

# Relacionando el muestreo (casi) uniforme con la existencia de un FPRAS

IIC3810

Marcelo Arenas y Luis Alberto Croquevielle

# La noción de $p$ -relación

Será conveniente ver las funciones de  $\#P$  como relaciones.

## Definición

*Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es una  $p$ -relación si:*

- ▶ *Existe un polinomio  $q$  tal que si  $(x, y) \in R$ , entonces  $|y| \leq q(|x|)$*
- ▶  *$R \in P$ , vale decir, existe un algoritmo de tiempo polinomial que, dado  $(x, y) \in \Sigma^* \times \Sigma^*$ , verifica si  $(x, y) \in R$*

# Cada $p$ -relación representa una función en $\#P$

Dada una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , defina la función  $f_R : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  como:

$$f_R(x) = \begin{cases} |\{y \mid (x, y) \in R\}| & \text{si } \{y \mid (x, y) \in R\} \text{ es finito} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

# Cada $p$ -relación representa una función en $\#P$

Dada una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , defina la función  $f_R : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  como:

$$f_R(x) = \begin{cases} |\{y \mid (x, y) \in R\}| & \text{si } \{y \mid (x, y) \in R\} \text{ es finito} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

## Proposition

*Si  $R$  es una  $p$ -relación, entonces  $f_R \in \#P$*

# Cada $p$ -relación representa una función en $\#P$

Dada una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , defina la función  $f_R : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  como:

$$f_R(x) = \begin{cases} |\{y \mid (x, y) \in R\}| & \text{si } \{y \mid (x, y) \in R\} \text{ es finito} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

## Proposition

*Si  $R$  es una  $p$ -relación, entonces  $f_R \in \#P$*

## Ejercicio

Demuestre la proposición

Cada función en  $\#P$  puede ser representada como una  $p$ -relación

Sea  $f : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  una función en  $\#P$

- ▶ Existe una MT no determinista  $M$  tal que para todo  $x \in \Sigma^*$  se tiene que  $f(x) = \text{accept}_M(x)$

Cada función en  $\#P$  puede ser representada como una  $p$ -relación

Sea  $f : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  una función en  $\#P$

- ▶ Existe una MT no determinista  $M$  tal que para todo  $x \in \Sigma^*$  se tiene que  $f(x) = \text{accept}_M(x)$

Cada ejecución de  $M$  se puede codificar usando el alfabeto  $\Sigma$

# Cada función en $\#P$ puede ser representada como una $p$ -relación

Sea  $f : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  una función en  $\#P$

- ▶ Existe una MT no determinista  $M$  tal que para todo  $x \in \Sigma^*$  se tiene que  $f(x) = \text{accept}_M(x)$

Cada ejecución de  $M$  se puede codificar usando el alfabeto  $\Sigma$

Utilizando las codificaciones de las ejecuciones de  $M$  definimos:

$$R_f = \{(x, y) \in \Sigma^* \times \Sigma^* \mid y \text{ codifica una ejecución de } M \\ \text{con entrada } x \text{ que termina en un estado final}\}$$



Cada función en  $\#P$  puede ser representada como una  $p$ -relación

### Proposition

*Si  $f$  está en  $\#P$ , entonces  $R_f$  es una  $p$ -relación*

Cada función en  $\#P$  puede ser representada como una  $p$ -relación

### Proposition

*Si  $f$  está en  $\#P$ , entonces  $R_f$  es una  $p$ -relación*

**Demostración:** Como la MT no determinista  $M$  en la transparencia anterior es de tiempo polinomial, para una entrada  $x$  se puede:

- ▶ Codificar cualquier ejecución de  $M$  que acepta usando un string de largo polinomial en  $|x|$
- ▶ Verificar si una ejecución termina en estado final (simulando el funcionamiento de  $M$ ) en tiempo polinomial



# Funciones en $\#P$ y $p$ -relaciones

Por lo tanto, de ahora en adelante trabajamos con  $p$ -relaciones.

