Análisis de la eficiencia de los algoritmos

Yolanda Ortega Mallén

Dpto. de Sistemas Informáticos y Computación
Universidad Complutense de Madrid

Objetivos

- Obtener una medida del tiempo de ejecución de un algoritmo, que permita:
 - Comparar la eficiencia de distintos algoritmos para un mismo problema.
 - Identificar algoritmos con un tiempo de ejecución inaceptable para un tamaño de entrada.
- 2 Obtener una medida de la memoria requerida por un algoritmo.

Sumario

- Conceptos básicos.
- Medidas del comportamiento asintótico.
- Cálculo del coste en tiempo de ejecución.
- Coste en espacio de memoria.

Bibliografía

- R. Peña. Diseño de programas. Formalismo y abstracción. Tercera edición.
 Prentice Hall, 2005. Capítulo 1.
- G. Brassard y P. Bratley. Fundamentos de Algoritmia, Prentice Hall, 1997.
 Capítulos 2, 3 y 4.
- N. Martí Oliet, C. Segura Díaz y J. A. Verdejo López.
 Algoritmos correctos y eficientes: diseño razonado ilustrado con ejercicios.
 Garceta Grupo Editorial, 2012. Capítulo 3.

Conceptos básicos

Algoritmos correctos, pero ¿cuánto de costosos?

Recursos utilizados:

- espacio de memoria,
- tiempo de ejecución.

 $\dot{\epsilon}$ Por qué preocuparse? Creciente potencia de cálculo y mayor capacidad de almacenamiento de los computadores.

Ejemplo: Escoger entre n valores para sumar exactamente S

Requiere examinar 2^n posibilidades.

• Supongamos que tardamos $lns(10^{-9})$ en examinar cada caso:

n	10	20	30	40	50	60
2 ⁿ	10 ³	10 ⁶	10 ⁹	10 ¹²	10^{15}	10^{18}
t(n)	1 μs	1 ms	1 s	+15 m	+10 d	+30 a

2 Con una máquina que resolviera 10¹⁸ casos por segundo:

п	10	20	40	80	90
2^n	10^{3}	10 ⁶	10^{12}	10^{24}	10 ²⁷
t(n)	1 <i>fs</i>	1 ps	1 μs	+10 d	+30 a

- 3 Algoritmo solo examina n^3 casos + máquina resuelve 100 casos/sg:
 - En un día puede resolver una instancia de tamaño n > 200.
 - En un año puede resolver una instancia de tamaño cercano a 1500.

Un algoritmo delimita lo que es soluble en un tiempo/espacio razonable, independientemente de la implementación.

¿Cómo calcular el coste de un algoritmo?

Estrategia empírica (A posteriori) Programar y ejecutar en un computador sobre instancias de prueba.

Estrategia teórica (A priori) Determinar matemáticamente los recursos a utilizar para resolver cualquier instancia.

Factores de los que depende el tiempo de ejecución de un programa:

Tamaño de los datos de entrada: longitud del vector (N).

Contenido de los datos de entrada: diferencia entre T_{min} y T_{max} .

Código generado por el compilador y computador concretos: tiempos elementales $(t_a, t_c, t_i ...)$.

Buscamos una medida de la eficiencia de un algoritmo que sea independiente del computador y lenguaje concretos que vayamos a utilizar.

Principio de invarianza

Diferentes implementaciones de un mismo algoritmo diferirán en sus tiempos de ejecución a lo sumo en una constante multiplicativa positiva, para tamaños del problema suficientemente grandes.

Podemos ignorar las constantes multiplicativas; y contar el número de operaciones elementales (de coste unitario).

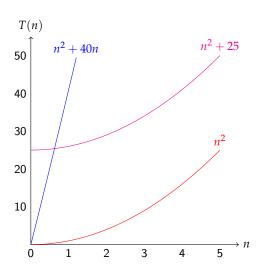
El tiempo de ejecución de un algoritmo puede variar mucho para diferentes datos de entrada de un mismo tamaño.

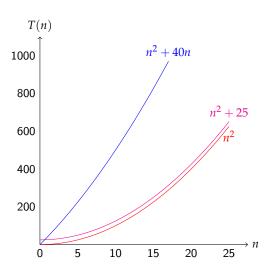
Caso peor: fijado un tamaño, coste para aquellas instancias en las que se emplea más tiempo de ejecución.

