

Gestión del Conocimiento en las Organizaciones:

Sistemas de recomendación

Andrea Calero Caro (alu0101202952@ull.edu.es)



Índice:

1. Introducción.	2
2. Desarrollo y explicación del funcionamiento.	2
2.1. CoeficientePearson(usux, usuy).	8
2.2. DCoseno(usux, usuy).	12
2.3. DEuclidea(usux, usuy).	14
2.4. PrediccionSimple(simi[pearson coseno euclidea], vecinos, usuy).	16
2.4. PrediccionDMedia(simi[pearson coseno euclidea], vecinos, usux, usuy).	17
3. Funcionamiento.	18
4. Conflictos.	20
5. Referencias.	20



1. Introducción.

En ésta práctica se quiere implementar un sistema de recomendación, el cuál maneja las métricas de: Correlación de Pearson, Distancia coseno y Distancia Euclídea, luego se le pasará un mínimo de 3 vecinos y el tipo de predicción: Simple o Distancia con la Media.

```
Para ejecutar el programa, en python, será: > python [program.py] [matriz.txt]
```

El programa en python se llama: **sistema-recomenda.py** y luego se pasará un archivo .txt con la matriz de utilidad que tendrá las valoraciones de cada usuario, este con el formato que se ha explicado en clase.

2. Desarrollo y explicación del funcionamiento.

Se procederá a explicar el código en orden a su funcionamiento y acceso a cada método del programa.

Como se comentó anteriormente, se trabajará con una métrica, unos vecinos y un tipo de predicción, sin embargo, estos no se pasan por argumento, sino por un menú, esto debido a que es más visual para poder trabajar con los datos.

Como paso previo se creó un método que pide un número entero y comprueba que sea entero, en otro caso mostrará un fallo.



También, en las primeras líneas del programa se comprueba que el paso de argumentos por línea de comando, sea el correcto, con la librería **sys**. Ésta en sustitución de la librería **argparse**.

El menú de opciones consta de 3 partes, el que recoge el tipo de métrica:

- 1) Correlación de Pearson
- 2) Distancia coseno
- 3) Distancia Euclídea

Por otro lado recogerá el número de vecinos, el cuál mínimo tiene que haber 3. Y finalmente, se recoge el tipo de Predicción:

- 1) Predicción Simple
- 2) Predicción Distancia con la Media.

Una vez elegida la métrica, se pasa a procesar el archivo de texto que tiene a la matriz por la función LeerFichero(). Y la cuál devolverá dos usuarios, usux e usuy, que corresponde con los dos que se analizarán. Continúa así, con la llamada a la función correspondiente a la métrica deseada: CoeficientePearson(usux, usuy), DCoseno(usux, usuy) o DEuclidea(usux, usuy). Sacando finalmente en dicho apartado el resultado de la métrica y un mensaje si la similitud cumple con lo establecido, para ello se llaman a las funciones: SimilitudPearson(resultadopearson), SimilitudCoseno(resultadocoseno).

Mostrándose así el código:



```
# Menu de opciones
while not salir:
   print("OPCIONES DISPONIBLES")
   print ("1. Correlacion de Pearson")
   print ("2. Distancia coseno")
   print ("3. Distancia Euclidea")
   print ("4. Salir")
   print ("Elige una opcion")
   opcion = pedirNumeroEntero()
    print("############""")
    if opcion == 1:
       print ("\nOpcion 1: 'Correlacion de Pearson'\n")
        # Matriz usuarios/recomendacion
       matriz = sys.argv[1]
        usux, usuy = LeerFichero()
       resultadopearson = CoeficientePearson(usux, usuy)
        print("\n")
        print("Coeficiente de Pearson: ", resultadopearson)
        print("Similitud: ", SimilitudPearson(resultadopearson))
        print("\n")
    elif opcion == 2:
       print ("\nOpcion 2: 'Distancia coseno'\n")
       matriz = sys.argv[1]
       usux, usuy = LeerFichero()
       resultadocoseno = DCoseno(usux, usuy)
       print("\n")
       print("Distancia Coseno: ", resultadocoseno)
        print("\n")
        print("Similitud: ", SimilitudCoseno(resultadocoseno))
        print("\n")
    elif opcion == 3:
       print("\nOpcion 3: 'Distancia Euclidea'\n")
       matriz = sys.argv[1]
       usux, usuy = LeerFichero()
       resultadoeuclidea = DEuclidea(usux, usuy)
        print("\n")
        print("Distancia Euclidea: ", resultadoeuclidea)
       print("\n")
    elif opcion == 4:
       salir = True
        print ("Introduce un numero entre 1 y 3")
        print("#############""")
```



