

UNIVERSIDAD DE GRANADA

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática y Telecomunicaciones

Práctica 1: Análisis de eficiencia de algoritmos

 $Doble\ Grado\ Ingeniería\ Informática\ y\ Matemáticas$

Autores:

Jose Alberto Hoces Castro Javier Gómez López Moya Martín Castaño



Este trabajo se distribuye bajo una licencia CC BY-NC-SA 4.0.

Eres libre de distribuir y adaptar el material siempre que reconozcas a los autores originales del documento, no lo utilices para fines comerciales y lo distribuyas bajo la misma licencia.

creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/

Índice

1.	Intr	oducción
	1.1.	Análisis de la eficiencia teórica
	1.2.	Análisis de la eficiencia empírica
		Análisis de la eficiencia híbrida
2.	Desa	rrollo
	2.1.	Inserción
	2.2.	Selección
	2.3.	Quicksort
		Heapsort
		Floyd
		2.5.1. Eficiencia teórica
		2.5.2. Eficiencia empírica
		2.5.3. Eficiencia híbrida
	2.6.	Hanoi
		2.6.1. Eficiencia teórica
		2.6.2. Eficiencia empírica
		2.6.3. Eficiencia híbrida
3	Case	s especiales
υ.		Floyd optimizado
		Otros posibles ajustes funcionales

1. Introducción

Esta primera práctica, **Práctica 1**, consiste en el análisis de eficiencia de algoritmos, consiste en tres partes distintas:

- Análisis de la eficiencia teórica: estudio de la complejidad teórica del algoritmos (Mejor caso, peor caso y caso promedio).
- Análisis de la eficiencia empírica: ejecución y medición de tiempos de ejecución de los algoritmos estudiados.
- Análisis de la eficiencia híbrida: obtención de las constantes ocultas

A continuación, se explican en más profundidad dichas partes.

1.1. Análisis de la eficiencia teórica

El análisis de la **eficiencia teórica** consiste en analizar el tiempo de ejecución de los algoritmos dados para encontrar el peor de los casos, es decir, en qué clase de funciones en notación \mathcal{O} grande se encuentran. Para ello, hemos utilizado las técnicas de análisis de algoritmos vistas en clase y en la asignatura *Estructura de Computadores*.

1.2. Análisis de la eficiencia empírica

Para el análisis de la **eficiencia empírica**, hemos ejecutado los algortimos en cada uno de nuestros equipos bajo las mismas normas y condiciones, hemos medido el tiempo de ejecución de dichos algoritmos con la biblioteca <chrono>, basándonos en la siguiente estructura del código:

```
#include <chrono>
...
high_resolution_clock::time_point tantes, tdespues;
duration <double> transcurrido;
...
tantes = high_resolution_clock::now();
//Sentencia o programa a medir
tdepues = high_resolution_clock::now();
transcurrido = duration_cast <duration <double>>(tdespues-tantes);
```

Además, para automatizar el proceso de ejecución de los algortimos, hemos usado la siguiente estrucutra para generar nuestros scripts:

```
i = #valor de la primera iteracion
while [ $i -le #valor ultima iteracion ]
do
./programa_a_ejecutar $i >> salida.dat
i=$[i+#salto entre valores para conseguir 26 puntos]
done
```

Hemos ejecutado cada algoritmo 15 veces en cada uno de los tamaños que han sido probados, y hemos hecho la media de ellos para reducir perturbaciones que puedan ocurrir de manera aleatoria y que nos lleven al mejor o peor caso, obteniendo de esta forma casos promedio.

Cabe destacar que para seleccion e insercion hemos además ejecutado dos programas adicionales para obtener el mejor y peor caso de estos, pero este hecho lo detallaremos más adelante.

1.3. Análisis de la eficiencia híbrida

Para el análisi de la eficiencia híbrida, hemos tomado los datos de cada uno de los alumnos del grupo y hemos hallado la K(constante oculta). Para ello, hemos usado gnuplot.

