

## CC4102 Diseño y Análisis de Algoritmos

### Prof. Benjamin Bustos

Departamento de Ciencias de la Computación Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas Universidad de Chile

## Capítulo 1

Conceptos básicos y complejidad

### Algoritmo

- Procedimiento computacional bien definido
- Toma como entrada uno o varios valores
- Produce como salida uno o más valores
- El algoritmo es la serie de pasos que se realizan para transformar la entrada en la salida

#### Estructura de datos

 Formas de organizar la información en la memoria del computador

- Un algoritmo es correcto si para cada entrada posible termina con la salida correcta
  - Algunos algoritmos "incorrectos" pueden ser útiles (algoritmos aproximados)
- Técnicas de diseño de un algoritmo
  - Iterativos
  - Recursivos
  - Dividir para reinar
  - Programación dinámica

- Principal foco de este curso: eficiencia de los algoritmos
  - Para el mismo problema, pueden haber distintos algoritmos con distinta eficiencia
  - Eficiencia significa principalmente velocidad, pero en general se refiere a cuántos recursos utiliza para generar la salida
    - Tiempo
    - Espacio

### Tamaño máximo de un problema (f(n) ms)

	1 seg	1 min	1 hora	1 día	1 mes	1 año	1 siglo
log n							
n^1/2							
n	1000	6 x 10^4	3.6 x 10^6				
n log n	140	4893	2.0 x 10^5				
n^2	31	244	1897				
n^3	10	39	153				
2^n	9	15	21				
n!							

- ¿Cómo se mide el desempeño de un algoritmo?
  - Cantidad de recursos que consume
    - Tiempo de CPU
      - Número de instrucciones proporcionales
    - Número de accesos a disco (secuencial/aleatorio)
    - Cantidad de comunicación
    - Cantidad de memoria

- ¿Cómo se mide el desempeño de un algoritmo?
  - Ejemplo 1: Cálculo del mínimo

```
Minimum(A) // Tamaño de A == n
1 min <- A[1]
2 for i = 2 to n
3     if A[i] < min // instrucción representativa
4        min <- A[i]</pre>
```

- ¿Cómo se mide el desempeño de un algoritmo?
  - Ejemplo 2: Bubblesort

```
T(\{1,2,3\}) = 0

T(\{1,3,2\}) = 1

T(\{3,2,1\}) = 3
```

#### Definiciones:

 $T_A(x) = \text{tiempo del algoritmo } A \text{ para la entrada } x.$ 

$$T_A(n) = \max_{|x|=n} T_A(x)$$
 (PEOR CASO).

$$T_A(x) = \sum_{|x|=n} p(x)T_A(x)$$
 (CASO PROMEDIO).

### Para caso promedio

- Es necesario definir función de probabilidad p(x)
- No es confiable
- Es más complicado de calcular

#### Notación O

Definición: f(n) es O(g(n)) si  $\exists n_0, c > 0$  tal que  $\forall n > n_0, f(n) \le c \cdot g(n)$ .

#### Notas:

- Puede que para ciertos valores de n no sea cierta la desigualdad
- f(n) es proporcional a g(n)

### Ejemplos:

$$n^{2} - 3n + 12 \log n - 7 = O(n^{2})$$

$$3n^{2} + 17n + 3 = O(n^{2})$$

$$= O(n^{3})$$

$$\log^{d} n = O(n^{\alpha}) \ \forall d > 0, \alpha > 0 \qquad (\log n \text{ es } O(\sqrt{n}))$$

$$2^{2n} = O(2^{n})?$$

#### Otras definiciones

$$f(n)$$
 es  $\Omega(g(n))$  si  $\exists n_0, c > 0$  tal que  $\forall n > n_0, f(n) \ge c \cdot g(n)$ .

 Ejemplo: "Ordenar es Ω(n log n)". Se refiere al problema, no al algoritmo.

```
f(n) es o(g(n)) \Leftrightarrow f(n) no es \Omega(g(n)).

f(n) es w(g(n)) \Leftrightarrow f(n) no es o(g(n)).

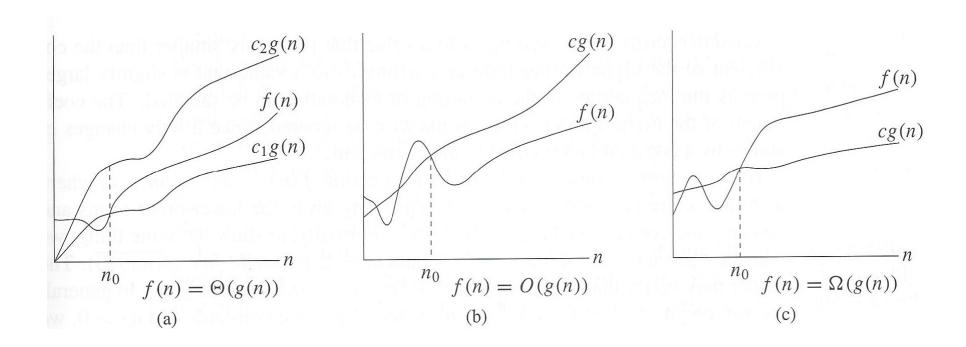
f(n) es \Theta(g(n)) si f(n) es O(g(n)) y es \Omega(g(n)).
```

### Algunas fórmulas útiles

Aproximación de Stirling:

$$n! = \sqrt{2\pi n} \left(\frac{n}{e}\right)^n \left(1 + \Theta\left(\frac{1}{n}\right)\right)$$
$$n! = o(n^n)$$
$$n! = \omega(2^n)$$
$$\log(n!) = \Theta(n\log n)$$

### Ejemplos notación O



Resumen

$$O: f \leq g$$

$$\Omega: f \geq g$$

$$o: f \leq g$$

$$\omega: f \leq g$$

$$\Theta: f \approx g$$

 Ejemplo: "Ordenar es Θ(n log n)" (problema resuelto)

- Técnica: Estrategia del adversario
  - Adversario: va construyendo el peor caso posible
  - Algoritmo: "funciona" lo mejor posible
- Ejemplo 1: calcular el mínimo de un arreglo
  - Algoritmo básico: n-1 comparaciones
  - Esto es óptimo
    - Lo mismo para calcular el máximo

- Ejemplo 2: calcular el mínimo y el máximo
  - Mínimo: n-1 comparaciones
  - Máximo: n-2, se puede obviar el mínimo
  - Total: 2n-3 (cota superior)
  - ¿Cota inferior mejor?

- Ejemplo 2: calcular el mínimo y el máximo
  - Sean las siguientes variables:
    - O: los elementos todavía no comparados
    - G: los elementos que ganaron todas sus comparaciones hasta ahora
    - P: los elementos que perdieron todas sus comparaciones hasta ahora
    - E: los valores eliminados (que perdieron al menos una comparación y ganaron al menos una comparación)

- Ejemplo 2: calcular el mínimo y el máximo
  - Observaciones
    - El vector (o, g, p, e) describe el estado de cualquier algoritmo
    - Siempre se tiene que o + g + p + e = n
    - Al principio la tupla es (0,g,p,e) = (n,0,0,0)
    - Un algoritmo correcto debe terminar con la tupla (o,g,p,e) = (0,1,1,n-2)

- Ejemplo 2: calcular el mínimo y el máximo
  - Después una comparación a?b en cualquier algoritmo del modelo de comparación (o, g, p, e), el vector cambia en función del resultado de la manera siguiente:

	$a \in O$	$a \in G$	$a \in P$	$a \in E$
$b \in O$	o-2, g+1, p+1, e	o-1, p, e+1	o-1, g, p, e+1	o-1, g+1, p, e
		o-1, g, p+1, e	o-1, g+1, p, e	o-1, g, p+1, e
$b \in G$		o, g - 1, p, e + 1	o, g, p, e	o, g, p, e
			o, g - 1, p - 1, e + 2	o, g - 1, p, e + 1
$b \in P$			o, g, p-1, e+1	o, g, p, e
				o, g, p - 1, e + 1
$b \in E$				o, g, p, e

- Ejemplo 2: calcular el mínimo y el máximo
  - En algunas configuraciones, el cambio del vector estado depende del resultado de la comparación: un adversario puede maximizar la complejidad del algoritmo eligiendo el resultado de cada comparación. En la siguiente tabla se marcan las opciones que maximizan la complejidad del algoritmo

Ejemplo 2: calcular el mínimo y el máximo

	$a \in O$	$a \in G$	$a \in P$	$a \in E$
$b \in O$	o-2, g+1, p+1, e	o-1, p, e+1	o-1, g, p, e+1	o-1, g+1, p, e
		o-1, g, p+1, e	$\mathbf{o-1},\mathbf{g+1},\mathbf{p},\mathbf{e}$	o-1, g, p+1, e
$b \in G$		o, g - 1, p, e + 1	$\mathbf{o}, \mathbf{g}, \mathbf{p}, \mathbf{e}$	$\mathbf{o},\mathbf{g},\mathbf{p},\mathbf{e}$
			o, g - 1, p - 1, e + 2	o, g - 1, p, e + 1
$b \in P$			o, g, p-1, e+1	$\mathbf{o}, \mathbf{g}, \mathbf{p}, \mathbf{e}$
_				o, g, p-1, e+1
$b \in E$				o, g, p, e

- floor(n/2) transiciones de O a (G U P), y
- n-2 transiciones de (G U P) a E
- Complejidad en el peor caso:

$$\lceil 3n/2 \rceil - 2 = 3n/2 + O(1)$$
 comparaciones

Algoritmo MinMax(A)

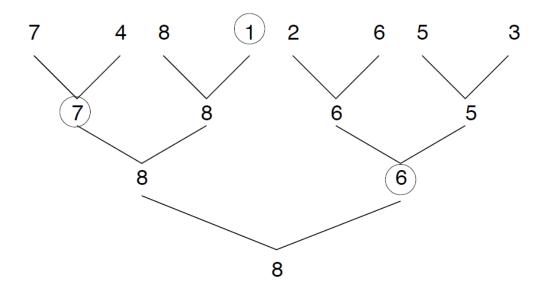
- 1 Dividir A en n/2 pares (si n impar, elemento x extra).
- 2. Comparar los dos elementos de cada par.
- 3. Poner los elementos superiores en el grupo S, y los elementos inferiores en el grupo I.
- 4. Calcular el mínimo m del grupo I con el algoritmo básico, que realiza n/2 1 comparaciones
- 5. Calcular el máximo M del grupo S, misma complejidad.
- 6. Si n es par, m y M son respectivamente el mínimo y el máximo de A.
- 7. Sino, si x < m, x y M son respectivamente el mínimo y el máximo de A.
- 8. Sino, si x > M, m y x son respectivamente el mínimo y el máximo de A.
- 9. Sino, m y M son respectivamente el mínimo y el máximo de A.

- Complejidad del algoritmo MinMax
  - □ Si n es par: 3n/2 2
  - $\square$  Si n es impar:  $3n/2 + \frac{1}{2}$
  - En ambos casos el algoritmo es 3n/2 + O(1)

- Ejemplo 3: máximo y el segundo máximo
  - Usando algoritmo básico:
    - Encontrar el máximo: n-1 comparaciones
    - Encontrar segundo máximo: n-2 comparaciones
    - Total: 2n-3 comparaciones
    - ¿Se puede hacer mejor?

- Ejemplo 3: máximo y el segundo máximo
  - Observación: durante la fase de obtención del máximo, se obtuvo información que puede ser utilizada para encontrar el segundo máximo
    - El segundo máximo tuvo que haber "perdido" su comparación contra el máximo, independiente del algoritmo de búsqueda utilizado
    - Idea: buscar el segundo máximo sólo entre aquellos elementos que perdieron contra el máximo

- Ejemplo 3: máximo y el segundo máximo
  - Algoritmo del torneo:



Elementos marcados perdieron con el máximo

- Ejemplo 3: máximo y el segundo máximo
  - Algoritmo del torneo:
    - Número de elementos que perdieron contra el máximo es la altura del árbol, log(n)
    - Usando algoritmo básico entre estos elementos usa log(n)-1 comparaciones
    - Costo total: n+log(n)-2 comparaciones
    - ¿Es esto óptimo?

- Ejemplo 3: máximo y el segundo máximo
  - Cota inferior para el problema usando estrategia del adversario
    - Idea básica: ajustar los valores de los elementos (SIN modificar las decisiones tomadas con anterioridad) de forma de forzar que al menos hayan log(n) perdedores con el máximo

- Ejemplo 3: máximo y el segundo máximo
  - El adversario (B) mantiene "pesos" por cada elemento
  - El algoritmo (A) usa los pesos para comparar. Los pesos son información auxiliar usada sólo por B y no son parte de los datos de A
  - Los pesos son modificados por B mientras A se está ejecutando
  - Inicialmente B fija todos los pesos en 1, por lo que su suma es n. B mantiene esta suma como invariante durante toda la ejecución del algoritmo

- Ejemplo 3: calcular el máximo y el segundo máximo
  - Si A compara x con y, B ajusta los pesos y entrega una respuesta:
    - □ (i) Si W(x) > W(y), B responde "x > y" y cambia los pesos a W'(x) = W(x) + W(y), y W'(y) = 0
    - $\Box$  (ii) Si W(x) == W(y) > 0, B hace como en (i)
    - □ (iii) Sino, W(x) == W(y) == 0, y B responde algo que no entre en conflicto con respuestas pasadas y no cambia los pesos

- Ejemplo 3: calcular el máximo y el segundo máximo
  - Se tiene que:
    - $\Box$  (a) W(x) = 0 ssi x perdió en una comparación
    - $\Box$  (b) Si W(x) > 0, x no ha perdido aún y podría ser el máximo
    - □ (c) La suma de los pesos es siempre n
  - Además, A sólo termina en forma correcta cuando hay un único x tal que W(x) > 0, con W(x) = n
  - ¿Cuántos incrementos  $W_1(x), W_2(x), \ldots, W_k(x)$  ha tenido este único x (el máximo) desde su peso inicial de 1?

