

AG2 – Actividad Guiada 2

03MIAR – Algoritmos de Optimización

Abrir el cuaderno de google colab:

https://colab.research.google.com/drive/15LKBrH_aHrbVfPCcAg6QFRkn5gC5-SL9?usp=sharing

AG2 – Actividad Guiada 2

Programación Dinámica

Agenda

- Nuevo tema en el Foro
- **Práctica: Programación dinámica**(Viaje por el río).
- Teoría: Ramificación y Poda
- **Práctica: Búsqueda en grafos, ramificación y poda**(asignación de tareas).
- **Practica: Descenso del gradiente.**

Google Colab

https://colab.research.google.com/drive/15LKBrH_aHrbVfPCcAg6QFRkn5gC5-SL9?usp=sharing

The screenshot shows a Google Colab notebook interface. The top bar includes the Colab logo, the notebook title 'Algoritmos - AG2 - Raul Reyero.ipynb', and a star icon. Below the title is a menu bar with options: Archivo, Editar, Ver, Insertar, Entorno de ejecución, Herramientas, Ayuda, and a status message 'Se han guardado todos los cambios'. The left sidebar contains an 'Índice' (Index) panel with a search bar and a list of sections: 'Actividad Guiada 2' (expanded), 'Viaje por el río', 'Problema de Asignación de tarea', 'Descenso del gradiente', and 'Sección'. The main content area shows the notebook's structure with two sections: 'Actividad Guiada 2' and 'Viaje por el río'. Under 'Actividad Guiada 2', there is a text box with 'Nombre: Raul Reyero' and a link: 'Link: <https://colab.research.google.com/drive/xxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxx>'. Under 'Viaje por el río', there is a code cell with the following content:

```
import math
```

[2] #Viaje por el río - Programación dinámica
#####

```
TARIFAS = [  
[0,5,4,3,999,999,999], #desde nodo 0  
[999,0,999,2,3,999,11], #desde nodo 1
```

Programación dinámica (I)

- **Definición:** Es posible dividir el problema en subproblemas más pequeños, guardando las soluciones para ser utilizadas más adelante.
- Características que permiten identificar problemas aplicables:
 - ✓ Es posible almacenar soluciones de los subproblemas para ser reutilizadas.
 - ✓ Debe verificar el **principio de optimalidad** de Bellman: “*en una secuencia optima de decisiones, toda sub-secuencia también es óptima*” (*)
 - ✓ La necesidad de guardar la información acerca de las soluciones parciales unido a la recursividad provoca la necesidad de preocuparnos por la complejidad espacial (cuantos recursos de espacio usaremos)



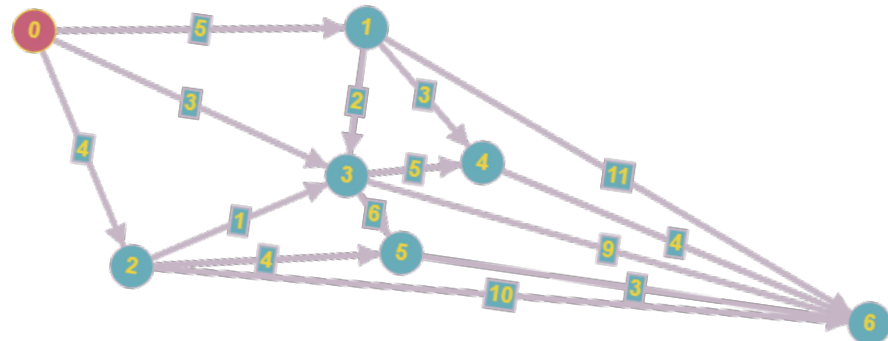
importante

Programación dinámica (II)

Problema: Viaje por el río

- Consideramos una tabla $T(i,j)$ para almacenar todos los precios que nos ofrecen los embarcaderos
- Si no es posible ir desde i a j daremos un valor alto para garantizar que ese trayecto no se va a elegir en la ruta óptima(modelado habitual para restricciones)
- Establecer una tabla intermedia($P(i,j)$) para guardar soluciones óptimas parciales para ir desde i a j .

$$P(i,j) = \min \{ T(i,j) , P(i,k) + T(k,j) \text{ para todo } i < k \leq j \}$$



Programación dinámica (III)

Problema: Viaje por el río

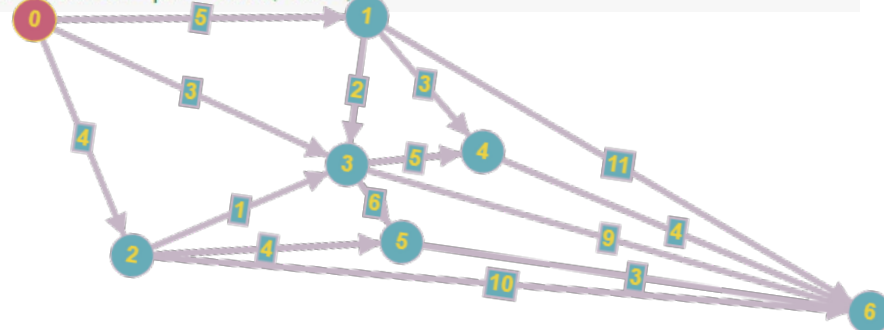
- Establecemos las tarifas:

```
#Viaje por el río - Programación dinámica
```

```
#####
```

```
TARIFAS = [  
  [0,5,4,3,999,999,999],  
  [999,0,999,2,3,999,11],  
  [999,999, 0,1,999,4,10],  
  [999,999,999, 0,5,6,9],  
  [999,999, 999,999,0,999,4],  
  [999,999, 999,999,999,0,3],  
  [999,999,999,999,999,999,0]  
]
```

```
#999 se puede sustituir por float("inf")
```