La siguiente parte del menú consta en recoger número de vecinos y tipo de predicción. El tipo de predicción será 1 para Predicción Simple y 2 para la Distancia con la Media, cada opción del menú tendrá dos funciones asociadas: PrediccionSimple(simi[pearson | coseno | euclidea], vecinos, usuy) y PrediccionDMedia(simi[pearson | coseno | euclidea], vecinos, usux, usuy)

Por un lado la predicción Simple requiere del resultado de similitud que se obtiene en cada métrica, los vecinos y el usuario y, o v en caso de las diapositivas. Mientras que, por otro lado, la predicción distancia con la media, requiere además de estos el usuario x, o u, en caso de las diapositivas. Más adelante, en la explicación de ambas fórmulas se extenderá.



```
#numvecinos = 0
              print("INTRODUCE EL NUMERO DE VECINOS CONSIDERADOS")
              vecinos = pedirNumeroEntero()
              if vecinos >= 3:
                 break
              print("Introduce mas de 2 vecinos, minimo 3\n")
          while True:
              print("INTRODUCE EL TIPO DE PREDICCION")
              print ("1. Prediccion simple")
              print ("2. Diferencia con la media")
              prediccion = pedirNumeroEntero()
              if prediccion == 1:
                  print ("\nOpcion 1: 'Prediccion simple'\n")
                  if opcion == 1: #Correlacion de Pearson
                      simipearson = CoeficientePearson(usux, usuy)
                      prediccionspearson = PrediccionSimple(simipearson, vecinos, usuy)
                     print("\n")
                     print("Prediccion: ", prediccionspearson)
                  elif opcion == 2: #Distancia coseno
                      simicoseno = DCoseno(usux, usuy)
                      prediccionscoseno = PrediccionSimple(simicoseno, vecinos, usuy)
                      print("\n")
                      print("Prediccion: ", prediccionscoseno)
                  elif opcion == 3: #Distancia euclidea
                      simieuclidea = DEuclidea(usux, usuy)
                      prediccionseuclidea = PrediccionSimple(simieuclidea, vecinos, usuy)
                      print("\n")
                      print("Prediccion: ", prediccionseuclidea)
                      print("Error con la prediccion simple")
              elif prediccion == 2:
                  print ("\nOpcion 2: 'Diferencia con la media'\n")
                  if opcion == 1: #Correlacion de Pearson
                      simipearson = CoeficientePearson(usux, usuy)
                      predicciondpearson = PrediccionDMedia(simipearson, vecinos, usux, usuy)
                      print("\n")
                      print("Prediccion: ", predicciondpearson)
                  elif opcion == 2: #Distancia coseno
                      simicoseno = DCoseno(usux, usuy)
                      predicciondcoseno = PrediccionDMedia(simicoseno, vecinos, usux, usuy)
                      print("\n")
                      print("Prediccion: ", predicciondcoseno)
                  elif opcion == 3: #Distancia euclidea
364
                      simieuclidea = DEuclidea(usux, usuy)
                      predicciondeuclidea = PrediccionDMedia(simieuclidea, vecinos, usux, usuy)
                      print("\n")
                      print("Prediccion: ", predicciondeuclidea)
                      print("Error con la prediccion diferencia con la media")
                  print("#############"")
                  print ("Introduce un numero, 1 o 2")
373
                  print("########################")-
     print ("Fin")
```



Ahora se profundizará, en orden de acceso, a las funciones que se definieron anteriormente.