- Ejemplo 3: calcular el máximo y el segundo máximo
  - Se sigue que k es al menos log(n), y cada incremento se debe a ganarle a un potencial segundo máximo
  - Por lo tanto, al menos hay log(n) perdedores contra el máximo
  - $\Box$  Cota inferior es  $\Omega(n + O(\log n))$ 
    - Esto implica que algoritmo del torneo es óptimo

- Técnica: Teoría de la información
  - Árbol de decisión:
    - Árbol en donde cada nodo interno está etiquetado con una consulta (pregunta sobre los datos de entrada)
    - Las aristas que salen de un nodo corresponden a las distintas respuestas posibles a la pregunta
    - Cada hoja del árbol se etiqueta con una salida (resultado)

- Para calcular con un árbol de decisión:
  - Se comienza en la raíz del árbol
  - Dependiendo de la respuesta en cada nodo interno visitado, se continúa por la rama respectiva
  - Cuando se llega una hoja, se retorna su etiqueta como resultado
- Tiempo de ejecución del algoritmo en el árbol de decisión es el número de consultas realizadas desde la raíz hasta llegar a la hoja

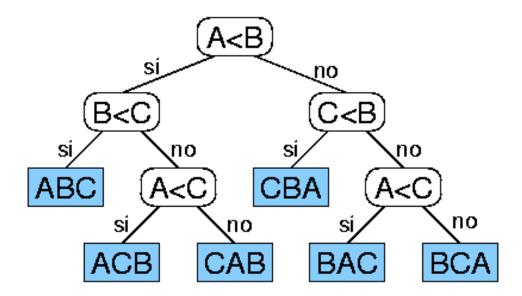
- El número de decisiones realizadas es una cota inferior del tiempo total que requerirá el algoritmo
  - Cota inferior: altura mínima del árbol de decisión
- Las cotas basadas en árboles de decisión se fundamentan en la siguiente idea:
  - "Las respuestas a las consultas deben entregar información suficiente para especificar cualquier resultado posible"

- Lema: sea D un árbol binario de altura h. D tiene a lo más 2<sup>h</sup> hojas.
  - Demostración: por inducción
    - Si h = 0, el árbol tiene un solo nodo que necesariamente es una hoja (caso base)
    - En el caso general, se tiene una raíz, que no puede ser una hoja, que posee un subárbol izquierdo y derecho, cada uno con una altura máxima de h-1. Por hipótesis de inducción, los subárboles pueden tener a lo más 2<sup>(h-1)</sup> hojas, dando un total de a lo más 2<sup>h</sup> hojas entre ambos subárboles. QED

- Lema: un árbol binario con H hojas debe tener una profundidad de al menos log(H)
  - Demostración: directo del lema anterior
- Si un problema tiene n resultados distintos, su árbol de decisión tiene al menos n hojas
- Si cada pregunta tiene dos respuestas posibles, entonces la altura del árbol de decisión debe ser al menos log(n) = Ω log(n)

- Ejemplo 1: Ordenamiento basado en comparaciones
  - Inserción, Selección, Burbuja (cota superior O(n^2))
  - Mergesort (cota superior O(n log n) )
  - Heapsort (cota superior O(n log n))
  - Quicksort (cota superior O(n^2) )

- Ejemplo 1: Ordenamiento basado en comparaciones
  - Árbol de decisión:



- Ejemplo 1: Ordenamiento basado en comparaciones
  - Número de hojas del árbol de decisión: n!
  - Altura del árbol de decisión >= log(n!)
  - Usando aproximación de Stirling:

$$\lceil \log(n!) \rceil > \lceil \log\left(\frac{n}{e}\right)^n \rceil = \lceil n \log(n) - n \log(e) \rceil = \Omega(n \log n)$$

 Cota inferior Ω(n log n) implica que Mergesort y Heapsort son óptimos bajo este modelo

- Ejemplo 2: Búsqueda en arreglo ordenado
  - Búsqueda secuencial
    - Peor caso: n comparaciones
    - Caso promedio: O(n) comparaciones

- Ejemplo 2: Búsqueda en arreglo ordenado
  - Búsqueda binaria
    - Arreglo A de tamaño n, en donde se tiene almacenado el conjunto de elementos ordenados de menor a mayor.
    - Para buscar un elemento x en A:
      - Buscar el índice m de la posición media del arreglo. Inicialmente, m = n/2.
      - □ Si a[m] = x se encontró el elemento (fin de la búsqueda),
      - □ En caso contrario, se sigue buscando en el lado derecho o izquierdo del arreglo dependiendo si a[m] < x o a[m] > x respectivamente

- Ejemplo 2: Búsqueda en arreglo ordenado
  - Costo de la búsqueda binaria:
    - T(n) = 1 + T(n/2) (aproximadamente)
    - T(n) = 2 + T(n/4)
    - T(n) = 3 + T(n/8)
    - \_\_\_\_
    - $T(n) = k + T(n/2^k)$  para todo k > 0
    - Eligiendo k = log n => T(n) = log n + T(1) = 1 + log n = O(log n).

- Ejemplo 2: Búsqueda en arreglo ordenado
  - Cota inferior usando árboles de decisión:
    - Modelo: comparaciones entre elementos del arreglo y valor buscado
    - Número de hojas del árbol de decisión: n+1
    - Altura del árbol de decisión >= log(n+1)
    - Cota inferior  $\Omega(\log n)$
  - Esto implica que la búsqueda binaria es óptima

- Técnica: Reducción
  - Se tienen dos problemas, A y B
  - Si se puede mostrar que:
    - Un algoritmo para A se puede modificar para resolver B,
       y
    - no se añade "demasiado" al tiempo de ejecución de dicho algoritmo
  - En este caso, una cota inferior para el problema B es válida también para el problema A

- Ejemplo: Multiplicación de dos matrices
  - Sean dos matrices simétricas. ¿Es posible multiplicarlas más rápido que dos matrices arbitrarias?
    - Respuesta: No, y lo vamos a demostrar usando reducción
  - Sea ArbM el problema de calcular el producto de dos matrices arbitrarias (problema B)
  - Sea SymM el problema de calcular el producto de dos matrices simétricas (problema A)

- Ejemplo: Multiplicación de dos matrices
  - Es obvio que SymM no es más difícil que ArbM (dado que SymM es un caso particular de ArbM)
  - Supuesto: se dispone de un algoritmo para resolver SymM
  - Reducción: hay que mostrar que se puede ocupar dicho algoritmo como una caja negra (black-box) para resolver el problema general ArbM

- Ejemplo: Multiplicación de dos matrices
  - Sean M y N matrices arbitrarias de tamaño n x n
  - Considere la expresión (matrices 2n x 2n):

$$\left(\begin{array}{cc} 0 & M \\ M^T & 0 \end{array}\right) \cdot \left(\begin{array}{cc} 0 & N^T \\ N & 0 \end{array}\right) = \left(\begin{array}{cc} MN & 0 \\ 0 & M^TN^T \end{array}\right)$$

- La reducción sigue del hecho que las dos matrices a la izquierda son simétricas
  - Se usa algoritmo para SymM para calcular el producto
  - La esquina superior izquierda contiene el resultado para ArbM

- Ejemplo: Multiplicación de dos matrices
  - □ Teorema: Si hay un algoritmo que calcula el producto de dos matrices simétricas n x n en tiempo O(T(n)), tal que T(2n)=O(T(n)), entonces hay un algoritmo para calcular el producto de dos matrices arbitrarias n x n en tiempo O(T(n) + n^2)
  - Dem.: Usamos el algoritmo para SymM para calcular la multiplicación como se mostró previamente. Toma tiempo O(n^2) calcular las transpuestas de M y N, y toma T(2n) multiplicarlas

- Ejemplo: Multiplicación de dos matrices
  - Nota: T(2n)=O(T(n)) no es muy restrictivo, por ejemplo cualquier polinomio lo satisface
  - Por reducción: una cota inferior para T(n) es la cota inferior para multiplicar dos matrices arbitrarias (mejor cota conocida es Ω(n^2))
    - Esto implica que es imposible utilizar las propiedades simétricas de una matriz para obtener un algoritmo asintóticamente mejor para multiplicar matrices

- Cuando un algoritmo contiene una llamada recursiva, su tiempo de ejecución se puede describir con una ecuación de recurrencia
- Ejemplo: Mergesort

$$T(n) = 2T\left(\frac{n}{2}\right) + \Theta(n), \ T(1) = \Theta(1)$$

- Consideraciones:
  - T(n) sólo definido para valores de n entero
  - $\Box$  Condiciones de borde: T(constante) =  $\Theta(1)$