Programación dinámica (IV)

```
#Calculo de la matriz de PRECIOS y RUTAS
# PRECIOS - contiene la matriz del mejor precio para ir de un nodo a otro
# RUTAS - contiene los nodos intermedios para ir de un nodo a otro
#####
def Precios(TARIFAS):
#####
#Total de Nodos
N = len(TARIFAS[0])

#Inicialización de la tabla de precios
PRECIOS = [ [9999]*N for i in range(N)] #n x n
RUTA = [ [""]*N for i in range(N)]

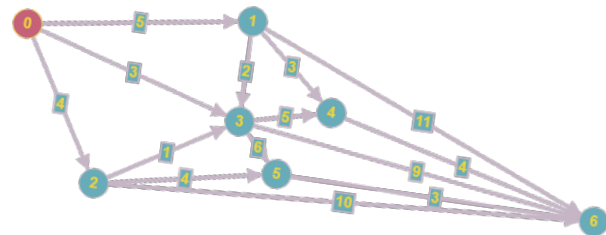
#Se recorren todos los nodos con dos bucles(origen - destino)
# para ir construyendo la matriz de PRECIOS
for i in range(N-1):
    for j in range(i+1, N):
        MIN = TARIFAS[i][j]
        RUTA[i][j] = i

        for k in range(i, j):
            if PRECIOS[i][k] + TARIFAS[k][j] < MIN:
                MIN = min(MIN, PRECIOS[i][k] + TARIFAS[k][j] )
                RUTA[i][j] = k
                PRECIOS[i][j] = MIN

return PRECIOS,RUTA
```

Operaciones

$$\begin{array}{r} n \\ n \\ \hline 3 \cdot n^3 \end{array}$$



```
[ ] TARIFAS = [
[0,5,4,3,999,999,999],
[999,0,999,2,3,999,11],
[999,999, 0,1,999,4,10],
[999,999,999, 0,5,6,9],
[999,999, 999,999,0,999,4],
[999,999, 999,999,999,0,3],
[999,999,999,999,999,999,0]
]
```

(*) En lugar de 999

```
import math
math.inf
```

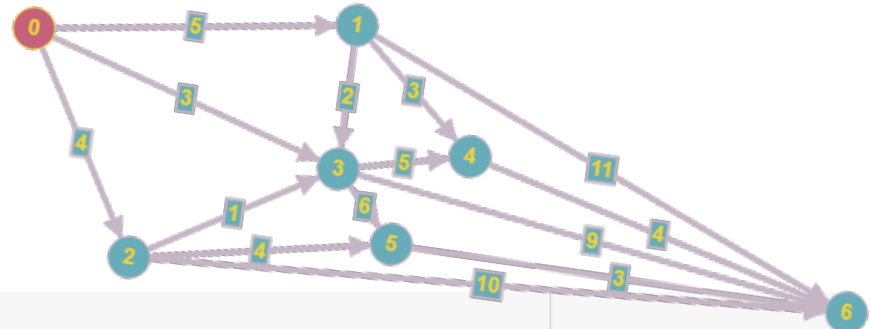
$$P(i,j) = \min \{T(i,j) , P(i,k)+T(k,j) \text{ para todo } i < k \leq j \}$$

Programación dinámica (V)

- RUTA contiene la mejor opción intermedia para ir de un nodo a otro

RUTA

```
[['', 0, 0, 0, 1, 2, 5]
 ['', '', 1, 1, 1, 3, 4]
 ['', '', '', 2, 3, 2, 5]
 ['', '', '', '', 3, 3, 3]
 ['', '', '', '', '', 4, 4]
 ['', '', '', '', '', '', 5]
 ['', '', '', '', '', '', '']]
```



```
def calcular_ruta(RUTA, desde, hasta):
    if desde == hasta:
        #print("Ir a :" + str(desde))
        return desde
    else:
        return str(calcular_ruta(RUTA, desde, RUTA[desde][hasta]) ) + ',' + str(RUTA[desde][hasta])

print("\nLa ruta es:")
calcular_ruta(RUTA, 0,6)
```

Recursividad

AG2 – Actividad Guiada 2

Ramificación y Poda


Agenda

- Nuevo tema en el Foro
- Práctica: Programación dinámica (Viaje por el río).
- Teoría: Ramificación y Poda
- Práctica: Búsqueda en grafos, ramificación y poda (asignación de tareas).
- Práctica: Descenso del gradiente.

Ramificación y Poda.