Estudiaremos los problemas de conteo y de generación uniforme asociados a  $p$ -relaciones, sabiendo que los resultados se extienden de manera inmediata a funciones en  $\#P$

# Un generador uniforme para una $p$ -relación

Dada una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , sea:

$$N_R(x) = |\{y \in \Sigma^* \mid (x, y) \in R\}|$$

Además, suponga que  $\perp$  es un símbolo reservado que no es usado en  $\Sigma$

# Un generador uniforme para una $p$ -relación

Dada una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , sea:

$$N_R(x) = |\{y \in \Sigma^* \mid (x, y) \in R\}|$$

Además, suponga que  $\perp$  es un símbolo reservado que no es usado en  $\Sigma$

Un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{G} : \Sigma^* \rightarrow \Sigma^* \cup \{\perp\}$  es un generador uniforme para  $R$  si para todo  $x, y \in \Sigma^*$ :

- ▶ si  $(x, y) \notin R$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(x) = y) = 0$
- ▶ si  $(x, y) \in R$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(x) = y) = \frac{1}{N_R(x)}$

# Un generador casi uniforme para una $p$ -relación

Las herramientas que veremos más adelante no nos permitirán obtener generadores uniformes, sino que una versión más débil

- ▶ Consideramos nuevamente una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$

# Un generador casi uniforme para una $p$ -relación

Las herramientas que veremos más adelante no nos permitirán obtener generadores uniformes, sino que una versión más débil

- ▶ Consideramos nuevamente una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$

## Definición

*Un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{G} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \Sigma^* \cup \{\perp\}$  es un generador casi uniforme para  $R$  si para todo  $x, y \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$ :*

# Un generador casi uniforme para una $p$ -relación

Las herramientas que veremos más adelante no nos permitirán obtener generadores uniformes, sino que una versión más débil

- ▶ Consideramos nuevamente una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$

## Definición

*Un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{G} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \Sigma^* \cup \{\perp\}$  es un generador casi uniforme para  $R$  si para todo  $x, y \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$ :*

- ▶ *si  $(x, y) \notin R$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(x, \varepsilon) = y) = 0$*



# Un generador casi uniforme para una $p$ -relación

Las herramientas que veremos más adelante no nos permitirán obtener generadores uniformes, sino que una versión más débil

- ▶ Consideramos nuevamente una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$

## Definición

*Un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{G} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \Sigma^* \cup \{\perp\}$  es un generador casi uniforme para  $R$  si para todo  $x, y \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$ :*

- ▶ *si  $(x, y) \notin R$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(x, \varepsilon) = y) = 0$*
- ▶ *si  $N_R(x) > 0$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(x, \varepsilon) = \perp) = 0$*

# Un generador casi uniforme para una $p$ -relación

Las herramientas que veremos más adelante no nos permitirán obtener generadores uniformes, sino que una versión más débil

- ▶ Consideramos nuevamente una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$

## Definición

*Un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{G} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \Sigma^* \cup \{\perp\}$  es un generador casi uniforme para  $R$  si para todo  $x, y \in \Sigma^*$   $y \in (0, 1)$ :*

- ▶ si  $(x, y) \notin R$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(x, \varepsilon) = y) = 0$
- ▶ si  $N_R(x) > 0$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(x, \varepsilon) = \perp) = 0$
- ▶ si  $(x, y) \in R$ , entonces:

$$(1 - \varepsilon) \cdot \frac{1}{N_R(x)} \leq \Pr(\mathcal{G}(x, \varepsilon) = y) \leq (1 + \varepsilon) \cdot \frac{1}{N_R(x)}$$

# Un esquema de generación casi uniforme

## Definición

Dada una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{G} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \Sigma^* \cup \{\perp\}$  es un **fully polynomial almost uniform generator (FPAUG)** para  $R$  si

1.  $\mathcal{G}$  es un generador casi uniforme para  $R$
2. Existe un polinomio  $q(u, v)$  tal que para todo  $x \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$ , el número de pasos ejecutados por  $\mathcal{G}(x, \varepsilon)$  es menor o igual a  $q(|x|, \frac{1}{\varepsilon})$

