

CLASE 10 - Unidad 6

Análisis de Algoritmos.

ESTRUCTURAS DE DATOS (271)
Clase N. 10. Unidad 6.

Clase 10: AGENDA



AGENDA

Temario:

- Análisis asintótico, comportamiento en el mejor caso, caso promedio y peor caso. Modelo computacional.
- Concepto de tiempo de ejecución. Notación O(), Ω, Θ. Reglas generales para el calculo del tiempo de ejecución.
- Calculo de tiempo y orden de ejecución en algoritmos iterativos y recursivos.
 Comparación de distintas estrategias de diseño de algoritmos..
- Ejemplos en Lenguajes Python
- Temas relacionados y links de interés
- Práctica
- Cierre de la clase

Clase 10: Análisis de algoritmos UNGO

Análisis de algoritmos

- Nos permite comparar algoritmos en forma independiente de una plataforma en particular.
- Mide la eficiencia de un algoritmo, dependiendo del tamaño de la entrada de los datos

¿Cuando un algoritmo es eficiente?

- ¿Como elegir entre varios algoritmos para el mismo problema?
- Si el problema es sencillo podemos elegir un algoritmo que sea más rápido programar o uno que ya este desarrollado.
- Si el problema es complejo el proceso de selección del algoritmo deberá ser más cuidadoso y con criterio.



Análisis asintótico de algoritmos

El análisis asintótico es un concepto fundamental en la ciencia de la computación que describe cómo el tiempo y el espacio requeridos por un algoritmo aumentan en relación con el tamaño de la entrada.

Comprender esta complejidad es crucial para evaluar el rendimiento y la eficiencia de los algoritmos en diferentes situaciones.



Análisis asintótico de algoritmos

La notación asintótica es de suma importancia para determinar el tiempo de ejecución de los algoritmos y/o hacer comparaciones entre ellos. Sirve de parámetro de referencia estándar. Ya que:

- ☐ Diferentes maquinas, diferentes tiempos
- ☐ La misma máquina puede dar diferentes medidas dependiendo factores (S,O,, Interrupciones, etc)
- ☐ Máquinas con capacidad distinta o con arquitecturas diferentes.

.



Análisis asintótico de algoritmos

Definición: Sea $g: \mathbb{N} \to \mathbb{R}^*$ una función arbitraria de los números naturales en los números reales no negativos. O(g) representa el conjunto de todas las funciones $t: \mathbb{N} \to \mathbb{R}^*$ tales que existe una constante real positiva M y un número natural n_0 de manera tal que para todo número natural $n \geq n_0$ se tiene que $t(n) \leq M * g(n)$. Simbólicamente:

$$O(g) = \{t : \mathbb{N} \to \mathbb{R}^* | \exists M \in \mathbb{R}^+ \exists n_0 \in \mathbb{N} : \\ \forall n \in \mathbb{N} : [n \ge n_0 \Rightarrow f(n) \le M * g(n)] \}$$



Análisis asintótico de algoritmos

Definición: Sean $f,g:\mathbb{N}\to\mathbb{R}^*$ dos funciones arbitrarias de los números naturales en los números reales no negativos. Se dice entonces que f está en O-grande de g, y se escribe $f\in O(g)$, si y sólo si existe una constante real positiva M y un número natural n_0 tales que para todo número natural $n\geq n_0$ se tiene que $f(n)\leq M*g(n)$. Simbólicamente:

$$f \in O(g) \Leftrightarrow$$

$$\exists M \in \mathbb{R}^+ \exists n_0 \in \mathbb{N} : \forall n \in \mathbb{N} : [n \ge n_0 \Rightarrow f(n) \le M * g(n)]$$