#### Recurrencia telescópica

$$X_{n+1} = X_n + a_n$$
$$= X_0 + \sum_{i=0}^n a_i$$

#### Ejemplo:

$$X_{n+1} = n + X_n, X_0 = 0$$

$$X_{n+1} = 0 + \sum_{i=0}^{n} i$$

$$X_{n+1} = \frac{n(n+1)}{2}$$

$$\therefore X_n = \frac{n(n-1)}{2}$$

#### Ejemplo:

$$X_{n+1} = b_n X_n + a_n$$

$$\frac{X_{n+1}}{\prod_{i=0}^n b_i} = \frac{X_n}{\prod_{i=0}^{n-1} b_i} + \frac{a_n}{\prod_{i=0}^n b_i}$$

$$Y_{n+1} = \frac{X_{n+1}}{\prod_{i=0}^n b_i}, c_n = \frac{a_n}{\prod_{i=0}^n b_i}$$

$$\Rightarrow Y_{n+1} = Y_n + c_n$$

$$Y_{n+1} = Y_0 + \sum_{i=0}^n c_i$$

#### Ejemplo:

Caso particular  $b_i = b$  (constante)

$$Y_{n+1} = Y_0 + \sum_{i=0}^n c_i$$

$$\Rightarrow X_{n+1} = b^{n+1} X_0 + b^{n+1} \sum_{i=0}^n \frac{a_i}{b^{i+1}}$$

$$= b^{n+1} X_0 + \sum_{i=0}^n b^{n-i} a^i$$

#### Ejemplo:

Caso Torres de Hanoi:

$$h_n = h_{n-1} + 1 + h_{n-1}, h_0 = 0$$

$$h_{n+1} = 2h_n + 1$$

$$\Rightarrow h_{n+1} = 2^{n+1}h_0 + \sum_{i=0}^n 2^{n-i}$$

$$\therefore h_{n+1} = 2^{n+1} - 1, h_n = 2^n - 1$$

- Recurrencias lineales homogéneas
  - Son ecuaciones de la forma

$$a_k X_{n+k} + a_{k-1} X_{n+k-1} + \ldots + a_1 X_{n+1} + a_0 X_n = 0$$

□ Las soluciones de este tipo de recurrencias son combinaciones lineales de la forma  $X_n = \lambda^n$ 

$$a_k \lambda^{n+k} + a_{k-1} \lambda^{n+k-1} + \dots + a_1 \lambda^{n+1} + a_0 \lambda^n = 0$$

$$\lambda^n \left( a_k \lambda^k + a_{k-1} \lambda^{k-1} + \ldots + a_1 \lambda + a_0 \right) = 0$$

- Recurrencias lineales homogéneas
  - Polinomio característico y ecuación característica:

$$a_k \lambda^k + a_{k-1} \lambda^{k-1} + \dots + a_1 \lambda + a_0 = 0$$

- Se resuelve el polinomio característico y se obtienen k raíces
- La solución es de la forma

$$X_n = c_1 \lambda_1^n + c_2 \lambda_2^n + \ldots + c_k \lambda_k^n$$

- Recurrencias lineales homogéneas
  - Para encontrar las constantes debe resolverse el siguiente sistema lineal:

$$X_{0} = c_{1}\lambda_{1}^{0} + c_{2}\lambda_{2}^{0} + \dots + c_{k}\lambda_{k}^{0}$$

$$X_{1} = c_{1}\lambda_{1}^{1} + c_{2}\lambda_{2}^{1} + \dots + c_{k}\lambda_{1}^{0}$$

$$\vdots$$

$$X_{k-1} = c_{1}\lambda_{1}^{k-1} + c_{2}\lambda_{2}^{k-1} + \dots + c_{k}\lambda_{1}^{k-1}$$

- Recurrencias lineales homogéneas
  - Ejemplo: Fibonacci

$$f_{n+2} = f_{n+1} + f_n, \ f_0 = 0, \ f_1 = 1$$
  
 $f_{n+2} - f_{n+1} - f_n = 0$   
 $\Rightarrow \lambda^2 - \lambda - 1 = 0$ 

$$\lambda_1 = \frac{1+\sqrt{5}}{2} \approx 1.618 = \phi$$

$$\lambda_2 = \frac{1-\sqrt{5}}{2} \approx -0.618 = \hat{\phi}$$

- Recurrencias lineales homogéneas
  - Ejemplo: Fibonacci

$$f_n = c_1 \phi^n + c_2 \hat{\phi}^n$$

$$f_0 = 0 = c_1 + c_2 \Rightarrow c_2 = -c_1$$

$$f_n = c_1 \left( \phi^n - \hat{\phi}^n \right)$$

$$f_1 = 1 = c_1 \left( \phi - \hat{\phi} \right) \Leftarrow c_1 = \frac{1}{\sqrt{5}}$$

$$f_n = \frac{1}{\sqrt{5}} \left( \phi^n - \hat{\phi}^n \right) = O\left(\phi^n\right)$$

#### Teorema Maestro

La recurrencia  $T(n) = kn + pT(\frac{n}{q})$  tiene las siguientes soluciones:

$$O(n^{\log_p q})$$
 si  $p > q$   
 $O(n \log n)$  si  $p = q$   
 $O(n)$  si  $p < q$ 

- Teorema Maestro
  - Desenrollando la ecuación

$$T(n) = kn + p \cdot T\left(\frac{n}{q}\right) = kn + p \cdot \left(k \cdot \frac{n}{q} + p \cdot T\left(\frac{n}{q^2}\right)\right)$$
$$T(n) = kn \cdot \left(1 + \frac{p}{q}\right) + p^2 \cdot T\left(\frac{n}{q^2}\right)$$

- Teorema Maestro
  - En general se tiene que (\*)

$$T(n) = kn \cdot \left(1 + \frac{p}{q} + \left(\frac{p}{q}\right)^2 + \dots + \left(\frac{p}{q}\right)^{j-1}\right) + p^j T\left(\frac{n}{q^j}\right)$$

□ Si p>q

$$T(n) = kn \cdot \frac{\left(\frac{p}{q}\right)^{j} - 1}{\frac{p}{q} - 1} + p^{j}T\left(\frac{n}{q^{j}}\right)$$

- Teorema Maestro
  - Escoger j tal que q<sup>j</sup>=n (o sea, j=log<sub>a</sub>n):

$$T(n) = kn \cdot \frac{\left(\frac{p}{q}\right)^{\log_q n} - 1}{\frac{p}{q} - 1} + p^{\log_q n} T(1)$$

Observar que:

$$\left(\frac{p}{q}\right)^{\log_q n} = \frac{p^{\log_q n}}{n} = \frac{\left(q^{\log_q p}\right)^{\log_q n}}{n} = \frac{n^{\log_q p}}{n}$$

- Teorema Maestro
  - Por lo tanto, si p>q se tiene que

$$T(n) = O(n^{\log_p q})$$

□ Si p=q, de (\*) se obtiene que (j=log<sub>q</sub>n):

$$T(n) = knj + q^{j}T\left(\frac{n}{q^{j}}\right)$$

$$T(n) = k(n \log n) + O(n) = O(n \log n)$$

- Teorema Maestro
  - Caso p<q:</p>

$$T(n) \le kn \frac{1}{1 - \frac{p}{q}} + p^j T\left(\frac{n}{q^j}\right)$$

$$T(n) = k'n + o(n) = O(n)$$

- Teorema Maestro
  - Ejemplo: Mergesort

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

$$\Rightarrow T(n) = O(n \log n)$$

### ■ Ejercicio: Analizar el siguiente código

```
void algoritmo(int[] A, int i, int j)
   if (j-i < 3)
   {
      if (A[i] > A[j-1])
         intercambiar A[i] y A[j-1];
   else
     k1 = i + Math.ceil(2/3*(j-i));
      k2 = i + Math.floor(1/3*(j-i));
      algoritmo(A, i, k1);
      algoritmo(A, k2, j);
      algoritmo(A, i, k1);
```