Primero, si se introduce la métrica se pasará a llamar a la función **LeerFichero()**, la función no recibe nada, y devuelve los dos usuarios en cada iteración del recorrido de la matriz. Para ello se abre el archivo .txt y se lee línea a línea guardando como usux la línea de la iteración i de la matriz y el usuy la línea de iteración i+1. Así tendríamos los dos usuarios. Y en la variable **datosusuario** = [] se guardará la matriz original de utilidad.

```
# Tratamiento de argumentos
def LeerFichero():
     print ("+++ Matriz relacion usux/usuy de los usuarios ++++")
     datosusuario = []
    usux = []
     usuy = []
     with open("matriz.txt") as fname:
        usuarios = fname.readlines()
     for i in range(len(usuarios)):
         if i+1 < len(usuarios):</pre>
             usux.append(usuarios[i])
             usuy.append(usuarios[i+1])
             newusux, newusuy = LimpiarEspacios(usux, usuy)
             print(newusux, newusuy)
             CoeficientePearson(newusux, newusuy)
         #print ("Usuario " + i +"Valoracion: " + usuarios[i])
     datosusuario.append(usuarios)
     print("\n")
     print("Matriz original de utilidad: ", datosusuario)
    print("usux: ", usux)
print("usuy: ", usuy)
    return usux, usuy
     #usux[:] = []
     #usuy[:] = []
 print("\n")
```

Como se observaba que habían espacios en blanco y elementos extras que ensuciaba el código se pasó a implementar una función **LimpiarEspacios(usux, usuy)**, ésta se tuvo que implementar para no hacer un código extenso, seguir un modelo de encapsulamiento y por errores con el método ya implementado .strip()

Quedando ésta función tal que:



```
22
23
   # Limpiar espacios en blanco
25
    def LimpiarEspacios(usux, usuy):
      for i in range(len(usux)):
         if i < len(usux):</pre>
28
            newusux = usux[i].strip()
29
            newusuy = usuy[i].strip()
      return newusux, newusuy
      #print ("Limpio: ", newusux, newusuy)
32
```

Luego de que se lea el fichero y limpie espacios en blanco o saltos de línea, lo siguiente es en cada opción, Pearson, Coseno o Euclídea, implementar la función correspondiente, siguiendo las fórmulas matemáticas y explicaciones dadas en clase.

2.1. CoeficientePearson(usux, usuy).

Ésta función se basó en la fórmula matemática:

Medidas de similitud: Correlación de Pearson

Índice que puede utilizarse para medir el **grado de relación de dos variables** siempre y cuando ambas sean cuantitativas y continuas.

- \bullet u, v usuarios
- $\bullet \ r(u,i)$ calificación del usuario u del ítem i
- \bullet $\overline{r}(u)$ media de calificaciones del usuario u
- S_{uv} conjunto de ítems calificados por u y v, $S_u = \{i \in I/r(u,i) \neq \emptyset\}$ conjunto de ítems calificados por u y $S_{uv} = S_u \cap S_v$

$$sim(u,v) = \frac{\sum_{i \in S_{uv}} (r(u,i) - \overline{r}(u)) \cdot (r(v,i) - \overline{r}(v))}{\sqrt{\sum_{i \in S_{uv}} (r(u,i) - \overline{r}(u))^2}} \sqrt{\sum_{i \in S_{uv}} (r(v,i) - \overline{r}(v))^2}$$



Las variables que se usaron fueron:

- vcalificacionx e vcalificaciony, que corresponden a el resultado de las calificaciones que dieron los usuarios x e y, respectivamente. Las cuales se implementaron en una función CalificacionObjeto([usuariox | usuarioy]).
- mediax y mediay, que corresponden a el resultado de las medias devueltas en el par de resultado que retorna la función Media(vcalificacionx, vcalificaciony)
- **numerador** y **denominador**, que contendrán el numerador y denominador con las operaciones que se realizan siguiendo la fórmula planteada.
- xpow e ypow, estos corresponden a la potencia con la que se trabajará. Todos como tipo float.
- **pearson[]**, es la lista que tendrá el resultado de la similitud que nos pide la fórmula.