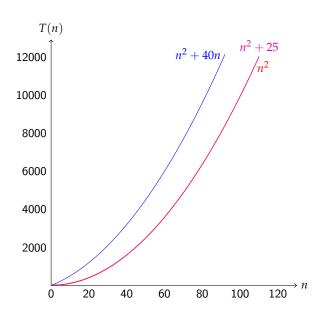
Caso promedio: fijado un tamaño, considerar el coste de cada posible instancia y la frecuencia con que se presenta cada caso.

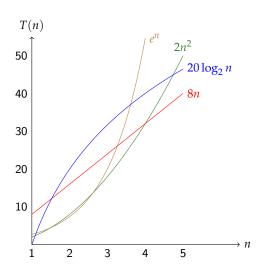
Supongamos que el tiempo de proceso para una instancia de tamaño 1 es 1 ms.

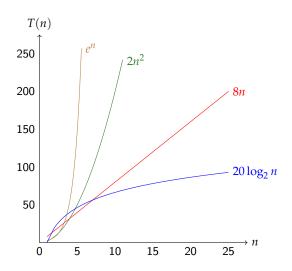
n	$\log_{10} n$	п	n^2	n^3	2^n
10	1 ms	10 ms	0,1 s	1 <i>s</i>	1,02 s
10 ³	3 ms	1 s	16,67 m	11,57 d	$3,4*10^{291}$ sig
10 ⁶	6 ms	1,67 h	31,71 a	317 097,9 sig	$3.1 * 10^{301020} sig$

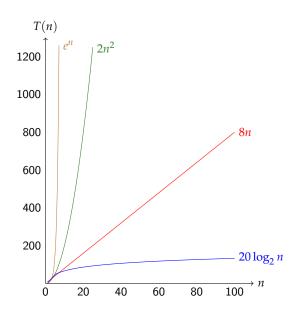












Medidas asintóticas de la eficiencia

Criterio asintótico para medir la eficiencia de los algoritmos:

- Función de coste que solo depende del tamaño de los datos de entrada. ¿Qué se entiende por tamaño de un problema?
- ② Las constantes multiplicativas o aditivas no se tienen en cuenta. **Ejemplo:** $f(n) = n^2$ y $g(n) = 3n^2 + 27$ se consideran equivalentes.
- Substitution Los Los costes para tamaños pequeños se consideran irrelevantes; la comparación entre funciones de coste se hace para tamaños suficientemente grandes.

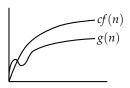
Medidas asintóticas de la eficiencia

Definición 1.1

Sea $f: \mathbb{N} \longrightarrow \mathbb{R}^+ \cup \{0\}$. El conjunto de las funciones del **orden de** f(n), denotado por O(f(n)), se define como:

$$O(f(n)) = \{g : \mathbb{N} \longrightarrow \mathbb{R}^+ \cup \{0\} \mid \exists c \in \mathbb{R}^+, n_0 \in \mathbb{N} : \forall n \geq n_0 \cdot g(n) \leq cf(n)\}$$

Una función g **es del orden de** f(n) *si* $g \in O(f(n))$.



Si $T(n) \in O(f(n))$ tenemos una cota superior al tiempo de ejecución de un algoritmo.

- Se admiten funciones negativas o indefinidas para un número finito de valores de n si eligiendo n₀ suficientemente grande, satisface la definición.
- Las unidades de medida del coste en tiempo (horas, segundos, milisegundos, etc.), o en memoria (octetos, palabras, celdas de longitud fija, etc.) no son relevantes en la complejidad asintótica.
- Implementaciones del mismo algoritmo que difieran en el lenguaje, el compilador, y/o/ el computador, son del mismo orden.
- Se puede aplicar tanto a un análisis en el caso peor, como a un análisis en el caso promedio.
 El orden puede no coincidir.

Órdenes de complejidad

Representante de O(f(n)): la función f(n) más sencilla posible.