- Método de substitución
  - Deducir la forma de la solución de la ecuación de recurrencia
  - Usar inducción para encontrar las constantes y mostrar que la solución es válida
- El método sirve cuando es posible o es fácil "adivinar" la forma de la solución

- Método de substitución
  - Ejemplo: cota superior para

$$T(n) = 2T(\lfloor n/2 \rfloor) + n$$

- Suponer que la solución es T(n) = O(n log n)
  - Hay que demostrar que, para algún c>0 se tiene que

$$T(n) \le cn \log n$$

- Método de substitución
  - Suponemos que la cota es válida para floor(n/2)

$$T(n) \leq 2(c\lfloor n/2\rfloor \log(\lfloor n/2\rfloor)) + n$$

$$\leq cn \log(n/2) + n$$

$$= cn \log n - cn \log 2 + n$$

$$= cn \log n - cn + n$$

$$\leq cn \log n$$

- □ El último paso es válido para c >= 1
  - Faltaría mostrar que las condiciones de borde son válidas

- Método de substitución
  - Para que el método funcione, es necesario demostrar la misma cota supuesta
  - Ejemplo: para la ecuación

$$T(n) = T(\lfloor n/2 \rfloor) + T(\lceil n/2 \rceil) + 1$$

Suponemos cota O(n):

$$T(n) \le cn$$

- Método de substitución
  - Substituyendo el supuesto en la ecuación se obtiene

$$T(n) \le c \lfloor n/2 \rfloor + c \lceil n/2 \rceil + 1$$
  
=  $cn + 1$ 

Esto no implica el supuesto para ningún c

- Método de substitución
  - Cambiando supuesto (b >= 0 constante)

$$T(n) \le cn - b$$

Aplicando inducción

$$T(n) \leq (c\lfloor n/2\rfloor - b) + (c\lceil n/2\rceil - b) + 1$$

$$= cn - 2b + 1$$

$$\leq cn - b$$

- Ejemplo: Selección (k-ésimo)
  - Problema: dado un arreglo desordenado encontrar el k-ésimo del conjunto
- Determinar mínimo o máximo: Θ(n) (cota inferior y superior)
- Recordando algoritmo del torneo:
  - Supongamos que x es el primero (máximo)
  - El segundo puede ser cualquiera de los que perdieron directamente con x

- Luego, para calcular segundo, tercero, ..., toma tiempo:
  - □ Segundo: n+log₂n
  - □ Tercero: *n*+2log<sub>2</sub>*n*
  - **...**
  - $\neg k: n+(k-1)\log_2 n$
- Esto está bien para k constante, pero para un k genérico (como la mediana)
  - $\square$  k=n/2:  $O(n \log n)$

#### Quickselect

- Se basa en el tipo de operaciones de quicksort
- Algoritmo
  - Se escoge pivote al azar
  - Se hace una partición el arreglo de acuerdo al pivote escogido
  - Si el pivote cae más allá de la posición k, sólo se sigue buscando en la parte izquierda
  - Si el pivote estaba en la posición k, lo encontramos de inmediato

#### Seudocódigo

```
Quickselect(S,k) { Sea p en S S_1 = \{x \text{ en S, } x < p\} S_2 = \{x \text{ en S, } x > p\} Si k <= |S_1| return Quickselect(S_1,k) Si k = |S_1|+1 return p return Quickselect(S_2, k-|S_1|-1) }
```

- Peor caso:  $O(n^2)$  (mala elección del pivote)
- Caso promedio: O(n)
- En la práctica este algoritmo es muy rápido, pero su peor caso es pésimo
- Uno quisiera asegurar una garantía de orden lineal para encontrar el k-ésimo
- Idea: buscar un pivote tal que deje fuera por lo menos una fracción fija del total de elementos

- Método de selección lineal
  - □ Dividir S en |S/5| conjuntos (cada  $S_i$  contiene 5 elementos)
  - $\Box$  Obtener las medianas  $m_1, m_2, ...$
  - □ Obtener p=Select( $\{m_i\}$ , (|S|/5)/2) (mediana de las medianas)

- Características de p
  - Mayor que la mitad de las medianas
  - Menor que la otra mitad de las medianas
  - De los grupos con medianas menores (que fueron obtenidas de entre 5 elementos)
    - Al menos 3 elementos son menores que p
  - De los grupos con medianas mayores
    - Al menos 3 elementos son mayores que p
  - Esto implica que 3/10 elementos son menores que p y que 3/10 son mayores que p

- El pivote p debe ser mayor que el 3/10 menor y menor que el 3/10 mayor de S
  - En el peor caso habrá que buscar recursivamente en un grupo con 7/10 de los elementos

$$T(n) = n + T\left(\frac{n}{5}\right) + T\left(\frac{7}{10}n\right)$$

□ Cálculo de  $m_i$  y particiones + cálculo de mediana de medianas + recursión sobre (7/10)n restantes

 Análisis usando substitución: suponiendo solución O(n)

$$T(n) \le dn \Rightarrow T(n) \le n + \frac{dn}{5} + \frac{7}{10}dn \le dn$$

$$d \ge 10 \Rightarrow T(n) = O(n)$$

- La elección de 5 elementos para los grupos  $S_i$  se debe a que:
  - Este número debe ser impar para obtener mediana exacta
  - Debe ser mayor o igual a 5 para asegurar linealidad del algoritmo
- Se escoge 5 porque:
  - Mediana de medianas queda muy a la mitad
  - Para números muy grandes de elementos calcular las medianas toma tiempo mayor

- Dividir y reinar
- Programación dinámica
- Inducción
- Búsqueda exhaustiva
- Algoritmos avaros (greedy)

- Subsecuencia de suma máxima
  - □ Dados enteros  $A_1$ , ...,  $A_n$  (posiblemente negativos), encontrar el maximo valor de

$$\sum_{k=i}^{j} A_k$$

 Si todos los números son negativos, la subsecuencia de suma máxima es 0

- Ejemplo:
  - Secuencia: -2,11,-4,13,-5,-2
  - Respuesta: 20
- Veremos cuatro soluciones distintas para este problema

- Primera solución (Búsqueda exhaustiva):
  - Calcular la suma de todas las subsecuencias
  - Quedarse con la suma mayor

Solución 1: Búsqueda exhaustiva

```
int maxSum = 0;
for( i=0; i<a.length; i++)
{
   for( j=i; j<a.length; j++)
   {
     int thisSum = 0;
     for (k=i; k<=j; k++)
        thisSum += a[k];
     if (thisSum > maxSum)
        maxSum = thisSum;
   }
}
```

Número de sumas realizadas:

$$\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=i}^{n-1} \sum_{k=i}^{j} 1 = \frac{n^3 + 3n^2 + 2n}{6}$$

Complejidad temporal O(n³)

- Segunda solución (mejora a Solución 1)
  - Notar que

$$\sum_{k=i}^{j} A_k = A_j + \sum_{k=i}^{j-1} A_k$$

Por lo tanto, el tercer ciclo for se puede eliminar

Solución 2: Mejora a Solución 1

```
int maxSum = 0;
for( i=0; i<a.length; i++)
{
  int thisSum = 0;
  for (j=i; j<=a.length; j++)
  {
    thisSum += a[j];
    if (thisSum > maxSum)
        maxSum = thisSum;
  }
}
Tiempo: O(n²)
```