Análisis asintótico de algoritmos

Ejemplo: Considere la función f(n) = 8n + 128, y suponga que se quiere mostrar que $f(n) \in O(n^2)$. Según la definición, se debe encontrar una constante real positiva M y un número natural n_0 tales que para todo número natural $n \ge n_0$ se verifique que $f(n) \le M*n^2$. Suponga que se selecciona M=1. Se tiene entonces que:

$$f(n) \leq M*n^2 \Leftrightarrow 8n+128 \leq n^2 \qquad \text{M=1}$$

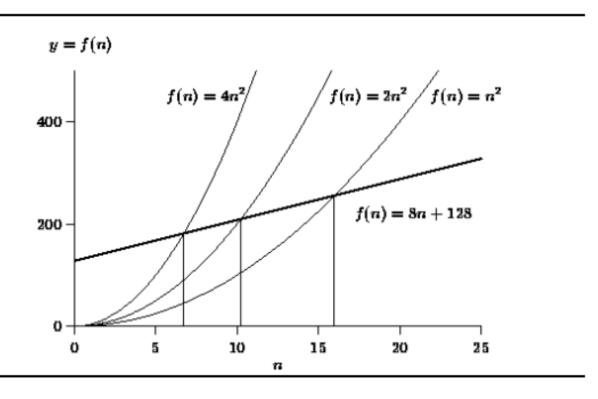
$$\Leftrightarrow 0 \leq n^2-8n-128 \qquad \text{Pasamos todos los términos}$$

$$\Leftrightarrow 0 \leq (n-16)*(n+8)$$

Como $\forall n \in \mathbb{N}: n+8>0$, se concluye que $n-16\geq 0$. Por lo tanto, $n_0=16$. Así que, para M=1 y $n_0=16$, $f(n)\leq M*n^2$. Luego, $f(n)\in O(n^2)$.



Análisis asintótico de algoritmos



Orden de crecimiento de f(n) = 8n + 128

Clase 10: Notación Asintótica Unab



Notaciones asintóticas

Las anotaciones asintóticas como **Big-O**, **Ω(Omega)** y **Θ(Theta)** son herramientas clave para el análisis de algoritmos. Estas notaciones nos permiten describir la complejidad temporal y espacial de un algoritmo en términos de su comportamiento a medida que aumenta el tamaño de la entrada. Por ejemplo, Big O representa el límite superior del tiempo o espacio que un algoritmo puede usar en el peor de los casos. En cambio, Ω representa el límite inferior y Θ proporciona límites estrictos que representan los límites superior e inferior de la complejidad. Estas características son importantes para comparar y clasificar algoritmos, lo que permite a los desarrolladores comprender el rendimiento de los algoritmos a medida que crece el problema y seleccionar más fácilmente el enfoque más eficiente para una tarea determinada.

Clase 10: Tiempo de ejecución Unab



Tiempo de ejecución

El tiempo de ejecución es la determinación del tiempo asintótico de ejecución, se recurre al redondeo en base a las secciones del código o programa que mas ciclos de CPU consumen. Debemos enfocarnos en cuán rápido crece una función T(n) respecto al tamaño de la entrada. A esto lo llamamos la tasa o velocidad de crecimiento del tiempo de ejecución.

Supongamos que un algoritmo, que se ejecuta con una entrada de tamaño n, tarda 6n²+100n+300 instrucciones de máquina.

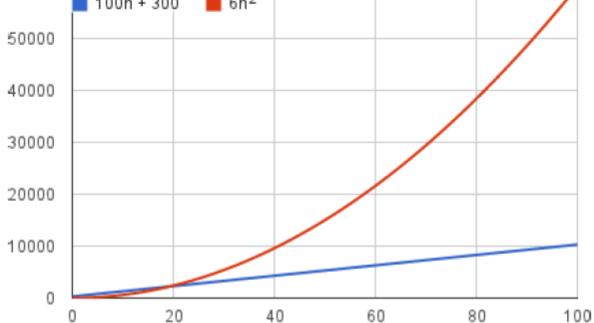
Clase 10: Tiempo de ejecución Unab



Tiempo de ejecución

Gráfica que muestra los valores de 6n² y de 100n+300 para valores de n de 0 a 100: El término 6n² se vuelve más grande que el resto de los términos,