Problema: Asignación de tareas

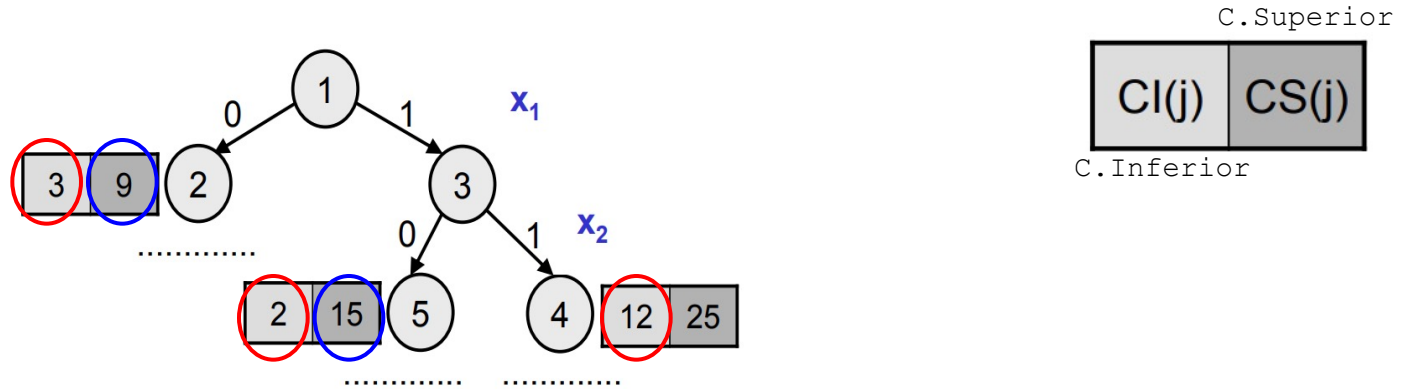
- El problema consiste en **maximizar** el rendimiento (o **minimizar** los costes) en cuanto a la asignación de N tareas a N agentes. Cada tarea solo puede ser asignado a un agente.
- Los beneficios que se obtienen al realizar la **tarea 1 por el agente A es 9**
- La matriz de beneficios es la que se muestra en la figura
- Aplicando Ramificación y Poda, obtener la asignación que maximice los beneficios.



	Job 1	Job 2	Job 3	Job 4
A	9	2	7	8
B	6	4	3	7
C	5	8	1	8
D	7	6	9	4

Algoritmos de Búsqueda. Técnicas de Ramificación y Poda(V)

- Estrategia de poda: Poda i si $CS(i) \leq CI(j)$ Para algún j ya generado



$C=12$ (max. de las cotas inferiores)

El nodo 2 no puede mejorar(valor 9) las peores predicciones de 4(valor 12 = $\max\{\text{todo } CI() \}$)

El nodo 5 quizá pueda mejorar al nodo 4

Ramificación y Poda.

Problema: Asignación de tareas

- P.ej. Si asignamos el agente A a la tarea1
 - Cota Inferior para la tarea2 es 4
 - Cota Superior para la tarea2 es 8

	Job 1	Job 2	Job 3	Job 4
A	9	2	7	8
B	6	4	3	7
C	5	8	1	8
D	7	6	9	4

Ramificación y Poda.

Problema: Asignación de tareas

- ¿Cómo diseñamos un estado?
- ¿Como expandimos nodos (ramificación)?
- ¿Como podamos?
- ¿Como recorreremos el árbol completo de estados?
- ¿Qué complejidad tiene? (*)

(*) es difícil calcular el número de operaciones exacto. Calcular el **mejor** caso y el **peor** caso.

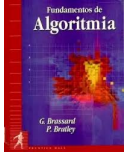
Peor caso = tengo que expandir todos los niveles.

Mejor caso = puedo podar todos los nodos de un nivel menos uno.

En general podemos asumir una complejidad exponencial

Ramificación y Poda. Practica

#Del libro Fundamentos de algoritmia - G. Brassard & P. Bratley pg 349, sec. 9.7.1
 '''Hay que asignar n tareas a n agentes, de forma que a cada agente le corresponda una tarea.
 Se dispone de una tabla de costes: el coste para el agente i al realizar la tarea j es $c_{ij} \geq 0$.
 Se busca la asignación que reduzca el coste total.
 Diferentes aplicaciones,
 Ejemplo de tabla de costes para $n=4$. Agentes: a, b, c y d . Tareas: 1,2,3 y 4
 ...



```
# TAREAS
# A
# G
# E
# N
# T
# E
# S
```

```
COSTES= [ [11,12,18,40],
           [14,15,13,22],
           [11,17,19,23],
           [17,14,20,28]]
```

La tupla: (1, 0, 3, 2) representa la solución :

Agente 0 a la tarea 1

"	1	"	0
"	2	"	3
"	3	"	2

Ramificación y Poda. Practica

Función objetivo

- S es una solución parcial P.ej (1,0,)
- C es la matriz de costes(o beneficios)

```
def valor(S,COSTES):  
    VALOR = 0  
    for i in range(len(S)):  
        VALOR += COSTES[i][S[i]]  
    return VALOR  
  
valor((0, 1, 2, 3),COSTES)
```

```
# TAREAS  
# A  
# G  
# E  
# N  
# T  
# E  
# S  
  
COSTES=[[11,12,18,40],  
        [14,15,13,22],  
        [11,17,19,23],  
        [17,14,20,28]]
```