Lo primero que hacemos es definar la función a la que queremos ajustar los datos. Tenemos que tener en cuenta el análisis teórico que hemos realizado previamente para saber cuál va a ser la forma de esta función. Podemos definir esta función en gnuplot mediante el siguiente comando (ejemplo para $\mathcal{O}(n^2)$):

```
gnuplot> f(x) = a0*x*x+a1*x+a2
```

El siguiente paso es indicarle a gnuplot que haga la regresión:

```
gnuplot> fit f(x) 'salida.dat' via a0,a1,a2
```

donde 'salida.dat' es nuestro dataset.

La parte que más nos interesa es la parte donde pone Final set of parameters, pues ahí están nuestros coeficientes.

2. Desarrollo

A continuación, realizaremos el estudio individual de cada algortimo, como se ha descrito anteriormente.

- 2.1. Inserción
- 2.2. Selección
- 2.3. Quicksort
- 2.4. Heapsort
- 2.5. Floyd

```
void Floyd(int **M, int dim)
{
    for (int k = 0; k < dim; k++) //O(n)
        for (int i = 0; i < dim; i++) //O(n)
        for (int j = 0; j < dim; j++) //O(n)
        {
            int sum = M[i][k] + M[k][j];
            M[i][j] = (M[i][j] > sum) ? sum : M[i][j]; //O(1)
        }
}
//Total O(n^3)
```

2.5.1. Eficiencia teórica

Como podemos observar en los comentarios del código que hemos hecho en la función void Floyd, estamos ante una función que pertenece a $\mathcal{O}(n^3)$. Son tres bucles for que están anidados, cada uno $\mathcal{O}(n)$, por tanto, multiplicando los órdenes obtenemos que la función es $\mathcal{O}(n^3)$, es decir,

$$T(n) \in \mathcal{O}(n^3)$$

donde T(n) es la función que expresa el tiempo de ejecución del algoritmo.

2.5.2. Eficiencia empírica

Tras ejecutar el algoritmo en un rango de 176 a 2000 elementos, con saltos de 76 unidades por ejecución, obtenemos los siguientes resultados:

i5-1095G1 1.00 GHz

Intel Core i7-670	
Elementos (n)	Tiempo (s)
176	0.0244106
252	0.0721776
328	0.155828
404	0.288165
480	0.465947
556	0.724968
632	1.09236
708	1.54374
784	2.13392
860	2.67022
936	3.52897
1012	4.4074
1088	5.42559
1164	6.6698
1240	8.06967
1316	9.55022
1392	11.4197
1468	13.3942
1544	15.5
1620	18.0399
1696	20.5893
1772	23.6714
1848	26.7337
1924	30.1601
2000	33.9673

Elementos (n)	Tiempo (s)
176	0.0274773
252	0.0995705
328	0.20657
404	0.307902
480	0.51806
556	0.799187
632	1.16729
708	1.65895
784	2.42549
860	3.00331
936	3.84788
1012	4.84029
1088	5.97643
1164	7.78043
1240	9.08228
1316	10.7251
1392	12.9933
1468	14.6689
1544	17.2185
1620	20.2626
1696	22.9733
1772	26.0557
1848	30.2843
1924	33.4252
2000	38.5217

Ordenador Moya	
Elementos (1	n) Tiempo (s)
176	0.038495
252	0.111472
328	0.244523
404	0.45528
480	0.761621
556	1.17395
632	1.73408
708	2.4355
784	3.29426
860	4.35444
936	5.64407
1012	7.16827
1088	8.91362
1164	10.9311
1240	13.2386
1316	15.8513
1392	18.7744
1468	21.9844
1544	25.5768
1620	29.5543
1696	33.8275
1772	38.5849
1848	43.8038
1924	49.4368
2000	55.3965

Cuadro 1: Experiencia empírica de algoritmo de Floyd sin optimizar

Observamos pequeñas diferencias, pero en general nada fuera de lo común. Estas diferencias son debidas a los distintos agentes tecnológicos usados para la realización del análisis de la eficiencia empírica en esta práctica.