- 0 O(1): constantes
- $O(\log n)$: **logarítmico** (no depende de la base)
- O(n): lineal
- **4** $O(n^2)$: cuadrático
- **6** $O(n^k)$: polinomial
- **6** $O(2^n)$: exponencial
- O(n!): factorial

Órdenes de complejidad

Supongamos que el tiempo de proceso para una instancia de tamaño 1 es $1\mu s$.

n	logn	n	n log n	n^2	n^3	2^n	n!
10	$3,32 \cdot 10^{-6}$	10^{-5}	$3,32 \cdot 10^{-5}$	10^{-4}	0,001	0,001024	3,6288
50	$5,64 \cdot 10^{-6}$	$5 \cdot 10^{-5}$	$2,82 \cdot 10^{-4}$	0,0025	0, 125	intratable	intratable
100	$6,64 \cdot 10^{-6}$	10^{-4}	$6,64 \cdot 10^{-4}$	0,01	1	intratable	intratable
10^{3}	10^{-5}	0,001	0,01	1	10^{3}	intratable	intratable
10^{4}	$1,33\cdot 10^{-5}$	0,01	0,133	100	10^{6}	intratable	intratable
10^{5}	$1,66 \cdot 10^{-5}$	0,1	1,66	10^{4}	intratable	intratable	intratable
10^{6}	$2 \cdot 10^{-5}$	1	19,93	10^{6}	intratable	intratable	intratable

Órdenes de complejidad

Duplicar el tamaño del problema

T(n)	n = 100	n = 200
$O(\log n)$	1 h	1,15 h
O(n)	1 h.	2 h
$O(n \log n)$	1 h	2,30 h
$O(n^2)$	1 h	4 h
$O(n^3)$	1 h	8 h
$O(2^n)$	1 h	$1,27 \times 10^{30} \text{ h}$

Duplicar el tiempo disponible

T(n)	t=1 h	t=2 h
$O(\log n)$	n = 100	n = 10,000
O(n)	n = 100	n = 200
$O(n \log n)$	n = 100	n = 178
$O(n^2)$	n = 100	n = 141
$O(n^3)$	n = 100	n = 126
$O(2^n)$	n = 100	n = 101

Jerarquía de órdenes de complejidad

$$\underbrace{O(1) \subset O(\log n) \subset O(n) \subset O(n\log n) \subset O(n^2)}_{ \mbox{razonables en la práctica}} \subset \ldots \subset O(n^k) \subset \underbrace{ \mbox{razonables en la práctica}}_{ \mbox{tratables}}$$

$$\ldots \subset O(2^n) \subset O(n!)$$

Propiedades de los órdenes de complejidad

```
Reflexivo f(n) \in O(f(n))

Transitivo f(n) \in O(g(n)) \land g(n) \in O(h(n)) \Rightarrow f(n) \in O(h(n))

Antisimétrico f(n) \in O(g(n)) \land g(n) \in O(f(n)) \Leftrightarrow O(f(n)) = O(g(n))

Estricto f(n) \in O(g(n)) \land g(n) \notin O(f(n)) \Leftrightarrow O(f(n)) \subset O(g(n))

Escalable O(a \cdot f(n)) = O(f(n)) con a \in \mathbb{R}^+
```

Relación de orden parcial sobre las funciones.

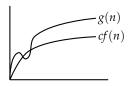
Otras notaciones asintóticas

Determinar la mayor función que sea una cota inferior del tiempo de ejecución.

Definición 1.2

Sea $f: \mathbb{N} \longrightarrow \mathbb{R}^+ \cup \{0\}$. El conjunto **omega de** f(n), denotado por $\Omega(f(n))$, se define como:

$$\Omega(f(n)) = \{g: \mathbb{N} \longrightarrow \mathbb{R}^+ \cup \{0\} \mid \exists c \in \mathbb{R}^+, n_0 \in \mathbb{N} . \forall n \geq n_0 . g(n) \geq cf(n)\}$$



Otras notaciones asintóticas

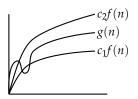
- Principio de dualidad: $f(n) \in O(g(n)) \Leftrightarrow g(n) \in \Omega(f(n))$
- NO confundir la medida O(f(n)) como aplicable al caso peor y la medida $\Omega(f(n))$ como aplicable al caso mejor.
- Supongamos para un análisis en el caso peor que $T(n) \in O(f(n)) \cap \Omega(g(n)),$ ninguna instancia de tamaño n puede tener coste superior a c.f(n), pero puede haber instancias de tamaño n con coste inferior a c'.g(n).