Para hacer las operaciones se requirió de la librería **math**, ya que tiene métodos ya implementados de la potencia **.pow()** a la que se le pasa la variable en este caso la resta de la calificación del usuario y su media, y se elevaría a 2, como se indica. Luego el denominador es un producto de raíces que se representa con **.sqrt(xpow*ypow)**, xpow e ypow contienen las potencias que se nombró. Finalmente, Pearson recogería el numerador/denominador.

Lo tenía implementado de otra manera pero me daba error, el error que se muestra en los comentarios de la siguiente imagen:

```
______
def CoeficientePearson(usuariox, usuarioy):
   # Calificaciones del usuario sobre objeto i
   vcalificacionx = CalificacionObjeto(usuariox)
  vcalificaciony = CalificacionObjeto(usuarioy)
   mediax, mediay = Media(vcalificacionx,vcalificaciony)
   #print("La media usuariox = ", mediax)
#print("La media usuarioy = ", mediay)
   numerador = 0.0
   ypow = 0.0
   for i in range(len(usuariox)):
       numerador += i-mediax*i-mediav
   for i in range(len(usuariox)):
       xpow += math.pow(i-mediax,2)
    for i in range(len(usuariox)):
   ypow += math.pow(i-mediay,2)
# Producto de las raices cuadrada
                                     das de los usuarios x e v
   denominador = math.sqrt(xpow*ypow)
   pearson = numerador/denominador
   return pearson
```

La función CalificacionObjeto() sería:



Sólo se encarga de mostrar cada calificación del objeto de un usuario.

Y la función Media() sería:

```
# Media
    def Media(usux,usuy):
        sumax = 0
        sumay = 0
        lenvector = 0
        for i in range(len(usux)):
           for j in range(len(usuy)):
               if i < len(usux) and j < len(usuy):
                  aux=int(i)
                  aux2=int(j)
                  sumax += aux
                  sumay += aux2
                  lenvector = lenvector+1
               if lenvector==0 or i =="-" or j =="-" or i ==" " or j ==" ":
                  return 0,0
                  xresult = float(sumax)/lenvector
                  yresult = float(sumay)/lenvector
                  i+1,j+1
110
        return xresult, yresult
111
112
113
```



Ésta función, se encarga de sumar cada valor de la lista y dividirlo entre el total, teniendo en cuenta que como excepción se puede encontrar un carácter "-" o " ", pudiendo el código poder definirlos como un cero.

A su vez, cuando se calcula este coeficiente de similitud, se procede a una función de **SimilitudPearson(resultadopearson)**, ésta tiene mensajes para corroborar que el resultado está dentro de unos parámetros establecidos.

Y la cual se basó en la fórmula:

Medidas de similitud: Correlación de Pearson

Los valores posibles de similitud van desde -1 hasta 1:

- Si sim(u, v) = 1, correlación directa perfecta
- Si 0 < sim(u, v) < 1, correlación directa
- Si sim(u, v) = 0, no hay correlación
- Si -1 < sim(u, v) < 0, correlación inversa
- Si sim(u, v) = -1, correlación inversa perfecta



2.2. DCoseno(usux, usuy).

Ésta función se basó en la fórmula matemática:

Medidas de similitud: Distancia Coseno

Si dos vectores tienen exactamente la misma orientación (el ángulo que forman es 0°) su coseno toma el valor de 1, si son perpendiculares (forman un ángulo de 90°) su coseno es 0 y si tienen orientaciones opuestas (ángulo de 180°) su coseno es de -1

$$sim(u, v) = \frac{\sum_{i \in S_{uv}} r(u, i) \cdot r(v, i)}{\sqrt{\sum_{i \in S_{uv}} (r(u, i))^2} \sqrt{\sum_{i \in S_{uv}} (r(v, i))^2}}$$

Los valores posibles de similitud van desde 0 hasta 1:

- Si sim(u, v) = 1, correlación directa perfecta.
- Si 0 < sim(u, v) < 1, correlación directa.
- Si sim(u, v) = 0, no hay correlación.

