][0] + 1
    for j in range(1, lenY+1):
        D[0][j] = D[0][j-1] + 1
        for i in range(1, lenX+1):
            D[i][j] = min(D[i-1][j] + 1,
                          D[i][j-1] + 1,
                          D[i-1][j-1] + (x[i-1] != y[j-1]))
    return D[lenX,lenY]
```

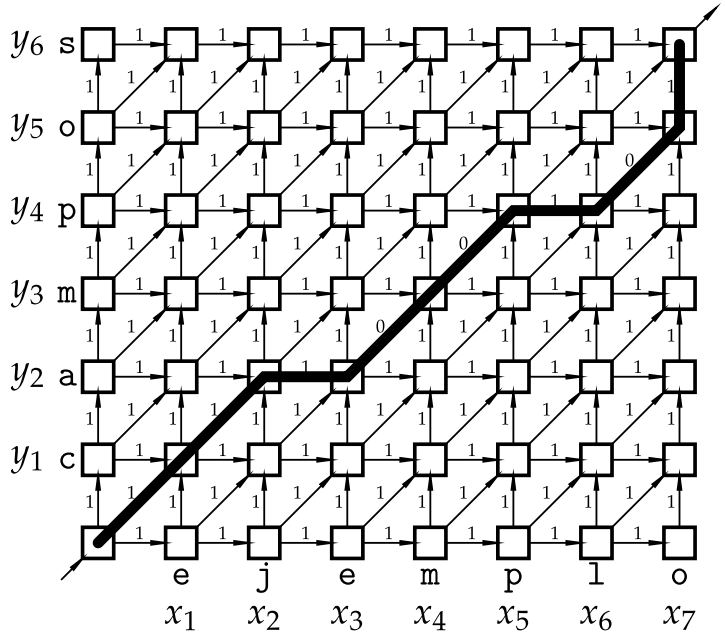
Nota:

Utilizar una matriz `numpy` en este caso puede ser algo más lento que utilizar un diccionario Python.

Tareas obligatorias

1. Recuperar secuencia de operaciones de edición

Es lo que en programación dinámica se denomina "recuperar el camino":



- **Importante:** tras finalizar el cálculo de la distancia.
- Se parte de la posición `D[lenX,lenY]` y se debe ir retrocediendo.
- Ten en cuenta que al retroceder puedes llegar a "una pared" de la matriz y, en ese caso, hay predecesores que no existen.
- Se obtiene la secuencia de operaciones de edición en sentido inverso. Es más eficiente guardarlos con `append` y hacer un solo `reverse` al finalizar (insertarlos al inicio es más ineficiente).

1. Recuperar secuencia de operaciones de edición

La secuencia devuelta debe estar en el formato utilizado por la siguiente función que convierte una cadena en otra utilizando esa secuencia de operaciones. Aquí tienes un ejemplo de cómo convertir la cadena `'ejemplo'` en la cadena `'campos'` *(es el mismo ejemplo del libro de los apuntes de Andrés Marzal, María José Castro y Pablo Aibar):*

```
aplicar_edicion("ejemplo",
                [('e', ''), ('j', 'c'), ('e', 'a'), ('m', 'm'),
                 ('p', 'p'), ('l', 'o'), ('o', 's')])
```

La edición para Levenshtein es una lista de tuplas, cada tupla son 2 letras donde una de ellas puede ser la cadena vacía si se trata de una inserción o de un borrado. Los aciertos también aparecen explícitamente en la secuencia.

1. Recuperar secuencia de operaciones de edición

El fichero `test_edicion.py` contiene código para lanzar las funciones que calculan operaciones de edición sobre una batería de tests. El resultado tiene este aspecto:

```
Comprobando si levenshtein(ejemplo,campos) == 5
operaciones: [('e', ''), ('j', 'c'), ('e', 'a'), ('m', 'm'),
 ('p', 'p'), ('l', 'o'), ('o', 's')]
 - e       se aplica en |ejemplo para dar |jemplo coste 1
 - j   c   se aplica en |jemplo  para dar c|emplo coste 1
 - e   a   se aplica en c|emplo  para dar ca|mplo coste 1
 - m   m   se aplica en ca|mplo  para dar cam|plo coste 0
 - p   p   se aplica en cam|plo  para dar camp|lo coste 0
 - l   o   se aplica en camp|lo  para dar campo|o coste 1
 - o   s   se aplica en campo|o  para dar campos| coste 1
CORRECTO!
```

2. Reducción del coste espacial

Para reducir el coste espacial es habitual reemplazar la matriz por dos vectores. A partir del código de `levenshtein_matriz` reemplaza la matriz:

```
D = np.zeros((lenX+1,lenY+1), dtype=np.int)
```

por 2 vectores (es preferible numpy, alternativamente listas Python).

- La función `np.zeros` también puede crear un vector si solamente le pasas un tamaño:

```
>>> np.zeros(10,dtype=np.int)
array([0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0])
```

- Conviene que sean vectores de tamaño `lenX + 1` porque corresponde al bucle más interno.
- La forma *eficiente* de intercambiar los 2 vectores es intercambiar las *referencias* a los mismo:

```
vprev,vcurrent = vcurrent,vprev
```

Atención

Esta parte corresponde a completar la función `levenshtein_reduccion`.

2. Utilización de un parámetro umbral o `threshold`

- Esta ampliación se debe realizar a partir de la versión con reducción del coste espacial.
- Se trata de añadir un tercer argumento `threshold` de modo que se pueda dejar de calcular una distancia cuando sepamos seguro que el valor final superará dicho umbral.
- **Importante:** Si la distancia calculada es mayor a `threshold` el método deberá devolver `threshold+1` (incluso al final).
- La forma más sencilla consiste en **detener el algoritmo** (vía `return`) si, tras calcular una etapa (columna) se puede asegurar que el coste superará el umbral.

Atención

Esta parte corresponde a completar la función `levenshtein`, copia primero el código la versión anterior (`levenshtein_reduccion`) y luego añade la modificación para la parada con `threshold`.

3. Cota optimista

Se trata de utilizar una cota optimista para ahorrar evaluaciones de la distancia de Levenshtein (**no sirve** para Damerau-Levenshtein).
La cota optimista propuesta supone olvidar el orden en el que aparecen las letras (como ocurre también con los modelos *bag of words* que puede que vieras en SAR). Veamos unos ejemplos:

- Si se compara `'casa'` con `'saca'`, el nº veces que aparece cada letra es el mismo, así que una cota basada en el conteo devolvería 0.
- Si se compara `'casa'` con `'saco'`, vemos que hay una `'a'` de más en la primera y una `'o'` de más en la segunda. Una cota optimista basándonos en el conteo (ignorando el orden) sólo podría concluir que la distancia es `>=1` por una posible sustitución de la `'a'` por la `'o'`.
- Si se compara `'casa'` con `'abad`, vemos que hay una `'c'` y una `'s'` de más en la primera y una `'b'` y una `'d'` de más en la segunda. Se puede deducir que la distancia es `>=2` para dar cuenta con sustituciones o borrados las letras de más de uno de los lado (interesa el máximo entre ambos, aquí había empate).

3. Cota optimista

- En general, hay que:
  - contar nº veces **de más** que aparece cada letra de una cadena en la otra.
  - sumar todas esas cuentas
  - hacer lo mismo con la otra cadena.
  - devolver el máximo de ambas sumas.

  Por ejemplo, si nos pasan las cadenas `'casa'` y `'abad'` y recorremos la primera sumando 1 obtenemos el diccionario:

  ```
  {'c': 1, 'a': 2, 's': 1}
  ```

  Si ahora recorremos la segunda cadena restando 1 nos queda:

  ```
  {'c': 1, 'a': 0, 's': 1, 'b': -1, 'd': -1}
  ```

  La suma de valores positivos da 2, la de los negativos da -2. El máximo de ambos en valor absoluto es 2 que sería la estimación optimista de `Levenshtein('casa','abad')`. Donde, por *optimista* se entiende que es menor o igual que la distancia real.

3. Cota optimista

- El objetivo de esta ampliación es crear una función `levenshtein_cota_optimista` que internamente realice este cálculo y si el resultado es mayor o igual al `threshold` devuelva `threshold+1`. En otro caso ya calcula la distancia de Levenshtein de la forma normal (la versión que puede parar por el `threshold` tras calcular cada columna).
- La forma de integrar esta ampliación en el código de SAR es muy sencilla: al construir el objeto `SpellSuggester` le pasamos en el diccionario de funciones de distancia una entrada con el nombre (por ejemplo) `'levenshtein_o'` asociada a la función que pruebe la cota optimista y, si no supera el threshold, delegue en la versión "Levenshtein con threshold" anterior (llamada `levenshtein`).

4. Integración del corrector en el proyecto SAR

En el proyecto de SAR se proporcionaban 3 ficheros (`SAR_Indexer.py`, `SAR_Searcher.py` y `SAR_lib.py`) y únicamente se debía modificar `SAR_lib.py`.

- Debéis bajaros un nuevo `SAR_Indexer.py`.
- Ahora se proporciona un fichero `ALT_Searcher` que es una variante de `SAR_Searcher` donde se han añadido esas 3 opciones de la línea de comandos:

  ```
  -d --distance nombre_funcion_distancia
  -t --threshold umbral_distancia
  -s --spell
  ```

  para poder especificar los valores del tipo de distancia a utilizar y el threshold empleado en el `SpellSuggester` (pasándole estos valores en el constructor) y `--spell` para activar la búsqueda con tolerancia.
  Los valores de `-d` y `-t` se usan para llamar al método `suggest` (pero es posible usar el programa **sin** tolerancia (sin usar `suggest`)).
- En la clase `SAR_Indexer` dentro de `SAR_lib.py` debes añadir los atributos `self.use_spelling` y `self.speller` a `False` y `None` respectivamente.

4. Integración del corrector en el proyecto SAR

- También debes añadir el siguiente método que se llama desde `ALT_Searcher`:

```
def set_spelling(self, use_spelling:bool, distance:str=None,
                 threshold:int=None):
    """
    self.use_spelling a True activa la corrección ortográfica
    EN LAS PALABRAS NO ENCONTRADAS, en caso contrario NO utilizará
    corrección ortográfica

    input: "use_spell" booleano, determina el uso del corrector.
           "distance" cadena, nombre de la función de distancia.
           "threshold" entero, umbral del corrector
    """
```

Este método debe asignar a `self.speller` un objeto `SpellSuggester` creado con los valores recibidos (el vocabulario son las claves del `self.index` convertidas a lista, el diccionario de tipos de distancia es `opcionesSpell` que puedes importar del fichero `distancias.py`).

4. Integración del corrector en el proyecto SAR

Es posible que sea casi suficiente modificar el método `get_posting` para que realice la búsqueda con tolerancia.
Para ello, **únicamente si se activa `use_spell` y el término no está en `self.index`** hay que usar `self.speller` y utilizar `suggest` con dicho término. Si devuelve una lista no vacía de palabras, hay que buscarlas todas (el `get_posting` original solamente tendría que buscar una) y juntar todos los términos invertidos en una sola lista (como se hacía ya cuando se trataba la conectiva lógica `or`). Una vez obtenido el *posting list* juntando todo, lo podemos utilizar como antes y da igual si proviene de un término que estaba en el diccionario o del resultado de usar el corrector ortográfico (es transparente al resto).

- Os hemos dejado los ficheros `'100.zip'` y `'500.zip'`, `queries.txt` y ficheros de referencia.
- Podéis utilizar las referencias como en este ejemplo:

```
python ALT_Searcher.py index_100.bin \
       -T result_100_levenshtein_1.txt -s -t 1 -d "levenshtein"
```

Ampliaciones

1. Ampliación Damerau-Levenshtein *restringido*

Esta ampliación consiste en copiar el código de Levenshtein y modificarlo para dar cuenta de la nueva regla que aparece en la ecuación recursiva (la última línea):

$$D(i,j) = \text{mín} \begin{cases} 0 & \text{si i=0 } y \text{ j=0} \\ D(i-1,j)+1 & \text{si i>0} \\ D(i,j-1)+1 & \text{si j>0} \\ D(i-1,j-1) & \text{si } i>0, j>0, x_i = y_j \\ D(i-1,j-1)+1 & \text{si } i>0, j>0, x_i \neq y_j \\ D(i-2,j-2)+1 & \text{si } i>1, j>1, x_{i-1} = y_j, x_i = y_{j-1} \end{cases}$$

se sugiere tomar como punto de partida la versión de Levenshtein con parada por `threshold` y reducción de coste espacial que utiliza 2 vectores columna. Ahora tendrás que utilizar TRES vectores porque aparece una dependencia `j-2`.

1. Ampliación Damerau-Levenshtein *restringido*

- Para comprobar que funciona se proporciona el programa `test_distancias.py` con un pequeño conjunto de test con ejemplos donde Damerau-Levenshtein restringido da un valor diferente (obviamente inferior) a Levenshtein.
- Para integrarlo en el proyecto de SAR basta con incluir esta función en el diccionario que se le pasa al constructor de `SpellSuggester`.

2. Ampliación Damerau-Levenshtein *restringido*

Si queréis incluir la ampliación de recuperar el camino, hay que:

- Ver cómo especificar las operaciones de edición de tipo transposición $ab \rightarrow ba$ en la secuencia devuelta. Se trata de generar tuplas `('ab','ba')` donde las letras obviamente serán las adecuadas según el caso.
- Probar que funciona con el fichero `test_edicion.py`.