Otras notaciones asintóticas

Definición 1.3

Sea $f: \mathbb{N} \longrightarrow \mathbb{R}^+ \cup \{0\}$. El conjunto de funciones del orden exacto de f(n), denotado por $\Theta(f(n))$ se define como:

$$\Theta(f(n)) = \{g : \mathbb{N} \longrightarrow \mathbb{R}^+ \cup \{0\} \mid \exists c_1, c_2 \in \mathbb{R}^+, n_0 \in \mathbb{N} . \\ \forall n \ge n_0 . c_1 f(n) \le g(n) \le c_2 f(n) \}$$



$$\Theta(f(n)) = O(f(n)) \cap \Omega(f(n))$$

Propiedades de Ω y de Θ

- Simetría de Θ : $f(n) \in \Theta(g(n)) \Leftrightarrow g(n) \in \Theta(f(n))$
- $O(f(n)) = O(g(n)) \Leftrightarrow \Theta(f(n)) = \Theta(g(n))$ Θ no es más potente que O para comparar el crecimiento de las funciones.
- Ω y Θ son reflexivas, transitivas y escalables.

Limitaciones del criterio asintótico

- Las constantes multiplicativas escondidas pueden hacer impracticable el algoritmo.
- Tamaño de los datos ¿grande o pequeño?
- Frecuencia de utilización: eficiencia vs. simplicidad.
- Menos tiempo de ejecución a costa de mayor coste en espacio. ¿Aceptable? ¿Uso de memoria externa?

Reglas de cálculo

Regla de la suma
$$O(f(n)+g(n))=O(\max(f(n),g(n)))$$

Regla del producto $\operatorname{Si} g_1(n)\in O(f_1(n))$ y $g_2(n)\in O(f_2(n))$, entonces $g_1(n)\cdot g_2(n)\in O(f_1(n)\cdot f_2(n))$.
Regla del límite
$$\lim_{n\to\infty}\frac{f(n)}{g(n)}=m\in\mathbb{R}^+\Rightarrow f(n)\in\Theta(g(n))$$

$$\lim_{n\to\infty}\frac{f(n)}{g(n)}=0\Rightarrow f(n)\in O(g(n))$$

$$\lim_{n\to\infty}\frac{f(n)}{g(n)}=+\infty\Rightarrow f(n)\in\Omega(g(n))$$

Análisis de las estructuras de control (caso peor)

Análisis desde dentro hacia afuera.

Instrucción simple Asignación, E/S, expresión aritmética/lógica, acceso a array/registro, ...: O(1).

Composición secuencial P_1 ; P_2 ,

con
$$T_i(n) \in O(f_i(n)), i = 1, 2$$
:

$$T(n) = T_1(n) + T_2(n) \in O(f_1(n) + f_2(n)) = O(\max(f_1(n), f_2(n)))$$

Instrucción condicional si b entonces P_1 si no P_2 fsi,

con
$$T_B(n) \in O(f_B(n))$$
 y $T_i(n) \in O(f_i(n)), i = 1, 2$:

$$T(n) = T_B(n) + \max(T_1(n), T_2(n)) \in O(\max(f_B(n), f_1(n), f_2(n)))$$

Instrucción iterativa mientras b hacer P fmientras,

con
$$T_B(n) \in O(f_B(n))$$
 y $T_P(n) \in O(f_P(n))$:

Una vuelta:
$$T_B(n) + T_P(n) \in O(\max(f_B(n), f_P(n))) = O(f_V(n))$$

¿Bucle completo? Número de iteraciones: $O(f_{it}(n))$.

$$T(n) \in O(f_V(n) \cdot f_{it}(n))$$

Método de la instrucción crítica

Instrucción crítica

Instrucción elemental que se ejecuta al menos con tanta frecuencia como las demás.

Definir $f_c(n)$ que calcule el número de veces que se ejecuta la función crítica.