- Solución 3: Usando "dividir para reinar"
  - Idea: dividir el problema en dos subproblemas del mismo tamaño
  - Resolver recursivamente
  - Mezclar las soluciones
  - Obtener solución final

- Dividiendo el problema
  - Subsecuencia de suma máxima puede estar en tres partes:
    - Primera mitad
    - Segunda mitad
    - Cruza por el medio ambas mitades

- Dividiendo el problema
  - Ejemplo:

Primera mitad	Segunda mitad		
4 -3 5 -2	-1 2 6 -2		

- Dividiendo el problema
  - Ejemplo:

Primera mitad	Segunda mitad		
4 -3 5 -2	-1 2 6 -2		

Suma máxima primera mitad: 6

- Dividiendo el problema
  - Ejemplo:

Primera mitad	Segunda mitad		
4 -3 5 -2	-1 2 6 -2		

Suma máxima segunda mitad: 8

- Dividiendo el problema
  - Ejemplo:

Primera mitad		Segunda mitad		
4 -3	5 -2	-1 2 6 -2		

- Suma máxima incluyendo último primera mitad: 4
- Idem primer elemento segunda mitad: 7
- Total: 11 (mayor que máximo en ambas mitades)

- Algoritmo:
  - Dividir secuencia en dos (izquierda, derecha)
  - Resolver recursivamente las mitades
    - Caso base: secuencia de largo 1
  - Calcular suma máxima centro (borde izquierdo + borde derecho)
  - Retornar max{izquierda, derecha, centro}

- Complejidad del algoritmo:
  - Dos llamadas recursivas de tamaño n/2
  - Suma máxima centro: O(n)
  - Ecuación de recurrencia:

$$T(n) = 2T\left(\frac{n}{2}\right) + O(n)$$

Tiempo: O(n log(n)) (Teorema Maestro, caso p=q)

- Solución 4: Inducción
  - Observaciones:
    - No es necesario conocer donde esta la mejor subsecuencia
    - La mejor subsecuencia no puede comenzar en un número negativo
      - Corolario: cualquier subsecuencia negativa no puede ser prefijo de la subsecuencia óptima

- Solución 4: Inducción
  - Inducción (reforzada)
    - Se conoce la mejor subsecuencia entre 1 y j
    - Se conoce la mejor subsecuencia que termina en j
  - Algoritmo
    - Se almacenan ambos valores (inicialmente 0)
    - Se incrementa *j* en 1
    - Se actualiza mejor subsecuencia si es necesario
    - Si subsecuencia que termina en *j* es < 0 se puede descartar, volver su valor a 0

#### Seudocódigo

```
int maxSum = 0, thisSum = 0;
for( j=0; j<a.length; j++)
{
  thisSum += a[j];
  if (thisSum > maxSum)
    maxSum = thisSum;
  else if (thisSum < 0)
    thisSum = 0;
}</pre>
```

Tiempo: O(n)

Comparación entre las distintas soluciones

n	O(n <sup>3</sup> )	O(n <sup>2</sup> )	<i>O</i> ( <i>n</i> log <i>n</i> )	<i>O</i> ( <i>n</i> )
10	0,00103	0,00045	0,00066	0,00034
100	0,47015	0,01112	0,00486	0,00063
1.000	448,7	1,1233	0,05843	0,00333
10.000	NA	111,13	0,68631	0,03042
100.000	NA	NA	8,0113	0,29832

- Problema: comparar dos secuencias de ADN
  - ADN: secuencia de moléculas llamadas bases
  - Se puede representar como un string (A, C, G, T)
- Cómo determinar si dos secuencias son similares
  - Una es substring de la otra
  - Costo de transformar una en otra (distancia edición)
  - Encontrar una tercera que se parezca a ambas

- Definiciones
  - Subsecuencia: la secuencia con cero o más elementos dejados fuera
  - Formalmente:

$$X = \langle x_1, \dots, x_m \rangle, \ Z = \langle z_1, \dots, z_k \rangle$$

Z es subsecuencia de X si existe secuencia de índices creciente de X tal que

$$\langle i_1, \ldots, i_k \rangle, \ \forall j = 1, \ldots, k \ x_{i_j} = z_j$$

- Definiciones
  - Zes subsecuencia común de X e Y si es subsecuencia de X y de Y
  - Ejemplos:

$$X = \langle A, B, C, B, D, A, B \rangle, \ Y = \langle B, D, C, A, B, A \rangle$$
$$Z = \langle B, C, A \rangle, \ Z' = \langle B, C, B, A \rangle$$

 Problema: encontrar subsecuencia común más larga (LCS) de X e Y

- Solución por búsqueda exhaustiva:
  - Enumerar todas las subsecuencias de X
  - Chequear si cada una es también subsecuencia de Y
  - Guardar la subsecuencia común más larga
- Tiempo:
  - $\Box$  X tiene  $2^m$  subsecuencias
  - Este método requiere tiempo exponencial

- Idea: intentar dividir el problema
- Definición: i-ésimo prefijo de X

$$X = \langle x_1, \dots, x_m \rangle$$

$$X_i = \langle x_1, \dots, x_i \rangle, i = 1, \dots, m$$

Subproblemas de LCS: prefijos de X e Y

- Propiedad de subestructura óptima
  - Un problema exhibe una subestructura óptima si una solución óptima al problema contiene soluciones óptimas a subproblemas
  - Si un problema exhibe una subestructura óptima, es un buen indicio que se podría utilizar programación dinámica para resolverlo (o una estrategia avara)

- Teorema: Subestructura óptima de una LCS
  - $\neg X(m)$  e Y(n) secuencias, Z(k) una LCS de X e Y
    - 1.  $x_m = y_n \Rightarrow z_k = x_m = y_n \land Z_{k-1}$  es LCS de  $X_{m-1}$  e  $Y_{n-1}$
    - 2.  $x_m \neq y_n \Rightarrow z_k \neq x_m$  implica que Z es LCS de  $X_{m-1}$  e Y
    - 3.  $x_m \neq y_n \Rightarrow z_k \neq y_n$  implica que Z es LCS de X e  $Y_{n-1}$

- Teorema implica revisar uno o dos subproblemas
- La solución del subproblema es parte de la solución final (óptima)
- Nota: Encontrar LCS de casos (2) y (3) del Teorema implica calcular LCS de  $X_{m-1}$  e  $Y_{n-1}$ 
  - Muchos subproblemas comparten otros subproblemas
  - Total subproblemas distintos: m\*n

- Solución: Programación dinámica
- Definición: Matriz C de m x n

$$c[i,j] = \begin{cases} 0 & \text{si } i = 0 \text{ o } j = 0 \\ c[i-1,j-1] + 1 & \text{si } i,j > 0 \text{ y } x_i = y_j \\ \max\{c[i,j-1],c[i-1,j]\} & \text{si } i,j > 0 \text{ y } x_i \neq y_j \end{cases}$$

Algoritmo: llenar tabla en forma bottom-up

#### Implementación:

```
m=X.length-1; n=Y.length-1; // indices 1 a m, n
for(i=1; i<=m; i++) c[i,0]=0;
for(j=0; j<=n; j++) c[0,j]=0;

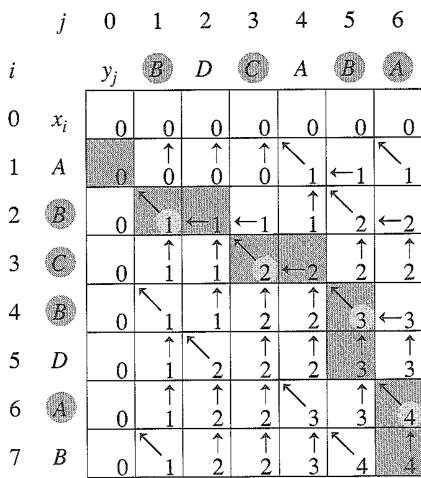
for(i=1; i<=m; i++)
    for(j=1; j<=n; j++)
        if (X[i]==Y[j]) {
            c[i,j]=c[i-1,j-1]+1; b[i,j]="\";}
        else if (c[i-1,j]>=c[i,j-1]) {
            c[i,j]=c[i-1,j]; b[i,j]="\"}
        else {
            c[i,j]=c[i-1,j]; b[i,j]="-"}

return {c,b};
```

