

Algoritmos Aleatorios

Algoritmos Deterministas

Siempre hace lo mismo

Nunca se equivoca
("correcto")

Siempre terminan

→ Probabilísticas de los Vegas

→ = si relaja

Non Ciertos
Probabilísticos

aleatorio

→ Probabilísticas de Monte Carlo

+ Link fuerte con Complejidad en Promedio

+ Algoritmos Aleatorios son "más fuerte" que determinísticos

Clasificación para algoritmos de decisión

Monte Carlo

$$P(\text{reject} | \text{negative})$$

$$P(\text{accept} | \text{positive}) < \epsilon$$

"Two-sided" error

"One Sided" error

	$P(\text{reject} \text{negative})$	$P(\text{accept} \text{positive})$
$P(\text{reject} \text{negative})$	$< \epsilon/2$	$> 1 - \epsilon/2$
$P(\text{accept} \text{positive})$	$< \epsilon/2$	$> 1 - \epsilon/2$

Examples: Clique

Nota One Sided Error Algo para P_b } =
+ 1 1 1 1 1 para P_b }

2 Las Vegas "A veces no termina"

~~Probabilidad de terminar~~

- Tiempo de ejecución es una variable aleatoria

Ejemplos

- determinar primos (Miller Robin)
(determinística = Eratostrato $\in O(n^2)$)

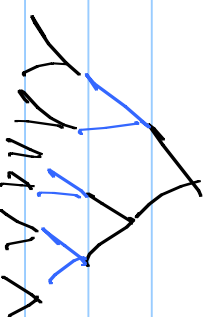
busqueda en arreglo desordenado
(eso siempre termina)

II Comparados de algoritmos Aleatorios

① Algoritmos con comparaciones

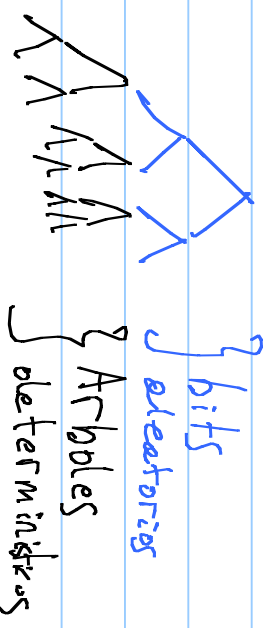
Arboles de Decisiones (= Alg Det con Comparaciones)

⇒ Arbol con nodos Aleatorios



// para el arbol de ejecucion

⇒ Distribucion de Arboles



Nota: las probabilidades no tienen de ser equiprobables

② Complejidad en una instancia I
el ~~Problema~~ de los ~~peores~~ casos?

el promedio de las performances de los algorit.

$$R(A_n) \quad \text{Complejidad Probabilística} (R, I) = E_n \left(\text{Complejidad Determinística de } A_n \text{ en } I \right)$$

③ Complejidad ~~Probabilística~~ en el peor caso?

$$R(A_n)_r \quad C(R) = \max_I C(R, I)$$

$$= \max_I E_r(C(A_n, I))$$

(i) Cotas Inferiores

1. Técnicas (Determinísticas vs Probabilísticas)

- Adversario = difícil, mas para ONLINE
- Teoría de Códigos, también válida Suficiente en muchos casos
- Árbol de decisión 11 veces necesaria

⇒ en general, reducción a cotas inferiores sobre los algoritmos determinísticos

Utilizando Teoría de Juegos

② Von Neuman's Minimax Theorem

Def - α = algo determinístico / α = algo aleatorio
- b = adversario del α
= instancia β = distrib de instancias

- una función de costo $\alpha^t \Pi_b$

$\Rightarrow \alpha^t \Pi_\beta$ el costo promedio

$$\Delta \Pi_b \propto \Pi_b^t$$

Resultado $\max_{\beta} \min_{\alpha} \alpha^t \Pi_\beta = \min_{\alpha} \max_{\beta} \alpha^t \Pi_\beta$

③ Leorne de Loomis

$$\max_{\beta} \alpha^T H \beta = \max_j \alpha^T H b_j$$

⑥ Principio de Xos

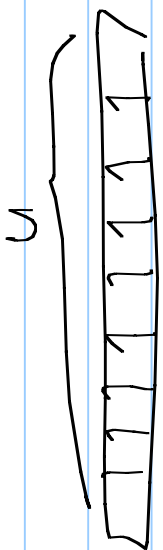
La complejidad probabilística α en el peor caso b de β

$\Rightarrow$

La complejidad determinística α en promedio sobre β la peor distribución β

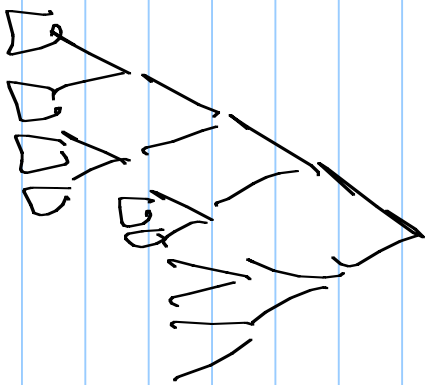
⑤ Example

Ch
b) Suede en estele otinados



Ya conocemos el peor caso b
de un algoritmo de a
 $\Rightarrow \Omega(\lg n)$

Per distribution β pairs an algorithm α


$$J(\log)$$

$\Rightarrow$ Per caso b è un algoritmo Aletorio.

$\Rightarrow$ Busqueda Binaria $\rightarrow$ Log n / optimal centre edges Heuristics

① Busqueda Von Ordenada



$$n = 1$$

TAREA

$$n \leq [n]$$

TAREA