Ejemplos

Producto de matrices cuadradas.

```
fun producto(A[1..N, 1..N], B[1..N, 1..N] de ent)
    dev C[1..N, 1..N] de ent
var i, j, k : nat, s : ent
   para i = 1 hasta N hacer
       para j = 1 hasta N hacer
          s := 0:
          para k = 1 hasta N hacer
              s := s + A[i,k] * B[k,j]
          fpara;
          C[i,j] := s
       fpara
   fpara
ffun
```

$$T(N) \in \Theta(N^3)$$

Alberto Verdejo (UCM) 29 / 37

Ejemplos

Ordenación por selección.

```
\begin{array}{l} \mathbf{proc} \ \operatorname{ord-selección}(V[1..N] \ \mathbf{de} \ ent) \\ \mathbf{para} \ i = 1 \ \mathbf{hasta} \ N-1 \ \mathbf{hacer} \\ pmin := i \ ; \\ \mathbf{para} \ j = i+1 \ \mathbf{hasta} \ N \ \mathbf{hacer} \\ \mathbf{si} \ V[j] < V[pmin] \ \mathbf{entonces} \ pmin := j \ \mathbf{fsi} \\ \mathbf{fpara} \ ; \\ \mathbf{intercambiar}(V[i], V[pmin]) \\ \mathbf{fpara} \\ \mathbf{fproc} \end{array}
```

$$T(N) \in \Theta(\sum_{i=1}^{N-1} (N-i)) = \Theta(N^2)$$

Alberto Verdejo (UCM) 30 / 37

Ejemplos

Determinar si una matriz cuadrada es simétrica.

```
fun simétrica?(V[1..N,1..N] de ent) dev b:bool
var i, j : nat
   b := cierto; i := 1;
   mientras i \leq N \wedge b hacer
      i := i + 1;
       mientras i \le N \land b hacer
          b := (V[i,j] = V[j,i]);
          i := i + 1
       fmientras;
       i := i + 1
   fmientras
ffun
```

$$T_{\min}(N) \in \Theta(1)$$
 $T_{\max}(N) \in \Theta(N^2)$

Alberto Verdejo (UCM) 31 / 37

Ejemplo

```
proc ord-inserción(V[1..N] de ent)
     para i = 2 hasta N hacer
         elem := V[i];
         i := i - 1;
         mientras j > 0 \land_c elem < V[j] hacer
             V[j+1] := V[j];
             i := i - 1
         fmientras;
         V[i+1] := elem
     fpara
 fproc
caso peor: T_{\max}(N) = \sum_{i=1}^{N} i = \frac{(N+2)(N-1)}{2} \in \Theta(N^2)
caso mejor: T_{\min}(N) = \sum_{i=2}^{N} 1 = N - 1 \in \Theta(N)
caso promedio: \Theta(N^2)
```

Alberto Verdejo (UCM) 33/37

Coste de algoritmos recursivos

Recurrencias: funciones de coste recursivas.

```
\begin{array}{l} \mathbf{fun} \ \mathbf{factorial} \ (n:nat) \ \mathbf{dev} \ f:nat \\ \mathbf{casos} \\ n=0 \ \rightarrow \ f:=1 \\ \exists \ n>0 \ \rightarrow \\ f:=n*\mathbf{factorial} \ (n-1) \end{array} \qquad \begin{array}{l} \mathbf{Recurrencia} \\ T(n)=\left\{ \begin{array}{ll} k_1 & \text{si } n=0 \\ T(n-1)+k_2 & \text{si } n>0 \end{array} \right. \\ \mathbf{fun} \end{array}
```

Para obtener el orden de complejidad de T(n):

Despliegue obtener fórmula explícita de T(n).

Teoremas disminución del tamaño del problema por sustracción o por división.

Despliegue de recurrencias

El objetivo es conseguir una fórmula explícita (en función de n) de T(n).

Despliegue Sustituir T por la parte derecha de la ecuación. Repetir hasta encontrar una fórmula que dependa del número de despliegues (o llamadas recursivas) i.

Postulado Obtener el valor de i que hace desaparecer T (caso básico). En la fórmula, sustituir i por ese valor para obtener la fórmula explícita T^* , que solo depende de n.

Comprobación Demostrar por inducción que $T = T^*$.