Ramificación y Poda. Practica

Fuerza Bruta:

```
@calcular_tiempo
def fuerza_bruta(COSTES):
    #Representacion de la solucion será una tupla donde cada valor en la cordenada i-sima es la tarea asignado al agente i
    # Ejemplo (1,2,3,4) Tiene valor 11+15+19+28=73
    #
    #¿Cuantas posibilidades hay? n! -> Complejidad factorial(exponencial)
    #Con dimension 11 se va a 1 minuto de ejecucion

    mejor_valor = 10e10
    mejor_solucion = ()

    for s in list(itertools.permutations(range(len(COSTES))));
        #print(s,valor(s,COSTES))
        valor_tmp = valor(s,COSTES)
        if valor_tmp < mejor_valor:
            mejor_valor = valor_tmp
            mejor_solucion = s

    print("La mejor solucion es :", mejor_solucion, " con valor:", mejor_valor )
```

TAREAS
A
G
E
N
T
E
S

COSTES=[[11,12,18,40],
[14,15,13,22],
[11,17,19,23],
[17,14,20,28]]

Ramificación y Poda. Practica

Función para estimar una cota inferior para una solución parcial:

```
#Coste inferior para soluciones parciales
# (1,3,) Se asigna la tarea 1 al agente 0 y la tarea 3 al agente 1

def CI(S,COSTES):
    VALOR = 0
    #Valores establecidos
    for i in range(len(S)):
        VALOR += COSTES[i][S[i]]

    #Estimacion
    for i in range( len(S), len(COSTES) ):
        VALOR += min( [ COSTES[j][i] for j in range(len(S), len(COSTES)) ] )
    return VALOR
```

Ej. La tupla (2,0,)

Representa un nodo intermedio con :

- Agente 0 asignado a 2
- Agente 1 asignado a 0

Ramificación y Poda. Practica

Función para ramificar:

```
#Genera tantos hijos como como posibilidades haya para la siguiente elemento de la tupla
#(0,) -> (0,1), (0,2), (0,3)
def crear_hijos(NODO, N):
    HIJOS = []
    for i in range(N ):
        if i not in NODO:
            HIJOS.append({'s':NODO +(i,)    })
    return HIJOS
```

Ramificación y Poda. Practica

Proceso principal (I):

```
@calcular_tiempo
def ramificacion_y_poda(COSTES):
    #Construccion iterativa de soluciones(arbol). En cada etapa asignamos un agente(ramas).
    #Nodos del grafo { s:(1,2),CI:3,CS:5 }
    #print(COSTES)
    DIMENSION = len(COSTES)
    MEJOR_SOLUCION=tuple( i for i in range(len(COSTES)) )
    CotaSup = valor(MEJOR_SOLUCION,COSTES)
    #print("Cota Superior:", CotaSup)

    NODOS=[]
    NODOS.append({ 's':(), 'ci':CI((),COSTES) } )

    iteracion = 0
```

Inicializamos con una solución cualquiera (opcional)

NODOS guarda los nodos que debemos explorar (ramificación)

Ramificación y Poda. Practica

Proceso principal (II):

```
while( len(NODOS) > 0):
    iteracion +=1
```

```
nodo_prometedor = [ min(NODOS, key=lambda x:x['ci']) ][0]['s']
#print("Nodo prometedor:", nodo_prometedor)
```

```
#Ramificacion
```

```
#Se generan los hijos
```

```
HIJOS =[ {'s':x['s'], 'ci':CI(x['s'], COSTES) } for x in crear_hijos(nodo_prometedor, DIMENSION) ]
```

```
#Revisamos la cota superior y nos quedamos con la mejor solucion si llegamos a una solucion final
```

```
NODO_FINAL = [x for x in HIJOS if len(x['s']) == DIMENSION ]
```

```
if len(NODO_FINAL) >0:
```

```
    #print("\n*****Soluciones:", [x for x in HIJOS if len(x['s']) == DIMENSION ] )
```

```
    if NODO_FINAL[0]['ci'] < CotaSup:
```

```
        CotaSup = NODO_FINAL[0]['ci']
```

```
        MEJOR_SOLUCION = NODO_FINAL
```

```
#Poda
```

```
HIJOS = [x for x in HIJOS if x['ci'] < CotaSup ]
```

```
#Añadimos los hijos
```

```
NODOS.extend(HIJOS)
```

```
#Eliminamos el nodo ramificado
```

```
NODOS = [ x for x in NODOS if x['s'] != nodo_prometedor ]
```

```
print("La solucion final es:" ,MEJOR_SOLUCION , " en " , iteracion , " iteraciones" , " para dimension: " ,DIMENSION )
```

1

De entre los nodos pendientes a explorar, elegimos el mas prometedor

2

3

4

5

6

Ramificación y Poda. Practica

Análisis para **mejorar nota**:

- Generar matrices con valores aleatorios de mayores dimensiones (5,6,7,...) y ejecutar ambos algoritmos.
- ¿A partir de que dimensión el algoritmo por fuerza bruta deja de ser una opción?
- ¿Hay algún valor de la dimensión a partir de la cual el algoritmo de ramificación y poda también deja de ser una opción válida?