100n+300 una vez que n se hace suficientemente grande. 60000 100n + 300





Big-Oh definición:

$$T(n) = O(f(n))$$

si existen constantes c > 0 y n_0 tales que:

$$T(n) \ll c f(n)$$
 para todo $n \gg n_0$

Se lee: T(n) es de orden de f(n)

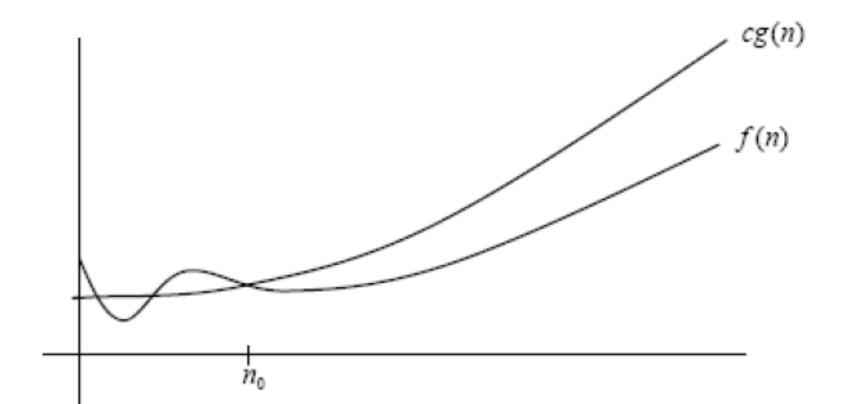
f(n) representa una cota superior de T(n)

La tasa de crecimiento de T(n) es menor o igual que la de f(n)



Big-Oh representación:

$$f(n) = O(g(n))$$





Notación Big-Oh:

$$f(n) = O(g(n))$$

La notación O grande solamente da una cota asintótica superior, y no una cota asintóticamente ajustada, podemos hacer declaraciones que en primera instancia parecen incorrectas, pero que son técnicamente correctas.



Propiedades Notación Big-Oh:

- Reflexividad: $f \in O(f)$
- Transitividad: $f \in O(g) \land g \in O(h) \Rightarrow f \in O(h)$
- $\lambda * O(f) = O(f)$
- \blacksquare Si $\lambda>0$ entonces $O(\lambda*f)=O(f)$
- $lacksquare O(f) + O(g) = O(\max(f,g))$ (Regla de la suma)
- O(f) * O(g) = O(f * g) (Regla del producto)



Propiedades Notación Big-Oh:

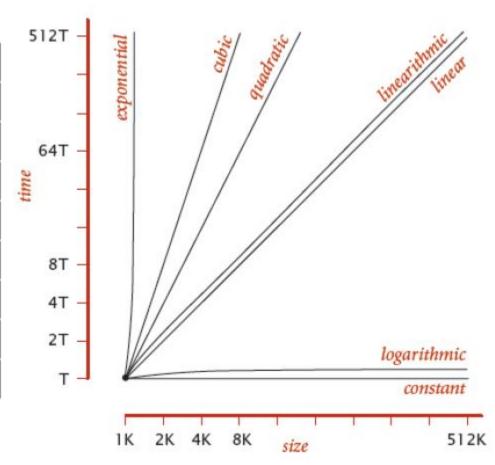
Otras reglas:

- -T(n) es un polinomio de grado $k \Rightarrow T(n) = O(n^k)$
- $T(n) = log^k(n) \Rightarrow O(n)$ para cualquier k • n siempre crece más rápido que cualquier potencia de log(n)
- $T(n) = cte \implies O(1)$
- $T(n) = cte * f(n) \Rightarrow T(n) = O(f(n))$



Ordenes de crecimiento:

Orden	Nombre
O(1)	Constante
O(log(n))	Logarítmico
O(n)	Lineal
O(nlog(n))	nlog(n)
$O(n^2)$	Cuadrático
$O(n^3)$	Cúbico
$O(n^k), k > 3$	Polinomial
$O(2^n)$	Exponencial





Ejemplos:

Cuales son correctos?