2.5.3. Eficiencia híbrida

A través de la eficiencia híbrida, comprobaremos que el ajuste teórico realizado es correcto. Para realizar este análisis, tomamos los datasets de todos los integrantes del grupo.

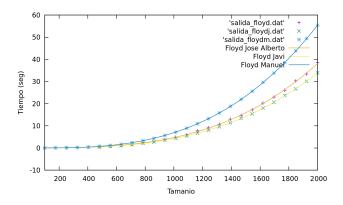


Figura 1: Gráfica con los tiempos de ejecución del algoritmo de Floyd

En esta gráfica están representados los 26 puntos obtenidos tras la ejecución del algoritmo de Floyd en los distintos equipos de los integrantes del grupo. Tras una serie de cálculos con gnuplot, observamos que las constantes ocultas son:

- i7-6700 3.40GHz $\rightarrow T_1(n) = 4.38237 \cdot 10^{-9} x^3 4.33753 \cdot 10^{-7} x^2 + 0.000337001x 0.0504332$.
- i5-1095G1 1.00 GHz $\rightarrow T_2(n) = 5{,}12922 \cdot 10^{-9}x^3 1{,}11315 \cdot 10^{-6}x^2 + 0{,}00083571x 0{,}134397.$
- Ordenador Moya $\to T_3(n) = 6.77297 \cdot 10^{-9}x^3 + 5.13099 \cdot 10^{-7} 0.000427834x + 0.0714028$.

Podemos observar que nuestro análisis teórico es correcto. Además, podemos observarlo con el coeficiente de regresión para cada una de nuestra funciones de ajuste:

- $T_1(n) \longrightarrow R^2 = 0.00204522$
- $T_2(n) \longrightarrow R^2 = 0.044778$
- $T_3(n) \longrightarrow R^2 = 0.000855184$

Estos valores son muy cercanos a 0, y por tanto indican que el ajuste es muy bueno.

2.6. Hanoi

2.6.1. Eficiencia teórica

En este caso no podemos realizar un análisis de la misma manera que en el algoritmo anterior, pues estamos ante un algoritmo recursivo. De esta manera, trataremos de buscar la relación de recurrencia.

Suponiendo que estamos en la n-ésima iteración, el algoritmo comprobará lo indicado en el if, que es de $\mathcal{O}(1)$, y volverá a llamarse a sí misma otras dos veces. Por tanto, la ecuación de recurrencia es la siguiente:

$$T_n = 2T_{n-1} + 1$$

Si resolvemos la ecuación de recurrencia obtenemos que:

$$(x-2)(x-1)0$$

$$t_n = c_1 \cdot 2^n + c_2$$

Y concluimos que $T(n) \in \mathcal{O}(2^n)$, donde T(n) es la función que expresa el tiempo de ejecución de nuestro algortimo para n elementos.

2.6.2. Eficiencia empírica

Debido al orden del algoritmo, el número de elementos que tenemos que tomar es mucho menor que los que usamos en el resto de algoritmos. En este caso, tras ejecutar el algoritmo en un rango de 7 a 32 elementos, con saltos de 1 elemento por iteración, obtenemos los siguientes resultados:

Intel Core i7-67	700 3.40 GHz
Elementos (n)	Tiempo (s)
8	0.00000136207
9	0.00000267907
10	0.00000528653
11	0.0000112702
12	0.0000234959
13	0.0000457819
14	0.0000904406
15	0.000198225
16	0.000439214
17	0.00088158
18	0.00145113
19	0.00253865
20	0.00499491
21	0.0100156
22	0.0209075
23	0.0402523
24	0.0878626
25	0.171153
26	0.339115
27	0.633015
28	1.28649
29	2.60592
30	5.05092
31	10.1126
32	20.301

i5-1095G1	1.00 CH ₇
Elementos (n)	Tiempo (s)
8	0.0000037376
9	0.0000037376
10	0.0000145867
11	0.0000283526
12	0.0000460821
13	0.0000722887
14	0.000106264
15	0.000213395
16	0.000353459
17	0.000717674
18	0.00142487
19	0.00278949
20	0.00534407
21	0.0101673
22	0.0238254
23	0.0555082
24	0.112827
25	0.207041
26	0.344851
27	0.761311
28	1.41561
29	2.68719
30	5.41493
31	9.82069
32	20.2358