+1 para mejorar
(9/10)

AG2 – Actividad Guiada 2

Descenso del Gradiente

Agenda

- Nuevo tema en el Foro
- Práctica: Programación dinámica(Viaje por el río).
- Teoría: Ramificación y Poda
- Práctica: Búsqueda en grafos, ramificación y poda(asignación de tareas).
- Practica: Descenso del gradiente.

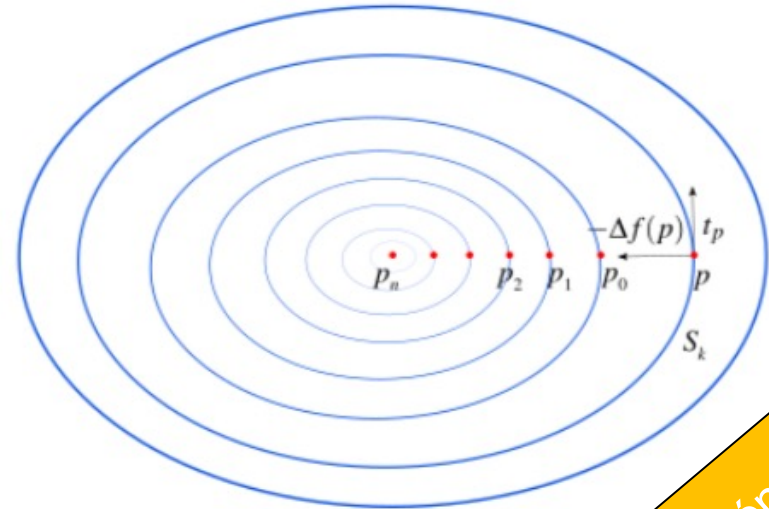
Descenso del Gradiente – AGD

- El procedimiento parte de un punto **p** como **solución aproximada** y da pasos en el sentido opuesto al gradiente (si minimizamos) de la función en dicho punto.

$$p_{t+1} = p_t - \alpha_t \nabla f(p_t)$$

Donde el parámetro α_t se selecciona para que p_{t+1} sea solución

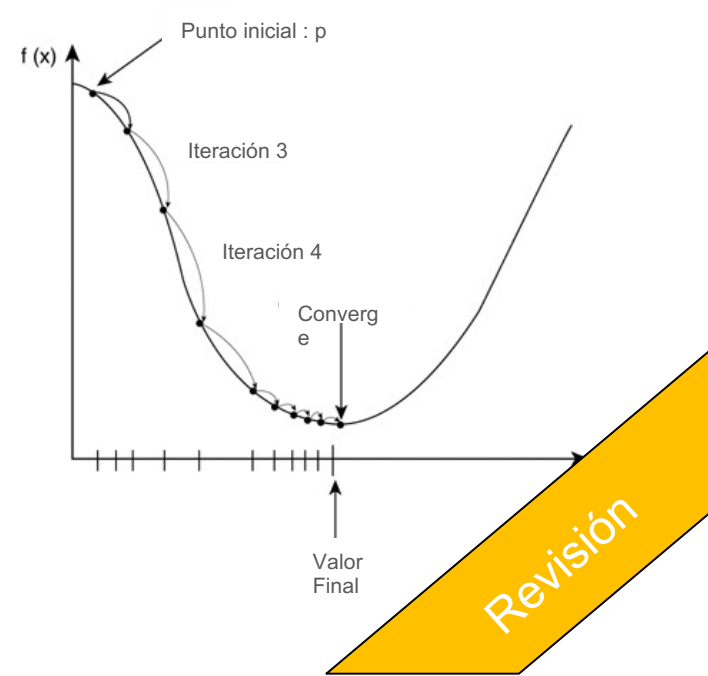
$$Y \quad f(p_t) \geq f(p_{t+1})$$



Descenso del Gradiente – AGD

- En general se va reduciendo el valor de α_t : dinámicamente a medida que nos aproximamos a la solución que podemos deducir por:
 - la magnitud del gradiente
 - cantidad de iteraciones que hemos realizado

$$p_{t+1} = p_t - \alpha_t \nabla f(p_t)$$



Descenso del Gradiente – AGD

- **Dependiendo del Volumen de Datos**

- ✓ Descenso del gradiente por lotes (**batch gradient descent**)
Calcula la desviación para todos los puntos en cada iteración!!!
- ✓ Descenso del gradiente estocástico(**stochastic gradient descent**)
Calcula la desviación para un punto en cada iteración!!!
- ✓ Descenso del gradiente por lotes reducido(**mini-batch gradient descent**)
Mezcla de ambos conceptos

Descenso del Gradiente – AGD

- Dependiendo del Volumen de Datos



- Batch gradient descent (directo pero muy lento)
- Stochastic gradient descent(rápido pero muy disperso)
- Mini-batch gradient descent(equilibrio)