Recurrencia

$$T(n) = \begin{cases} k_1 & \text{si } n = 0\\ T(n-1) + k_2 & \text{si } n > 0 \end{cases}$$

$$T(n) = \frac{1}{2} \quad T(n-1) + k_2$$

$$= \frac{2}{2} \quad T(n-2) + k_2 + k_2 = T(n-2) + 2 \cdot k_2$$

$$= \frac{3}{2} \quad T(n-3) + k_2 + 2 \cdot k_2 = T(n-3) + 3 \cdot k_2$$

$$\vdots$$

$$= \frac{i}{2} \quad T(n-i) + i \cdot k_2$$

$$\vdots$$

$$= \frac{n}{2} \quad T(0) + n \cdot k_2 = \frac{n \cdot k_2 + k_1}{2} = T^*(n) \in \Theta(n)$$

$$\forall n > 0 . T(n) = T^*(n)$$

Caso base
$$T(0) = k_1 = T^*(0)$$

Paso inductivo H.I.:
$$T(n) = T^*(n)$$

$$T(n+1) = T(n) + k_2 \stackrel{h.i.}{=} n \cdot k_2 + k_1 + k_2 = (n+1) \cdot k_2 + k_1 = T^*(n+1)$$

Ejemplos

$$T(n) = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{si } n=1 \\ 3T(n-1)+2 & \text{si } n \geq 2 \end{array} \right.$$

$$T(n) = \frac{1}{2} 3T(n-1) + 2$$

$$= \frac{2}{3} (3T(n-2) + 2) + 2 = 3^{2}T(n-2) + 3 \cdot 2 + 2$$

$$= \frac{3}{3} 3^{2}(3T(n-3) + 2) + 3 \cdot 2 + 2 = 3^{3}T(n-3) + 3^{2} \cdot 2 + 3 \cdot 2 + 2$$

$$\vdots$$

$$= \frac{i}{3} 3^{i}T(n-i) + \sum_{j=0}^{i-1} 3^{j} \cdot 2$$

$$\vdots$$

$$= \frac{n-1}{3} 3^{n-1}T(1) + \sum_{j=0}^{n-2} 3^{j} \cdot 2 = 3^{n-1} + 2 \cdot \frac{3 \cdot 3^{n-2} - 3^{0}}{3 - 1}$$

$$= 2 \cdot 3^{n-1} - 1 \in \Theta(3^{n})$$

Alberto Verdejo (UCM) 22 / 86

Ejemplos

$$T(n) = \left\{ \begin{array}{ll} 4 & \text{si } n=1 \\ 2T(n/2) + 3n + 2 & \text{si } n \geq 2 \text{, potencia de } 2 \end{array} \right.$$

Haciendo sucesivos desplegados obtenemos

$$T(n) = 2T(\frac{n}{2}) + 3n + 2$$

$$\stackrel{?}{=} 2(2T(\frac{n/2}{2}) + 3\frac{n}{2} + 2) + 3n + 2 = 2^2T(\frac{n}{2^2}) + 2 \cdot 3n + 2^2 + 2$$

$$\stackrel{?}{=} 2^2(2T(\frac{n/2^2}{2}) + 3\frac{n}{2^2} + 2) + 2 \cdot 3n + 2^2 + 2$$

$$= 2^3T(\frac{n}{2^3}) + 3 \cdot 3n + 2^3 + 2^2 + 2$$

$$\stackrel{?}{=} 2^3(2T(\frac{n/2^3}{2}) + 3\frac{n}{2^3} + 2) + 3 \cdot 3n + 2^3 + 2^2 + 2$$

$$= 2^4T(\frac{n}{2^4}) + 4 \cdot 3n + 2^4 + 2^3 + 2^2 + 2^1$$

$$\vdots$$

Alberto Verdejo (UCM)

Ejemplos

$$\stackrel{i}{=} 2^{i}T(\frac{n}{2^{i}}) + i \cdot 3n + \sum_{j=1}^{i} 2^{j}$$

$$= 2^{i}T(\frac{n}{2^{i}}) + i \cdot 3n + 2^{i+1} - 2.$$

Al caso básico se llega cuando $\frac{n}{2^i}=1$, es decir, cuando $i=\log n$. Por tanto para n potencia de 2,

$$T(n) \stackrel{\log n}{=} 2^{\log n} T(1) + 3n \log n + 2^{1 + \log n} - 2$$

$$= 4n + 3n \log n + 2n - 2$$

$$= 3n \log n + 6n - 2$$

$$\in \Theta(n \log n).$$

Alberto Verdejo (UCM) 24 / 86

- Caso directo: coste constante
- Preparación de llamadas y combinación de resultados: coste polinómico