1.-
$$T(n) = 3n^3 + 2n^2 \text{ es } O(n^3)$$
?

2.-
$$T(n) = 3n^3 + 2n^2$$
 es $O(n^4)$?

3.-
$$T(n) = 1000$$
 es $O(1)$?

4.-
$$T(n) = 3^n$$
 es $O(2^n)$?



Ejemplos:

1.-
$$T(n) = 3n^3 + 2n^2 \text{ es } O(n^3)$$
? True

2.-
$$T(n) = 3n^3 + 2n^2 \text{ es } O(n^4)$$
? True

3.-
$$T(n) = 1000$$
 es $O(1)$?

4.-
$$T(n) = 3^n$$
 es $O(2^n)$?



Ejemplos:

```
1 def constant_example(arr):
2   return arr[0]
3
```

O(1) independientemente de los datos de entrada

```
1 def binary_search(arr, target):
2    low, high = 0, len(arr) - 1
3    while low <= high:
4        mid = (low + high) // 2
5        if arr[mid] == target:
6           return mid
7        elif arr[mid] < target:
8           low = mid + 1
9        else:
10           high = mid - 1
11        return -1</pre>
```

O(log n)
En una lista
con datos
Ordenados



Ejemplos:

O(n)

El tiempo de ejecución es directamente proporcional a los datos de entrada

```
1 def bubble_sort(arr):
2    n = len(arr)
3    for i in range(n):
4        for j in range(0, n-i-1):
5          if arr[j] > arr[j+1]:
6          arr[j], arr[j+1] = arr[j+1], arr[j]
C(n²)
El tiem po es proporcional al cuad rado del tamaño de entrada
```



Ejemplos:

```
1 def generate combinations(s):
    if len(s) == 0:
        return ['']
    prev combinations = generate combinations(s[1:])
    new combinations = []
    for combo in prev combinations:
       new_combinations.append(combo)
       new combinations.append(s[0] + combo)
    return new combinations
```

 $O(e^n)$

Problema es Armar todas las combinaciones posibles de una cadena. El tiempo de ejecución crece exponencialmente con la longitud de la cadena.



Ejemplos:

```
print ("Programa que calcula el factorial")
numero = int(input("Introduzca el número: "))

factorial = 1

i = 1
while (i <= numero):
    factorial = factorial * i
    i = i + 1

print ("El factorial de " + str(numero) + " es " + str(factorial))

T(n) = cte_1 + \sum_{i=1}^{n} (cte_2 + cte_3)
i =
```

 $T(n) = cte_1 + (n^*(cte_2 + cte_3))$ si $cte_2 + cte_3 = cte_4$ Reemplazando en T(n) $T(n) = cte_1 + (n^* cte_4) = por prop. de <math>O$, $O(1) + cte_4 * O(n) = O(n)$



Ejemplos:

```
def factorial(n):
    if n==0 or n==1:
        resultado=1
    elif n>1:
        resultado=n*factorial(n-1)
    return resultado
```

$$T(n) = \begin{cases} cte_1 & n = 1 \\ cte_2 + n T(n - 1) & n > 1 \end{cases}$$



Ejemplos:

$$T(n) = \begin{cases} cte_1 & n = 1 \\ cte_2 + n T(n-1) & n > 1 \end{cases}$$

$$T(n) = cte_2 + i^* T(n-i)$$
 para cualquier valor $i >= 1$
 $n-i = 1 => -i = 1-n => i = -1+n => i = n-1$
Reemplazando en $T(n)$
 $T(n) = cte_2 + (n-1)^* T(n-(n-1)) = cte_2 + (n-1)^* T(n-n+1) = cte_2 + (n-1)^* T(1)$
 $cte_2 + (n-1)^* cte_3 = T(cte_2) + T((n-1)^* cte_3) = por prop. de O = O(1) + cte_3^* O(n-1) = O(1) + O(n-1) = O(n-1) = O(n)$