#### Ejemplo:

Para imprimir LCS

```
void LCS(b, X, i, j) {
   if (i==0 || j==0)
     return;
   if (b[i, j]=="\") {
     LCS(b, X, i-1, j-1);
     print(X[i]); }
   else if (b[i, j]=="|")
     LCS(b, X, i-1, j);
   else \\ "-"
     LCS(b, X, i, j-1);
}
```



- Algoritmos avaros (greedy)
  - Resuelven un problema en etapas, realizando lo que parece ser lo mejor en cada etapa
  - No siempre garantizan encontrar la solución óptima
- Ejemplo: Algoritmo de Dijkstra para encontrar distancias mínimas en un grafo dirigido G(V,E)

- Distancias mínimas en un grafo dirigido
  - En este problema los rótulos de los arcos se interpretan como distancias o pesos w
    - La distancia (o largo) de un camino es la suma de los largos o pesos de los arcos que lo componen
  - El problema de encontrar los caminos más cortos corresponde a encontrar los n caminos más cortos desde un nodo dado s hasta todos los nodos del grafo

- Algoritmo de Dijkstra
  - La idea del algoritmo es mantener un conjunto S de nodos "alcanzables" desde el nodo origen s e ir extendiendo este conjunto en cada iteración
  - Los nodos alcanzables son aquellos para los cuales ya se ha encontrado su camino óptimo desde el nodo origen
    - Para esos nodos su distancia óptima al origen es conocida

- Algoritmo de Dijkstra
  - Para los nodos fuera de S se conoce el camino óptimo desde s que pasa sólo por nodos de S
    - Este es un camino óptimo tentativo
  - En cada iteración, el algoritmo encuentra el nodo que no está en S y cuyo camino óptimo tentativo tiene largo mínimo
    - Este nodo se agrega a S y su camino óptimo tentativo se convierte en su camino óptimo
    - Luego, se actualizan los caminos óptimos tentativos para los demás nodos

- Algoritmo de Dijkstra
  - □ Pseudocódigo (w(u,v)>=0 por cada arista (u,v))

- Algoritmo de Dijkstra
  - □ Pseudocódigo (w(u,v)>=0 por cada arista (u,v))

```
Initialize-Single-Source(G,s)
1 for each vertex v in V[G]
2    d[v] <- infinito
3    p[v] <- 0 // no tiene previo
4 d[s] <- 0

Relax(u,v,w)
1 if d[v] > d[u] + w(u,v)
2    d[v] <- d[u] + w(u,v)
3    p[v] <- u</pre>
```

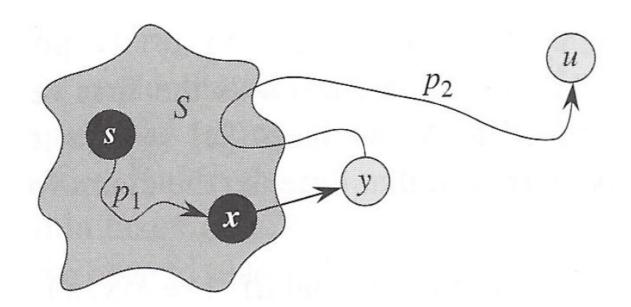
- Algoritmo de Dijkstra
  - Ejemplo (en la pizarra)

- Teorema: el algoritmo de Dijkstra encuentra la solución óptima
  - Notación:
    - $\delta(s,u)$ : camino más corto (distancia) entre s y u
    - d[u]: estimación del camino más corto al nodo u
  - Importante:
    - Todos los arcos deben tener pesos no negativos

- Teorema: el algoritmo de Dijkstra encuentra la solución óptima
  - □ Sea u el primer vértice para el cual d[u] !=  $\delta$ (s,u) cuando u se agrega a S
    - $u != s ya que d[u] = \delta(s,s) = 0$
    - Lo anterior implica que S no es vacío justo antes de agregar u a S
    - Tiene que haber al menos un camino de s a u (sino d[u] = δ(s,u) = infinito), por lo que debe haber un camino de costo mínimo

- Teorema: el algoritmo de Dijkstra encuentra la solución óptima
  - Considerar caminos p<sub>1</sub> y p<sub>2</sub> de la figura en la siguiente slide (podrían no tener arcos)
    - Sea y el primer arco en el camino en V-S
    - Sea x el predecesor de y (x en S)

 Teorema: el algoritmo de Dijkstra encuentra la solución óptima



- Teorema: el algoritmo de Dijkstra encuentra la solución óptima
  - □ Observar que  $d[y] = \delta(s,y)$  cuando se añade u a S
  - □ Dado que y está antes que u en el camino más corto se tiene  $\delta(s,y) <= \delta(s,u)$  y por lo tanto

$$d[y] = \delta(s, y)$$

$$\leq \delta(s, u)$$

$$\leq d[u]$$

- Teorema: el algoritmo de Dijkstra encuentra la solución óptima
  - Pero dado que ambos vértices u e y estaban en V-S cuando u fue escogido para agregarlo a S, se tiene que d[u] <= d[y], por lo que las desigualdades resultan ser igualdades

$$d[y] = \delta(s, y)$$

$$= \delta(s, u)$$

$$= d[u]$$

- Teorema: el algoritmo de Dijkstra encuentra la solución óptima
  - □ Lo anterior implica que d[u] =  $\delta$ (s,u), pero esto contradice la elección de u
    - $d[u] = \delta(s,u)$  cuando u se agrega a S
  - Corolario: el algoritmo Dijkstra encuentra la solución óptima

- Quicksort se basa en el paradigma dividirpara-reinar
- Algoritmo para ordenar un subarreglo A[p,r]
  - Realizar una partición del arreglo A[p,r] en dos subarreglos A[p,q-1] y A[q+1,r] (pueden estar vacíos), tal que cada elemento de A[p,q-1] es menor o igual que A[q], y A[q] es menor o igual que cada elemento de A[q+1,r]
  - Ordenar ambos subarreglos en forma recursiva
  - No se requiere trabajo extra para ordenar A[p,r]

Pseudocódigo:

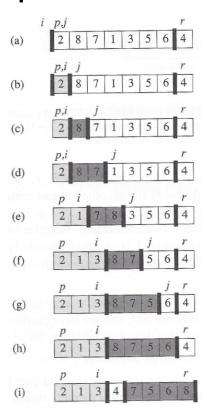
```
Quicksort(A,p,r)
1 if p < r
2     q <- Partition(A,p,r)
3     Quicksort(A,p,q-1)
4     Quicksort(A,q+1,r)</pre>
```

Llamada inicial: Quicksort(A,1,length(A))

- Realizando la partición del arreglo
  - Se realiza in-place

```
Partition(A,p,r)
1 x <- A[r]
2 i <- p-1
3 for j <- p to r-1
4     if A[j] <= x
5         i <- i+1
6         swap(A[i],A[j])
7 swap(A[i+1],A[r])
8 return i+1</pre>
```