Decisión: Elección de mini-batch size

Descenso del gradiente. Práctica

Preparar entorno

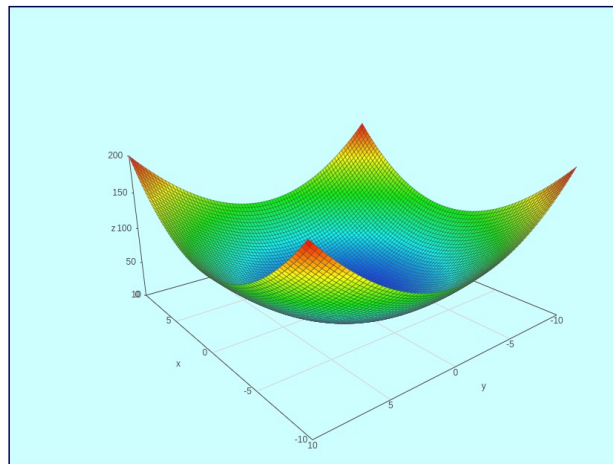
```
import math                                #Funciones matematicas
import matplotlib.pyplot as plt           #Generacion de gráficos (otra opcion seaborn)
import numpy as np                         #Tratamiento matriz N-dimensionales y otras (fundamental!)
#import scipy as sc

import random
```

Descenso del gradiente. Práctica

La función a minimizar. Paraboloide

```
f = lambda X: X[0]**2+X[1]**2      #Funcion
df = lambda X: [2*X[0] , 2*X[1]]  #Gradiente
```



Mathematical Expression

x Range [min, max]

y Range [min, max]

Resolution

Calculate

<http://al-roomi.org/3DPlot/index.html>

Descenso del gradiente. Práctica

Prepara los datos para el gráfico

```
#Prepara los datos para dibujar mapa de niveles de Z
resolucion = 100
rango=2.5
X=np.linspace(-rango,rango,resolucion)
Y=np.linspace(-rango,rango,resolucion)
Z=np.zeros((resolucion,resolucion))
for ix,x in enumerate(X):
    for iy,y in enumerate(Y):
        Z[iy,ix] = f([x,y])

#Pinta el mapa de niveles de Z
plt.contourf(X,Y,Z,resolucion)
plt.colorbar()
```

Descenso del gradiente. Práctica

Generamos un Punto aleatorio

```
#Generamos un punto aleatorio  
P=[random.uniform(-2,2 ),random.uniform(-2,2 ) ]  
plt.plot(P[0],P[1],"o",c="white")
```

Descenso del gradiente. Práctica

Iteramos el algoritmo

```
#Tasa de aprendizaje
TA=.1

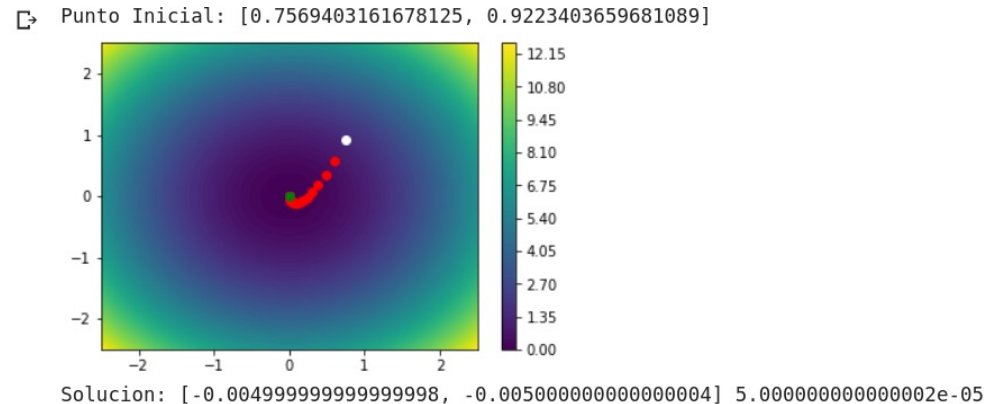
#Iteraciones
for _ in range(500):
    grad = df(P)
    #print(P,grad)
    P[0],P[1] = P[0] - TA*grad[0] , P[1] - TA*grad[1]
    plt.plot(P[0],P[1], "o",c="red")
```

$$p_{t+1} = p_t - \alpha_t \nabla f(p_t)$$

Descenso del gradiente. Práctica

Pintamos el gráfico con las iteraciones

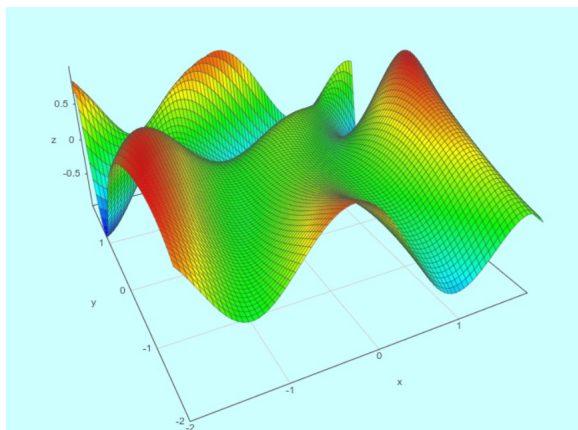
```
plt.plot(P[0],P[1],"o",c="green")  
plt.show()  
print("Solucion:" , P , f(P))
```



Descenso del gradiente. Práctica

Otra función a minimizar.