Ejemplos:

Máximo en un arreglo

$$T(n) = \begin{cases} cte_1 & n = 1 \\ 2 * T(n/2) + cte_2 & n > 1 \end{cases}$$

$$T(n) = 2 * T(n/2) + cte_2$$
 $n > 2 * T(n/4) + cte_2$ D

$$2 * T(n/8) + cte_2$$

$$2 * T(n/16) + cte_2$$

Desarrollamos la recurrencia



Ejemplos:

$$T(n) = 2 * T(n/2) + \text{cte}_2 = 2 * [2 * T(n/4) + \text{cte}_2] + \text{cte}_2 = 4 * T(n/4) + 3 \text{cte}_2 = 4 * [2 * T(n/8) + \text{cte}_2] + 3 \text{cte}_2 = 8 * T(n/8) + 7 \text{cte}_2 = 8 * [2 * T(n/16) + \text{cte}_2] + 7 \text{cte}_2 = 16 * T(n/16) + 15 \text{cte}_2 = \dots$$

Paso i:

$$T(n) = 2^i * T(n/2^i) + (2^i - 1) * cte_2$$
 El desarrollo termina cuando $T(n/2^i) = 1$

$$T(n) = 2^{i*} T(n/2^{i}) + (2^{i}-1) * cte_2$$

Cuando
$$n/2^i = 1$$
 $n = 2^i$ x prop de log $i = log_2 n$,

Reemplazamos i en la expresión de T(n)

$$T(n) = n * T(n/n) + (n-1) * cte_2 = n * cte_1 + (n-1) * cte_2 = O(n)$$



Ejemplos:

```
def sumatoria_it(n):
    x = 0
    for i in range(n):
     x = x + i
    return x
```

$$T(n) = cte_1 + \sum_{i=1}^{n} cte_2$$

$$T(n) = O(n)$$

```
def sumatoria(n):
    if(n>0):
        return n+sumatoria(n-1)
    else:
        return 0
```

$$T(n) = \begin{cases} cte_1 & n = 0 \\ cte_2 + T(n-1) & n >= 1 \end{cases}$$

$$T(n) = O(n)$$



Ejemplos:

$$T(n) = cte_1 + \sum_{i=1}^{n} cte_2$$

$$T(n) = O(n)$$

$$T(n) = \text{cte}_1 + \text{n* cte}_2$$

 $T(n) = \text{cte}_1 + \text{O}(\text{n*cte}_2)$
 $T(n) = \text{cte}_1 + \text{cte}_2 * \text{O}(\text{n})$
 $T(n) = O(n)$

$$T(n) = \begin{cases} cte_1 & n = 0 \\ cte_2 + T(n-1) & n > = 1 \end{cases}$$

$$T(n) = O(n)$$

$$T(n) = \text{cte}_1 + T(n-1)$$

= $\text{cte}_1 + (T(n-2) + \text{cte}_1)$
= $\text{cte}_1 + (\text{cte}_1 + (T(n-3) + \text{cte}_1))$
= $i * \text{cte}_1 + T(n-i)$ Cuando n-i = 0
entonces n = i,Reemplazamos i en T(n)
 $T(n) = n * \text{cte}_1 + T(n-n) = \text{cte}_1 * O(n) = O(n)$

Clase 10



onsultas

Clase 10



Temas a desarrollar la próxima clase

- Grafos orientados y no orientados.
- ☐ Grafos pesados. Distintas representaciones: Listas de Adyacencia y Matriz de Adyacencia.
- ☐ Definiciones básicas y conceptos fundamentales. Grafos acíclicos. Grafos conexos y dígrafos
- fuertemente conexos.