



# Teoría de Algoritmos I

Primer Cuatrimestre 2017

## Trabajo Práctico 3

Integrante	Padrón	Correo electrónico
Rodrigo De Rosa	97799	rodrigoderosa@outlook.com
Marcos Schapira	97934	schapiramarcos@gmail.com
Facundo Guerrero	97981	facundoiguerrero@gmail.com

# Índice

<b>1. Programación Dinámica</b>	<b>1</b>
1.1. Algoritmo . . . . .	1
1.1.1. Funcionamiento . . . . .	1
1.1.2. Ecuación de recurrencia . . . . .	1
<b>2. Algoritmos Randomizados</b>	<b>2</b>
2.1. Algoritmo . . . . .	2
2.1.1. Funcionamiento . . . . .	2
2.1.2. Categoría de randomización . . . . .	2
<b>3. Algoritmos Aproximados</b>	<b>3</b>
3.0.1. Funcionamiento . . . . .	3
3.0.2. Análisis del Algoritmo . . . . .	3
<b>4. Ejecución de programas</b>	<b>4</b>

# 1. Programación Dinámica

En esta sección se analiza una solución al problema de la predicción de acciones a través de la programación dinámica.

## 1.1. Algoritmo

El algoritmo utilizado para resolver el problema planteado esta basado en el algoritmo de kadane. Este busca la maxima suma de elementos contiguos dentro de un arreglo.

### 1.1.1. Funcionamiento

Este algoritmo funciona de la siguiente forma:

- Inicializa un **día de compra**, un **día de venta**, un **día de compra auxiliar**, todos como el primer día. Tambien se inicializa una **ganancia máxima** y una **ganancia temporal**, ambas como 0 ya que, hasta el momento, el día de compra es igual al día de venta.
- Luego itera sobre todos los días (valores diferentes de acciones) verificando si en el día actual( día i ) es más o menos favorable comprar acciones que en el día en el que se pretendía hacerlo hasta el momento( día k ), determinando el **día de compra auxiliar**. Esto asegura la obtencion de la mayor ganancia hasta el día i-1.
- A partir del día que determinó, calcula la **ganancia temporal** como la ganancia que se obtendría si las acciones fueran compradas en el **día de compra** y vendidas el **día actual**. Luego se verifica si la **ganancia temporal** es mayor a la **ganancia máxima**.
- En tal caso, determina el **día de venta** como el actual, el **día de compra** como el que previamente era el **día de compra auxiliar** y la **ganancia máxima** como la que era la **ganancia temporal**.
- Al finalizar la iteración, queda determinado el **día de compra** más conveniente, el **día de venta** más conveniente y la **ganancia máxima** obtenible.
- Dado que el algoritmo propuesto recorre una sola vez el arreglo, funciona en  $O(n)$ .

### 1.1.2. Ecuación de recurrencia

Para la ecuación de recurrencia se plantea lo siguiente:

- Se tiene una variable  $C_i$ = Día en el que se compran las acciones hasta el paso i, con  $i=1, \dots, n$ .
- Además, se tiene otra variable  $V_k$ = Día en el que se venden las acciones hasta el paso k, con  $k=i, \dots, n$ .
- Observar que k esta relacionada con i, ya que el día de venta debe ser mayor o igual al día de compra. En el caso de ser igual, la ganancia seria 0.
- Se puede obtener la **Ganancia Temporal** del paso i,k, como  $GT_{i,k} = V_k - C_i$ .
- Entonces, la **Ganancia Máxima** es la máxima  $GT_{i,k}$ .
- Se puede definir la **Ganancia Máxima** para el paso i,k como:

$$GM_{i,k} = \begin{cases} V_k - C_i & \text{si } GT_{i,k} > GM_{i,k} \\ GT_{i,k-1} & \text{si } GT_{i,k} \leq GM_{i,k} \end{cases}$$

## 2. Algoritmos Randomizados

En esta sección se analiza una solución al problema de hallar el corte global mínimo en un grafo no dirigido a través de un algoritmo randomizado.

### 2.1. Algoritmo

Para resolver este problema se utilizó el algoritmo de Karger descrito en la bibliografía proporcionada por la cátedra.