Las variables que se usaron fueron:

- vcalificacionx e vcalificaciony, que corresponden a el resultado de las calificaciones que dieron los usuarios x e y, respectivamente. Las cuales se implementaron en una función CalificacionObjeto([usuariox | usuarioy]). Ya explicado anteriormente.
- **numerador** y **denominador**, que contendrán el numerador y denominador con las operaciones que se realizan siguiendo la fórmula planteada.
- **xpow** e **ypow**, estos corresponden a la potencia con la que se trabajará. Todos como tipo **float**.
- coseno[], es la lista que tendrá el resultado de la similitud que nos pide la fórmula.

Si se sigue la fórmula se guardaría en las variables xpow e ypow, las potencias elevadas a 2 de cada elemento de la lista. Luego, en el denominador se realizaría un producto de raíces, como también se vio antes.

Finalmente, la lista coseno[] tiene el resultado de la similitud que sale del numerador / denominador.

Quedando el código tal que:



```
def DCoseno(usuariox, usuarioy):
        coseno = []
        # Calificaciones del usuario sobre objeto i
150
        vcalificacionx = CalificacionObjeto(usuariox)
151
        vcalificaciony = CalificacionObjeto(usuarioy)
152
153
        numerador = 0.0
154
        xpow = 0.0
155
        ypow = 0.0
        for i in range(len(vcalificacionx)):
156
157
           for j in range(len(vcalificaciony)):
               numerador = i*j
159
               xpow += math.pow(i,2)
               ypow += math.pow(j,2)
               denominador = math.sqrt(xpow*ypow)
        coseno = numerador/denominador
        return coseno
```

A su vez, cuando se calcula este coeficiente de similitud, se procede a una función de **SimilitudCoseno(resultadocoseno)**, ésta tiene mensajes para corroborar que el resultado está dentro de unos parámetros establecidos.

```
233
    234
235
    def SimilitudCoseno(valor):
236
       if valor == 1:
237
          print("Correlacion directa perfecta")
238
       elif 0 < valor < 1:
239
          print("Correlacion directa")
       elif valor == 0:
241
          print("No hay correlacion")
242
       else:
          print("No se encuentra similitud")
244
245
246
```



Y la cual se basó en la fórmula:

Los valores posibles de similitud van desde 0 hasta 1:

- Si sim(u, v) = 1, correlación directa perfecta.
- Si 0 < sim(u, v) < 1, correlación directa.
- Si sim(u, v) = 0, no hay correlación.

2.3. DEuclidea(usux, usuy).

Ésta función se basó en la fórmula matemática:

Medidas de similitud: Distancia Euclídea

Entre dos puntos p y q se define como la longitud del segmento que une ambos puntos. Puede generalizarse para un espacio Euclídeo n-dimensional.

- u, v: usuarios
- r(v,i): clasificación del usuario v para el ítem i
- \bullet P: conjunto de ítems clasificados por u y v

$$d(u,v)_{euc} = \sqrt{\sum_{p \in P} (r(u,i) - r(v,i))^2}$$

Las variables que se usaron fueron:

- vcalificacionx e vcalificaciony, que corresponden a el resultado de las calificaciones que dieron los usuarios x e y, respectivamente. Las cuales se implementaron en una función CalificacionObjeto([usuariox | usuarioy]). Ya explicado anteriormente.
- vcalificacionxy, que corresponden al resultado de las calificaciones que dieron en común los dos usuarios, x e y. Las cuales se implementaron en una función CalificacionIgualObjeto(vcalificacionx, vcalificaciony)
- xypow , esto corresponde a la potencia con la que se trabajará. Todos como tipo float.
- euclidea[], es la lista que tendrá el resultado de la similitud que nos pide la fórmula.