```
Comprobando si damerau_r(algortimac,algoritmica) == 3
operaciones: [('a', 'a'), ('l', 'l'), ('g', 'g'), ('o', 'o'),
 ('r', 'r'), ('', 'i'), ('t', 't'), ('im', 'mi'), ('ac', 'ca')]
 - a   a   se aplica en |algortimac para dar a|lgortimac coste 0
 - l   l   se aplica en a|lgortimac para dar al|gortimac coste 0
 - g   g   se aplica en al|gortimac para dar alg|ortimac coste 0
 - o   o   se aplica en alg|ortimac para dar algo|rtimac coste 0
 - r   r   se aplica en algo|rtimac para dar algor|timac coste 0
 -     i   se aplica en algor|timac para dar algori|timac coste 1
 - t   t   se aplica en algori|timac para dar algorit|imac coste 0
 - im  mi  se aplica en algorit|imac para dar algoritmi|ac coste 1
 - ac  ca  se aplica en algoritmi|ac para dar algoritmica| coste 1
CORRECTO!
```

3. Ampliación Damerau-Levenshtein *intermedio*

En este caso se tienen en cuenta una serie de operaciones de transposición descritas anteriormente:

- $ab \leftrightarrow ba$ coste 1 *(ya estaba en restringido)*
- $acb \leftrightarrow ba$ coste 2
- $ab \leftrightarrow bca$ coste 2

donde $a, b, c, d \in \Sigma$. Para ello:

- Inspirándote en la ecuación de recurrencia de la versión restringida y mirando las nuevas operaciones de edición, escribid la ecuación de recurrencia para esta versión.
- Puedes tomar como punto de partida para la implementación la versión Damerau-Levenshtein restringida (seguramente nadie implementará intermedio sin haber hecho restringida) y añadir los nuevos casos que han aparecido en la ecuación de recurrencia.
- Seguramente ahora has de utilizar 4 en lugar de 3 vectores columna.

4. Ampliación Damerau-Levenshtein *intermedio*

- La ampliación de recuperar la secuencia de operaciones de edición requiere considerar tuplas de tipo `('acb','ba')` y `('ab','bca')`.

```
Comprobando si damerau_i(algoritmo,algortximo) == 2
operaciones: [('a', 'a'), ('l', 'l'), ('g', 'g'), ('o', 'o'),
  ('r', 'r'), ('it', 'txi'), ('m', 'm'), ('o', 'o')]
 - a   a   se aplica en |algoritmo para dar a|lgoritmo coste 0
 - l   l   se aplica en a|lgoritmo para dar al|goritmo coste 0
 - g   g   se aplica en al|goritmo para dar alg|oritmo coste 0
 - o   o   se aplica en alg|oritmo para dar algo|ritmo coste 0
 - r   r   se aplica en algo|ritmo para dar algor|itmo coste 0
 - it  txi se aplica en algor|itmo para dar algortxi|mo coste 2
 - m   m   se aplica en algortxi|mo para dar algortxim|o coste 0
 - o   o   se aplica en algortxim|o para dar algortximo| coste 0
CORRECTO!
```

Presentación, defensa y evaluación

Presentación y defensa del proyecto

Cada grupo/equipo debe preparar:

- Una pequeña **memoria** o informe con una descripción de las tareas desarrolladas, el reparto de trabajo y decisiones adoptadas. Debe ser en formato txt o pdf (o ir acompañado de una versión pdf si se se utilizan otros formatos tipo docx u odt).
- El **código** realizado. Se valorará la organización (incluyendo la utilización de módulos/bibliotecas), estilo, eficiencia, documentación/comentarios, etc.

Pueden entregarse estos ficheros (puede ser en un zip, evitad rar):

- La memoria.
- Fichero `SAR_lib.py`.
- Fichero `distancias.py`.
- Según ampliaciones, scripts para medir distancias, resultados, etc.
- NO subáis los ficheros que no se han modificado (especialmente NO subáis `miniquijote.txt` ni las carpetas de datos).

Evaluación

- La memoria y el código se entregan hasta el 10 de noviembre 2023.
- La sesión del 17 de noviembre de 2023 se dedica a evaluar: os haremos preguntas y probaremos el código.
- El proyecto vale un 10% de la nota de la asignatura:
  - Memoria + parte obligatoria perfecta: 60% nota.
  - Ampliaciones: 40% restante, cada una 10%.
- Las ampliaciones no se tienen en cuenta sin toda la parte obligatoria.
- Recuperación del proyecto:
  - Para poder recuperar el proyecto es necesario haberlo presentado primero en la fecha estipulada.
  - En el caso de que suspendas, os daremos una lista con lo que es necesario subsanar
  - Se dará un plazo de 2 semanas desde que se publiquen las notas para subsanar esos errores.