Ordenado	or Moya
Elementos (n)	Tiempo (s)
8	0.0000017978
9	0.00000348253
10	0.00000737093
11	0.0000137999
12	0.0000274451
13	0.0000548052
14	0.000110116
15	0.000198426
16	0.000427075
17	0.000796963
18	0.00159355
19	0.00321857
20	0.00633508
21	0.012697
22	0.0253476
23	0.0506946
24	0.101314
25	0.202542
26	0.405264
27	0.809707
28	1.6195
29	3.23942
30	6.47798
31	12.9623

Cuadro 2: Experiencia empírica de algoritmo de Hanoi

Aquí si que observamos grandes diferencias entre los dos primeros equipos y el tercero. Esto puede ser debido a el procesador de estos, o el hecho de que el tercer equipo es un portátil y la ejecución del programa se realizó sin cargar el equipo. Esto en ocasiones puede provocar bajada de rendimiento.

2.6.3. Eficiencia híbrida

Este análisis confirmará nuestro análisis teórico. Para realizar este análisis, tomamos los datasets de todos los integrantes del grupo.

INSERTAR GRÁFICA

En esta gráfica están representados los 26 puntos obtenidos tras la ejecución del algoritmo de Hanoi en los distintos equipos de los integrantes del grupo. Tras una serie de cálculos con gnuplot, observamos que las constantes ocultas son:

- i7-6700 3.40GHz $\rightarrow T_1(n) =$.
- i5-1095G1 1.00 GHz $\rightarrow T_2(n) =$.
- Ordenador Moya $\to T_3(n) =$.

Estos valores son muy cercanos a 0, y por tanto indican que el ajuste es muy bueno.

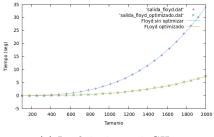
3. Casos especiales

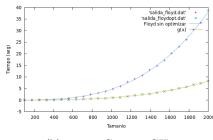
Además del análisis mostrado de los seis algoritmos anteriores, también se ha realizado un análisis de algunos de ellos bajo condiciones distintas, para mostrar así además una experiencia más amplia y diversa y conseguir un mejor entendimiento de los algoritmos trabajados.

3.1. Floyd optimizado

En este caso, queríamos mostrar la diferencia que obtenemos cuando realizamos la compilación de nuestro código bajo ciertas condiciones que pueden modificar "la pureza del mismo".

Con una compilación normal, el compilador tratará de convertir nuestros .cpp a código máquina de la manera más fiel posible. Sin embargo, si la introducimos la orden -0g estamos indicando a este que reduzca en lo máximo la ineficiencia de nuestro código, optimizándolo.





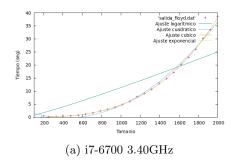
(a) Intel i7-6700 $3.40\mathrm{GHz}$

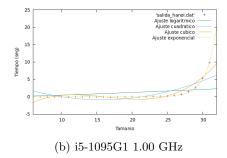
(b) i5-1095G1 1.00 GHz

Podemos observar que el uso de la instrucción -0g, y todas sus variantes de su optimización, reducen considerablemente el tiempo de ejecución de nuestro código. Por tanto, su uso debe estar presente a la hora de compilar ciertos programas.

3.2. Otros posibles ajustes funcionales

A continuación, se muestran dos gráficas donde se observan otras posibilidades de ajuste para los algoritmos de Floyd y Hanoi, y se observa que los ajustes utilizados en los análisis previos son los mejores, confirmando nuestro análisis teórico.





Vemos que los órdenes que habíamos obtenido en nuestro análisis teórico son los que mejor se ajustan a nuestra nube de puntos, siendo esto una confirmación de la bondad de nuestro análisis.