Si se sigue la fórmula se guardaría en la variable xypow, la potencia elevadas a 2 de la resta de los elementos en común de los elementos de la lista. Luego, se realizaría la raíz de dicha potencia.

Finalmente, la lista euclidea[] tiene el resultado de la similitud que sale de la anterior operación.

Quedando el código tal que:

```
def DEuclidea(usuariox, usuarioy):
         deuclidea = []
170
         # Calificaciones del usuario sobre objeto i
171
         vcalificacionx = CalificacionObjeto(usuariox)
         vcalificaciony = CalificacionObjeto(usuarioy)
172
         # Duda sobre como implementarlo
         vcalificacionxy = CalificacionIgualObjeto(vcalificacionx, vcalificaciony)
177
         xypow = 0.0
         for i in range(len(vcalificacionx)):
             for j in range(len(vcalificaciony)):
                xypow = math.pow(i-j,2)
         deuclidea = math.sqrt(xypow)
         return deuclidea
```

La función **CalificacionIgualObjeto(vcalificacionx**, **vcalificaciony)**, tiene como objetivo encontrar aquellas calificaciones de la lista que es común en valoración, con respecto a ambos usuarios. Tal que:



2.4. PrediccionSimple(simi[pearson | coseno | euclidea], vecinos, usuy).

Una vez que se recoge la métrica, lo siguiente al recoger los números de los vecinos es indicar el tipo de predicción a usar.

La predicción simple se basa en la fórmula:

Cálculo de Predicciones:

Calcular el valor desconocido $\hat{r}(u,i)$ (**predicción**) utilizando las puntuaciones asignadas a los ítems i de los usuaros v más parecidos (**vecinos más próximos**):

$$\hat{r}(u,i) = \frac{\sum_{v \in N_u^k} sim(u,v) \cdot r(v,i)}{\sum_{v \in N_u^k} |sim(u,v)|}$$

donde, N_u^k representa el conjunto de los k vecinos más próximos de u en términos de la función de similitud sim(u, v).

En general necesitamos un número mínimo de k vecinos (no menos de 3).

Las variables que se usaron fueron:

- **numerador** y **denominador**, que corresponden al numerador y denominador donde se realizarán las operaciones correspondientes que satisfagan la fórmula.
- usuy, se recoge como valor ya que sólo se necesita de él.
- prediccion[], es la lista que tendrá el resultado de la predicción que saldría.

El numerador realizará la multiplicación del valor de similitud que se haya pasado, ya sea pearson, coseno o euclídea, y la calificación del usuario **y** del objeto **i**. Guardándose dicho resultado en la lista prediccion[].

Quedando el código tal que:



2.4. PrediccionDMedia(simi[pearson | coseno | euclidea], vecinos, usux, usuy).

Por otro lado la predicción de distancia con la media, como su nombre indica, tendrá que ver con la media, y por ello la diferencia entre ella y la predicción simple, es que a ésta se le pasa un parámetro de más y es el usuario x.

Todo ello para basarse en la fórmula:

Cálculo de Predicciones:

La predicción con simples promedios no tiene en cuenta las desviaciones

El cálculo de predicciones considerando la diferencia con la media es como sigue:

$$\hat{r}(u,i) = \overline{r}(u) + \frac{\sum_{v \in N_u^k} sim(u,v) \cdot (r(v,i) - \overline{r}(v))}{\sum_{v \in N_u^k} |sim(u,v)|}$$

donde \overline{r} representa la media de puntuaciones.

- Solución para compensar las diferencias de interpretación: incluir la media del usuario activo y del vecindario.
- Lo mismo ocurre en la medida de similitud por correlación de Pearson respecto al coseno, más robusta a las desviaciones.