Teorema de la resta: Descomposición restando una cantidad constante

$$T(n) = \begin{cases} k_0 & \text{si } 0 \le n < b \\ a \cdot T(n-b) + k_1 \cdot n^k & \text{si } n \ge b \end{cases}$$

$$T(n) \in \begin{cases} \Theta(n^{k+1}) & \text{si } a = 1 \\ \Theta(a^n \operatorname{div} b) & \text{si } a > 1 \end{cases}$$

Teorema de la división: Descomposición dividiendo por una cantidad constante $b \geq 2$

$$T(n) = \begin{cases} k_0 & \text{si } 0 \le n < b \\ a \cdot T(\frac{n}{b}) + k_1 \cdot n^k & \text{si } n \ge b \end{cases}$$

$$T(n) \in \begin{cases} \Theta(n^k) & \text{si } a < b^k \\ \Theta(n^k \log n) & \text{si } a = b^k \\ \Theta(n^{\log_b a}) & \text{si } a > b^k \end{cases}$$

El coste es menor cuanto más pequeñas son a y k y más grande es b.

Ejemplo: búsqueda binaria

```
\begin{array}{l} \textbf{fun} \ \mathtt{búsqueda-binaria}(V[1..N] \ \textbf{de} \ ent,e:ent,c,f:nat) \ \textbf{dev} \ \langle b:bool,p:nat \rangle \\ \textbf{si} \ c>f \ \textbf{entonces} \ \langle b,p \rangle := \langle \mathtt{falso},c \rangle \\ \textbf{si no} \\ m:=(c+f) \ \mathtt{div} \ 2; \\ \textbf{casos} \\ e < V[m] \ \rightarrow \ \langle b,p \rangle := \mathtt{búsqueda-binaria}(V,e,c,m-1) \\ \square \ e = V[m] \ \rightarrow \ \langle b,p \rangle := \langle \mathtt{cierto},m \rangle \\ \square \ e > V[m] \ \rightarrow \ \langle b,p \rangle := \mathtt{búsqueda-binaria}(V,e,m+1,f) \\ \textbf{fcasos} \\ \textbf{fsi} \\ \textbf{ffun} \end{array}
```

Tamaño n = f - c + 1.

Recurrencia

$$T(n) = \begin{cases} k_1 & \text{si } n = 0\\ T(n \text{ div } 2) + k_2 & \text{si } n > 0 \end{cases}$$

$$T(n) \in \Theta(\log n)$$

Ejemplo (2)

```
{ cierto }
fun fibonacci(n:nat) dev f:nat
    casos
           n=0 \rightarrow f := 0
        \square n=1 \rightarrow f := 1
        \square n > 2 \rightarrow f := fibonacci(n-1) + fibonacci(n-2)
    fcasos
ffun
\{f = fib_n\}
                 T(n) = \begin{cases} k_1 & n \le 1 \\ T(n-1) + T(n-2) + k_2 & n > 1 \end{cases}
```

T(n) es monótona, es decir $T(n) \ge T(n')$ si $n \ge n'$

Alberto Verdejo (UCM) 31 / 86

Ejemplo (2)

Veamos que $T(n) \in O(2^n) \cap \Omega(2^{n \text{ div } 2})$:

• $T(n) \in O(2^n)$. Si $n \ge 2$

$$\begin{array}{ll} T(n) & = T(n-1) + T(n-2) + k_2 \\ & \leq 2T(n-1) + k_2 \leq 2^2 T(n-2) + 2k_2 + k_2 \leq \dots \\ & \leq 2^i T(n-i) + k_2 \sum_{j=0}^{i-1} 2^j \end{array}$$

Cuando n-i=1 entonces i=n-1. Luego $T(n) \le k_1 2^{n-1} + k_2 2^{n-1}$ y por tanto $T(n) \in O(2^n)$.