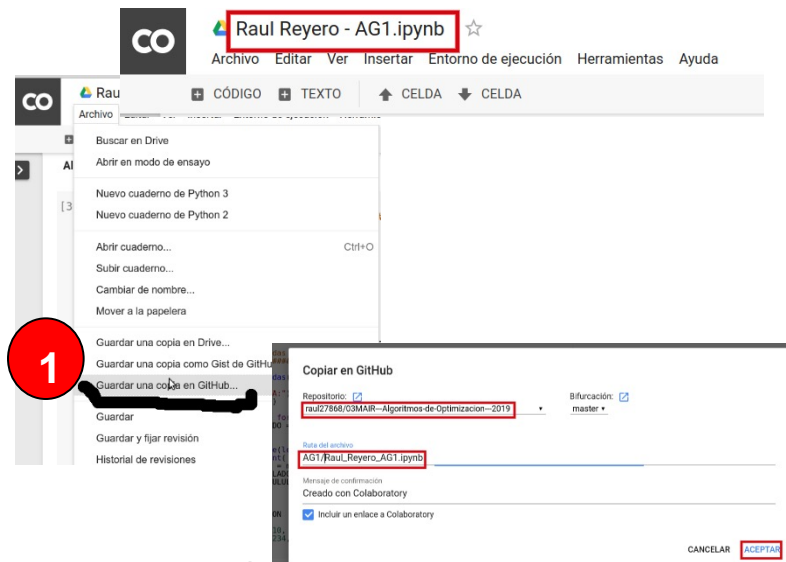
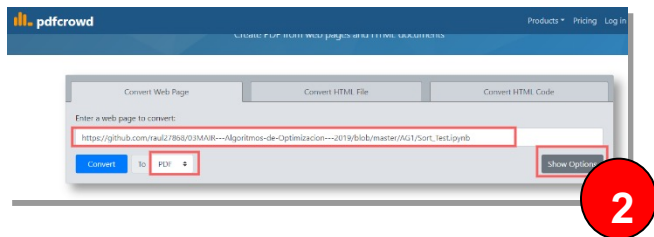
```
#Definimos la funcion  
#sin(1/2 * x^2 - 1/4 * y^2 + 3) * cos(2*x + 1 - E^y)  
f = lambda X: np.sin(1/2 * X[0]**2 - 1/4 * X[1]**2 + 3) * np.cos(2 * X[0] + 1 - np.e**X[1])
```



$$\sin\left(\frac{1}{2} * x^2 - \frac{1}{4} * y^2 + 3\right) * \cos(2*x + 1 - E^y)$$

Finalizar la actividad. Grabar, subir a GitHub, Generar pdf (I)

- Guardar en GitHub
Repositorio: 03MIAR ---Algoritmos de Optimizacion
Ruta de Archivo con **AG2**
- Generar pdf (con <https://pdfcrowd.com>)



- Descargar pdf y adjuntar el documento generado a la actividad en la plataforma
 - Adjuntar .pdf en la actividad
 - URL GitHub en el texto del mensaje de la actividad

3



Actividades Guiadas.

- Si hay aportaciones, **añadir explicación**
- Si es la 2ª entrega, **añadir explicación**
- Si tienes dudas de que la 2ª entrega sea valida, **enviame un correo.**

The screenshot shows a submission interface with two main panels. The left panel, titled 'Instrucciones de la actividad', displays a file icon and the filename 'github_com_pachon00_03MAIR_Algoritmos_de_optimizacion_blob_m(1).pdf' with a 'Descargar' button. The right panel, titled 'Detalles de la actividad', shows the 'CALIFICAR' section with a score of 8/10. Below this, a table lists submission attempts, with 'Intento 2' (dated 16/02/19 12:08) highlighted by a red box. The 'ENVÍO' section below shows the filename 'github_com_pachon00_03MAIR_Algoritmos_de_optimizacion_blob_m(1).pdf' and a large red box containing a thinking face emoji.

CALIFICAR	
Último intento calificado	
Intento 2	8/10
16/02/19 12:08	/10

ENVÍO

github_com_pachon00_03MAIR_Algoritmos_de_optimizacion_blob_m(1).pdf

Ramificación y Poda. Practica

Análisis para **mejorar nota**:

- ¿Que complejidad tiene el algoritmo por fuerza bruta?
- Generar matrices con valores aleatorios de mayores dimensiones (5,6,7,...) y ejecutar ambos algoritmos.
- ¿A partir de que dimensión el algoritmo por fuerza bruta deja de ser una opción?
- ¿Hay algún valor de la dimensión a partir de la cual el algoritmo de ramificación y poda deja de ser una opción válida?