#### 2.1.1. Funcionamiento

Sea el grafo  $G = (E, V)$ , el procedimiento del algoritmo es el siguiente:

- Mientras  $|V| > 2$ :
  - Se elige  $e(u, v) \in E$  aleatoriamente.
  - Se crea un  $w \in V$ , el cual reemplaza tanto a  $u$  como a  $v$  en todas las aristas en las que se encuentran. Es decir,  $w$  puede tener más de una arista que vaya a un mismo vértice  $q \in V$ .
  - Se elimina  $e(u, v)$  de  $E$ .
  - Si existe alguna  $e(v, v) \in E$  (arista de un vértice consigo mismo), se elimina.
- Se devuelven las aristas que unen a esos dos vértices como el corte mínimo.

#### 2.1.2. Categoría de randomización

Es un algoritmo *Monte-Carlo* porque para algún orden de selección aleatoria de aristas, el corte obtenido *no* es el mínimo. Es decir, es rápido siempre pero no siempre da resultados correctos.

La probabilidad de que este algoritmo devuelva un corte que sea mínimo es  $p \geq \left(\frac{n}{2}\right)^{-1}$  con  $n = |V|$ . Un dato adicional es que si el algoritmo se corre  $T = \left(\frac{n}{2}\right) \ln n$  veces, la probabilidad de no encontrar un corte mínimo es  $[1 - p]^T \leq \frac{1}{n}$  en un tiempo  $O(Tm) = O(n^2 m \log n)$  con  $m = |E|$ .

### 3. Algoritmos Aproximados

En esta sección se analiza una solución al problema de la suma de subconjuntos a través de un algoritmo aproximado. Para resolver este problema se utilizó la estrategia polinómica descrita en la bibliografía proporcionada por la cátedra.

#### 3.0.1. Funcionamiento

El problema de la suma de subconjuntos (subset sum) consiste en, a partir de un conjunto  $S$  de enteros positivos y un target  $t$  también entero positivo, saber si existe algún subconjunto de  $S$  cuya suma sea exactamente  $t$ . Este problema es NP-Completo.

A partir de él se puede derivar a una aproximación completamente polinómica mediante el “recorte” o “trimming” de cada subconjunto que se va generando en el algoritmo exacto. Este mecanismo se sostiene de la idea de que si dos números pertenecen a  $S$  y tienen valores similares entonces no tiene mucho sentido mantener a ambos explícitamente (en referencia al algoritmo aproximado). Así es como mediante un parámetro de aproximación  $\sigma$  tal que:  $0 < \sigma < 1$

Se eliminan tantos elementos de  $S$  como sea posible ya que por cada elemento eliminado va a haber otro que pertenezca a  $S$  y lo represente. Así es como el algoritmo logra dado un conjunto  $S$  y un parámetro  $t$  devolver la mayor suma de elementos menor o igual a  $t$ . A la vez el algoritmo obtiene por parámetro a  $\sigma$ , con lo cual la suma que devuelve está a un factor de  $(1 + \sigma)$  del valor real.

#### 3.0.2. Análisis del Algoritmo

La tabla a continuación muestra resultados del algoritmo con sigmas variables. A la vez los elementos en cada instancia y el valor de  $t$  fueron generados aleatoriamente.  $Z$  es el valor devuelto por el algoritmo.

Cuadro 1: Resultados para $N = 350$			
T	Sigma	Zreal	Z real porcentual
2213	0,94	2211	%99,9
2246	0,46	2245	%99,9
2182	0,65	2182	%100
2620	0,74	2618	%99,9
173	0,62	172	%99,4

Como se puede apreciar, los porcentajes son extremadamente altos y caen dentro del factor esperado.

## 4. Ejecución de programas

Para correr cada algoritmo, se debe ejecutar el archivo principal de cada uno. Esto se hace de la siguiente forma:

En la carpeta `Programación Dinámica` abrir la consola y ejecutar `python main.py`

En la carpeta `Algoritmos Randomizados` abrir la consola y ejecutra `python main.py`

En la carpeta `Algoritmos Aproximados` abrir la consola y ejecutra `python main.py`