En una recomendación los ítems con mejores puntuaciones encontradas son recomendados.



Las variables que se usaron fueron:

- **numerador** y **denominador**, que corresponden al numerador y denominador donde se realizarán las operaciones correspondientes que satisfagan la fórmula.
- usuy y usux, los usuarios implicados.
- mediax y mediay, que tiene la media del usuario x e y.
- prediccion[], es la lista que tendrá el resultado de la predicción que saldría.

El numerador realizará la multiplicación del valor de similitud que se haya pasado, ya sea pearson, coseno o euclídea, y la calificación del usuario **y** del objeto **i** sobre su **media**.

Por su parte, el denominador contendrá el valor absoluto de la similitud.

Guardándose dicho resultado en la lista prediccion[]. La lista tendrá la operación que se le realiza al numerador / denominador + la media del usuario x.

Quedando el código tal que:

```
201
     def PrediccionDMedia(similitud, vecinos, usux, usuy):
         prediccion = []
         mediax, mediay = Media(usux,usuy)
205
         numerador = 0.0
         denominador = 0.0
         for i in range(len(usuy)):
             if i < vecinos: #Nku conjunto de los k vecinos, a medias</pre>
                numerador = similitud*(i-mediay)
210
             denominador = abs(similitud)
211
         prediccion = numerador/denominador
212
         prediccion = prediccion + mediax
213
         return prediccion
214
215
     216
```

Finalizando así, todo el desarrollo y explicación del programa.

3. Funcionamiento.

El programa en mi caso, y como se explicó anteriormente, se ejecutaría:

```
> python sistema-recomenda.py matriz.txt
```

Mostrándose un ejemplo aleatorio, tal que:



1) Se ejecuta

```
andreacc@DESKTOP-EMSOIU9:/mnt/c/Users/andre/OneDrive/Escritorio$ python sistema-recomenda.py matriz.txt

OPCIONES DISPONIBLES

1. Correlacion de Pearson

2. Distancia coseno

3. Distancia Euclidea

4. Salir

Elige una opcion

Introduce un numero entero: ■
```

2) Se elige la métrica Distancia de Coseno

3) Se Comprueba la matriz

4) Se escoge 3 vecinos y Predicción Simple



```
Correlacion directa
('Similitud: ', None)

INTRODUCE EL NUMERO DE VECINOS CONSIDERADOS
Introduce un numero entero: 3
INTRODUCE EL TIPO DE PREDICCION
1. Prediccion simple
2. Diferencia con la media
Introduce un numero entero: 1

Opcion 1: 'Prediccion simple'

('Prediccion: ', 2.0)
INTRODUCE EL TIPO DE PREDICCION
1. Prediccion simple
2. Diferencia con la media
Introduce un numero entero:
```

4. Conflictos.

En este apartado se relatan algunos conflictos o problemáticas que me conllevó la realización de la práctica.

Por un lado, problemas con el paso por parámetros de la matriz y el poder trabajar con ella, lo cual se pudo solucionar.

Por otro lado, tuve problemas al sacar la media debido a que me daba errores de conversiones y operaciones entre distintos tipos de las variables, y las cuales me dificultaron a la hora de realizar dicho programa.

5. Referencias.

- 1. https://stackoverflow.com/questions/17751322/python-2-attributeerror-list-object-has-no-attribute-strip
- 2. https://stackoverflow.com/questions/50735626/typeerror-list-object-is-not-an-iterator
- 3. https://es.stackoverflow.com/questions/69610/c%C3%B3mo-convertir-cada-l%C3%ADnea-de-un-archivo-de-texto-en-una-lista-utilizando-python
- 4. https://es.stackoverflow.com/questions/93202/problema-en-la-asignacion-de-matrices-en-python
- 5. https://www.it-swarm-es.com/es/python/como-vaciar-una-lista-en-python/967038412/
- 6. https://stackoverflow.com/questions/19480060/python-typeerror-unsupported-operan-d-types-for-str-and-float