• $T(n) \in \Omega(2^n)$. Si $n \ge 2$

$$T(n) = T(n-1) + T(n-2) + k_2$$

 $\geq 2T(n-2) \geq 2^2T(n-4) \geq \ldots \geq 2^iT(n-2i)$

Si n-2i=0 (n es par) entonces i=n/2. Si n-2i=1 (n es impar) entonces i=(n-1)/2. En cualquier caso $T(n)\geq k_12^{n\operatorname{div}2}$, luego $T(n)\in\Omega(2^{n\operatorname{div}2})$.

Alberto Verdejo (UCM) 32 / 86

Recurrencias con historia

$$T(n) = \begin{cases} 1 & n = 1\\ \sum_{i=1}^{n-1} T(i) + n^2 & n \ge 2. \end{cases}$$

Buscamos primero una recurrencia equivalente en cuyo caso recursivo solamente aparezca el valor inmediatamente anterior T(n-1).

Restamos T(n-1) de T(n). Para $n \geq 3$,

$$T(n) - T(n-1) = \sum_{i=1}^{n-1} T(i) + n^2 - (\sum_{i=1}^{n-2} T(i) + (n-1)^2)$$

$$= \sum_{i=1}^{n-2} T(i) + T(n-1) + n^2 - \sum_{i=1}^{n-2} T(i) - (n^2 - 2n + 1)$$

$$= T(n-1) + 2n - 1.$$

Despejando tenemos

$$T(n) = 2T(n-1) + 2n - 1.$$

Alberto Verdejo (UCM) 33 / 86

Recurrencias con historia

Si n=2, la definición original de la recurrencia T(n) da

$$T(2) = \sum_{i=1}^{2-1} T(i) + 2^2 = T(1) + 4 = 1 + 4 = 5,$$

y también

$$2T(n-1) + 2n - 1 = 2T(1) + 2 \cdot 2 - 1 = 2 + 4 - 1 = 5$$

por lo que la fórmula anterior vale para todo $n \ge 2$.

Aplicando desplegado

$$T(n) = 2T(n-1) + 2n - 1$$

$$\stackrel{?}{=} 2^{2}T(n-2) + 2^{2}(n-1) - 2 + 2n - 1$$

$$\stackrel{?}{=} 2^{3}T(n-3) + 2^{3}(n-2) - 2^{2} + 2^{2}(n-1) - 2 + 2n - 1$$

$$\stackrel{i}{=} 2^{i}T(n-i) + \sum_{j=0}^{i-1} 2^{j+1}(n-j) - \sum_{j=0}^{i-1} 2^{j}$$

$$= 2^{i}T(n-i) + (2n-1)\sum_{j=0}^{i-1} 2^{j} - 2\sum_{j=0}^{i-1} j2^{j}.$$

Alberto Verdejo (UCM) 34 / 86

Recurrencias con historia

Al caso básico se llega cuando n-i=1; entonces i=n-1 y

$$T(n) \stackrel{n-1}{=} 2^{n-1} + (2n-1) \sum_{j=0}^{n-2} 2^j - 2 \sum_{j=0}^{n-2} j 2^j.$$

Para simplificar las sumas recordamos las igualdades

$$\sum_{j=0}^{n-2} 2^{j} = 2^{n-1} - 1$$

$$\sum_{j=0}^{n-2} j 2^{j} = (n-3)2^{n-1} + 2.$$

Sustituyendo en la expresión anterior queda

$$T(n) = 2^{n-1} + (2n-1)(2^{n-1}-1) - 2((n-3)2^{n-1}+2)$$

$$= (1+2n-1-2n+6)2^{n-1} - (2n-1) - 4$$

$$= 3 \cdot 2^n - 2n - 3$$

$$\in \Theta(2^n).$$

Alberto Verdejo (UCM) 35 / 86

Coste en espacio de memoria

- Considerar todas las variables utilizadas en el algoritmo y multiplicar cada una por el número de bytes necesarios para su almacenamiento.
- Para un primer análisis emplear medidas de tipo asintótico, tener en cuenta únicamente las variables estructuradas y considerar que todos los elementos en todas las estructuras ocupan el mismo espacio.
- La llamada a un subprograma tiene asociado un coste en espacio: tabla de activación.
 - Parámetro por valor Espacio igual a su tamaño; Parámetro por referencia Espacio unitario.
- En algoritmos recursivos el coste en espacio depende de la profundidad de la recursión. NO del número total de llamadas.
 Solo importa aquella llamada que provoque la mayor profundidad.