Realizando la partición del arreglo



- Versión aleatorizada de Quicksort
  - Servirá después para el análisis del caso promedio

```
Randomized-Partition(A,p,r)
1 i <- Random(p,r)
2 swap(A[r],A[i])
3 return Partition(A,p,r)

Randomized-Quicksort(A,p,r)
1 if p < r
2     q <- Randomized-Partition(A,p,r)
3     Randomized-Quicksort(A,p,q-1)
4     Randomized-Quicksort(A,q+1,r)</pre>
```

- Análisis del peor caso de Quicksort
  - Usando el método de substitución: sea T(n) el costo del peor caso de Quicksort para una entrada de tamaño n. Se tiene que

$$T(n) = \max_{0 \le q \le n-1} (T(q) + T(n-q-1)) + \Theta(n)$$

q está en el rango [0, n-1] porque Partition
 produce dos subproblemas con tamaño total n-1

- Análisis del peor caso de Quicksort
  - □ Suponiendo T(n) <= c n^2</p>

$$T(n) \leq \max_{0 \leq q \leq n-1} (cq^2 + c(n-q-1)^2) + \Theta(n)$$
$$= c \cdot \max_{0 \leq q \leq n-1} (q^2 + (n-q-1)^2) + \Theta(n)$$

 La expresión q^2+(n-q-1)^2 alcanza el máximo para q=0 o q=n-1. Con esto se obtiene la cota

$$\max_{0 \le q \le n-1} (q^2 + (n-q-1)^2) \le (n-1)^2 = n^2 - 2n + 1$$

- Análisis del peor caso de Quicksort
  - Finalmente se obtiene que

$$T(n) \le cn^2 - c(2n-1) + \Theta(n)$$
  
  $\le cn^2$ 

- Escogiendo una constante c lo suficientemente grande para que el término c(2n-1) domine el término Θ(n)
- □ Se demuestra que  $T(n) = O(n^2)$

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - El tiempo de ejecución de Quicksort se concentra en el tiempo gastado en Partition
  - Cada vez que se invoca Partition se escoge un pivote, y este elemento nunca es incluido en algún llamado recursivo futuro
    - A lo más pueden haber n invocaciones a Partition durante la ejecución de Quicksort

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - Una invocación a Partition: O(1) más un tiempo proporcional al número de iteraciones del ciclo for
    - Toda iteración del ciclo for realiza una comparación (linea 4)
    - Si fuera posible contar cuántas comparaciones se realizan, se podría acotar el tiempo total gastado por el ciclo for en la ejecución completa de Quicksort
  - Lema: Sea X el número de comparaciones realizadas en la línea 4. La complejidad de Quicksort es O(n+X)

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - Nuestro objetivo ahora es calcular X
    - No se intentará hacerlo por cada invocación a Partition, sino que se derivará una cota para el número total de comparaciones
    - Para facilitar el análisis, se renombrarán los elementos de A como z<sub>1</sub>,z<sub>2</sub>,...,z<sub>n</sub>, con z<sub>i</sub> el i-ésimo elemento menor
    - $Z_{ij} = \{z_i, z_{i+1}, \dots, z_j\}$

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - ¿Cuando compara el algoritmo z<sub>i</sub> con z<sub>i</sub>?
    - Observación: cada par de elementos se compara a lo más una vez
    - Esto es porque los elementos se comparan contra los pivotes, y después que cada llamada a Partition termina, el pivote utilizado en dicha llamado no se compara nunca más contra otro elemento
  - Se defina variable indicadora (0 o 1)

$$X_{ij} = I\{z_i \text{ se compara con } z_j\}$$

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - Dado que cada par se compara a lo más una vez, el número total de comparaciones realizadas es

$$X = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} X_{ij}$$

 □ Calcular caso promedio ⇔ calcular esperanza (esperanza es lineal y esperanza de una variable indicadora es su probabilidad)

$$E[X] = E\left[\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} X_{ij}\right] = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} E[X_{ij}] = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} Pr\{z_i \text{ se compara con } z_j\}$$

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - Falta calcular la probabilidad de comparar z<sub>i</sub> con z<sub>j</sub>
  - Este análisis supone que cada pivote es elegido aleatoria e independientemente (Randomized-Quicksort), y que los elementos son todos distintos

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - ¿Cuándo NO se comparan dos elementos?
    - Sea A = {números del 1 al 10, cualquier orden}
    - Suponer que el primer pivote escogido es 7
    - Partition separa el arreglo en
      - **1** {1, 2, 3, 4, 5, 6}
      - **48**, 9, 10
      - □ El pivote 7 se comparó contra todos estos elementos
      - Notar que ningún número del primer subarreglo se comparará posteriormente con algún elemento del segundo subarreglo

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - En general, cuando se escoge un pivote x y se tiene que z<sub>i</sub> <= x <= z<sub>j</sub>, se sabe que z<sub>i</sub> y z<sub>j</sub> no serán comparados posteriormente
  - Por otra parte
    - Si z<sub>i</sub> se escoge como pivote antes que cualquier otro elemento en Z<sub>ij</sub>, z<sub>i</sub> será comparado con cada elemento en Z<sub>ii</sub> (excepto él mismo)
    - Lo mismo vale para z<sub>i</sub>
      - En el ejemplo anterior, 7 y 9 se comparan porque 7 es el primer elemento en  $Z_{7.9}$  en ser escogido pivote

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - Calculando la probabilidad que esto ocurra
    - Antes que se escoja un pivote en Z<sub>ij</sub>, el subarreglo Z<sub>ij</sub> está junto en la misma partición
    - Cualquier elemento en Z<sub>ij</sub> tiene la misma probabilidad de ser escogido como pivote
    - Dado que Z<sub>ij</sub> tiene j-i+1 elementos, y dado que los pivotes se escogen aleatoria e independientemente, la probabilidad de cada uno de ser el escogido es 1/(j-1+1)

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - Con todo lo anterior se tiene que

```
\begin{array}{ll} Pr\{z_i \text{ es comparado con } z_j\} &=& Pr\{z_i \text{ o } z_j \text{ es el primer pivote escogido de } Z_{ij}\} \\ &=& Pr\{z_i \text{ es primer pivote escogido de } Z_{ij}\} + Pr\{z_j \text{ es primer pivote escogido de } Z_{ij}\} \\ &=& \frac{1}{j-i+1} + \frac{1}{j-i+1} \\ &=& \frac{2}{j-i+1} \end{array}
```

 Segunda igualdad es válida porque son eventos mutuamente excluyentes

- Análisis del caso promedio de Quicksort
  - Combinando ecuación E[X] y probabilidad

calculada (k = j-i)

$$E[X] = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} \frac{2}{j-i+1}$$

$$= \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{k=1}^{n-i} \frac{2}{k+1}$$

$$< \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{k=1}^{n-i} \frac{2}{k}$$

$$= \sum_{i=1}^{n-1} O(\log n)$$

$$= O(n \log n)$$

 En conclusión, el caso promedio de Randomized-Quicksort es O(n log n)

#### Metodología de Experimentación

- Consideraciones generales
  - Etapas:
    - Diseño del experimento (incluye definir hipótesis de trabajo)
    - Elección de las medidas
    - Ejecución
    - Interpretación de los resultados
    - Volver al diseño del experimento
  - Presentación sigue la misma estructura, pero sólo excepcionalmente describe más de una iteración (la mejor, no necesariamente la última) del ciclo

### Metodología de Experimentación

- Lecturas en Material Docente:
  - "A Theoretician's Guide to the Experimental Analysis of Algorithms", David S. Johnson, 2001
  - "Presenting Data from Experiments in Algorithmics", Peter Sanders, 2002