8/10

+1 para mejorar

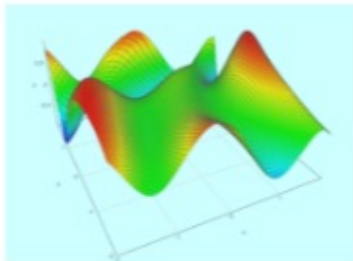
Descenso del gradiente. Practica

Práctica para **mejorar nota:**

- Minimizar la función por descenso del gradiente

¿Te atreves a optimizar la función?:

$$f(x) = \sin(1/2 * x^2 - 1/4 * y^2 + 3) * \cos(2 * x + 1 - e^y)$$



8/10

+1 para mejorar

Manual de la asignatura

03MIAR_04_A_2021
-22_ALGORITMOS
DE OPTIMIZACIÓN

INICIO

INFORMACIÓN GENERAL

Bienvenida

Guía didáctica

Calendario

ACTIVIDAD FORMATIVA

Videoconferencias

Recursos y materiales

Actividades

Mis calificaciones

01. Materiales docentes

Desarrollar contenido Evaluaciones Herramientas Contenido

Manual de la asignatura

Archivos adjuntos: 03MIAR_RReyero_nueva_imagen.pdf (5,02 MB)

03MIAR | ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN

Habilitado: Seguimiento de estadísticas

Explicación y práctica de las técnicas y métodos para diseñar y analizar algoritmos orientados a la optimización.

Algoritmos de optimización

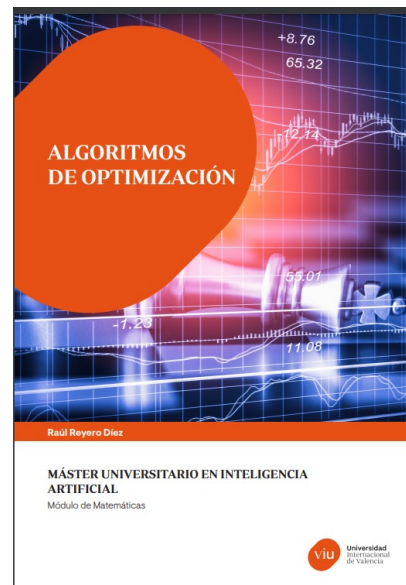
Presentación

En la asignatura de Algoritmos de optimización exploraremos los algoritmos que se encuentran dentro de los mecanismos de inteligencia artificial para encontrar soluciones óptimas a problemas de optimización. Nos centraremos en los algoritmos de optimización que se encuentran dentro de los mecanismos de inteligencia artificial para encontrar soluciones óptimas a problemas de optimización. Nos centraremos en los algoritmos de optimización que se encuentran dentro de los mecanismos de inteligencia artificial para encontrar soluciones óptimas a problemas de optimización.

En la primera parte de la asignatura realizaremos una introducción al concepto de algoritmo desde el punto de vista histórico y teórico para familiarizarnos con él. Analizaremos el concepto de **complejidad computacional** para tener en cuenta a la hora de implementar nuestros algoritmos.

Revisaremos algunas técnicas fundamentales para el **diseño de algoritmos** que siguen siendo vigentes para solucionar problemas a pesar de su longitud, como la técnica de "Divide y vencerás" o las técnicas voraces.

Estudiaremos los algoritmos más utilizados para ordenar y realizar búsquedas en listas de objetos (números, palabras, nodos de un grafo...) a resolver problemas cuya solución es, básicamente, conseguir una ordenación o una búsqueda.

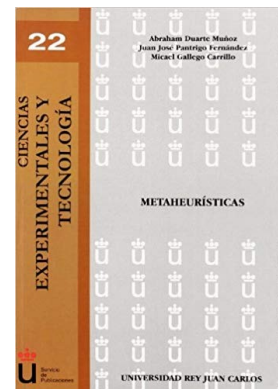
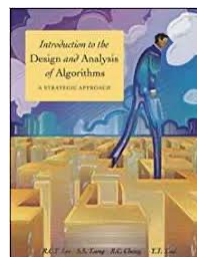
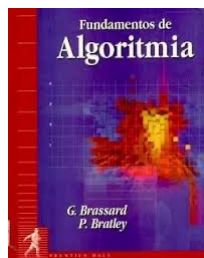


Ampliación de conocimientos y habilidades

■ Bibliografía

- Brassard, G., y Bratley, P. (1997). Fundamentos de algoritmia. ISBN 13: 9788489660007
- Guerequeta, R., y Vallecillo, A. (2000). Técnicas de diseño de algoritmos. (<http://www.lcc.uma.es/~av/Libro/indice.html>)
- Lee, R. C. T., Tseng, S. S., Chang, R. C., y Tsai, Y. T. (2005). Introducción al diseño y análisis de algoritmos. ISBN 13: 9789701061244
- Abraham Duarte,.. Metaheurísticas. ISBN 13: 9788498490169**

■ Practicar



Próxima clase. VC4

Introducción a las metaheurísticas

1. Búsqueda aleatoria
2. Búsqueda basada en trayectorias
3. Métodos basados en trayectorias. Búsqueda Tabú
4. Métodos basados en trayectorias. Recocido Simulado
5. Métodos constructivos. Multiarranque
6. Métodos constructivos. GRASP
7. Métodos poblacionales. Colonia de hormigas

Gracias

jcamacho@professor.universidadviu.com