# Una definición de FPRAS para relaciones

## Definición

Dada una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{A} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \mathbb{N}$  es un **fully polynomial randomized approximation scheme (FPRAS)** para  $R$  si existe un polinomio  $q(u, v)$  tal que para cada  $x \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$ :

1. El número de pasos ejecutados por  $\mathcal{A}(x, \varepsilon)$  es menor o igual a  $q(|x|, \frac{1}{\varepsilon})$

# Una definición de FPRAS para relaciones

## Definición

Dada una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{A} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \mathbb{N}$  es un **fully polynomial randomized approximation scheme (FPRAS)** para  $R$  si existe un polinomio  $q(u, v)$  tal que para cada  $x \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$ :

1. El número de pasos ejecutados por  $\mathcal{A}(x, \varepsilon)$  es menor o igual a  $q(|x|, \frac{1}{\varepsilon})$
2.  $\Pr(|\mathcal{A}(x, \varepsilon) - N_R(x)| \leq \varepsilon \cdot N_R(x)) \geq \frac{3}{4}$

# Una definición de FPRAS para relaciones

## Definición

Dada una  $p$ -relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , un algoritmo aleatorizado  $\mathcal{A} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \mathbb{N}$  es un **fully polynomial randomized approximation scheme (FPRAS)** para  $R$  si existe un polinomio  $q(u, v)$  tal que para cada  $x \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$ :

1. El número de pasos ejecutados por  $\mathcal{A}(x, \varepsilon)$  es menor o igual a  $q(|x|, \frac{1}{\varepsilon})$
2.  $\Pr(|\mathcal{A}(x, \varepsilon) - N_R(x)| \leq \varepsilon \cdot N_R(x)) \geq \frac{3}{4}$

## Observación

Dado  $f \in \#P$  representado como  $R_f$ , se puede demostrar que esta definición de FPRAS es equivalente a la vista en el capítulo anterior

# Un comentario sobre las definiciones anteriores

La noción de algoritmo aleatorizado se formaliza usando MT probabilísticas

- ▶ Estas máquinas funcionan con cintas de bits, por lo que las probabilidades resultantes son de la forma  $\frac{n}{2^k}$

# Un comentario sobre las definiciones anteriores

La noción de algoritmo aleatorizado se formaliza usando MT probabilísticas

- ▶ Estas máquinas funcionan con cintas de bits, por lo que las probabilidades resultantes son de la forma  $\frac{n}{2^k}$

Por lo tanto, al describir un algoritmo aleatorizado, en teoría no podemos decir algo como “la probabilidad de error del algoritmo es  $\frac{1}{3}$ ”



# Algunos comentarios sobre las definiciones anteriores

Tratar de tener algoritmos aleatorizados con probabilidades arbitrarias no entrega intuiciones nuevas

- ▶ Y hace mucho más técnicas y complicadas las demostraciones

# Algunos comentarios sobre las definiciones anteriores

Tratar de tener algoritmos aleatorizados con probabilidades arbitrarias no entrega intuiciones nuevas

- ▶ Y hace mucho más técnicas y complicadas las demostraciones

## Supuesto

Todas las probabilidades que vamos a considerar (por ejemplo, la probabilidad  $\frac{1}{N_R(x)}$ ) son de la forma  $\frac{n}{2^k}$

# La relación entre FPAUG y FPRAS

Pasaremos ahora a enunciar y demostrar que la existencia de un FPAUG implica la existencia de un FPRAS

- ▶ Este resultado es válido para una amplia clase de relaciones
- ▶ Esto nos va a permitir utilizar una gran cantidad de herramientas desarrolladas para el muestreo de variables aleatorias en la construcción de FPRAS

# La relación entre FPAUG y FPRAS

Pasaremos ahora a enunciar y demostrar que la existencia de un FPAUG implica la existencia de un FPRAS

- ▶ Este resultado es válido para una amplia clase de relaciones
- ▶ Esto nos va a permitir utilizar una gran cantidad de herramientas desarrolladas para el muestreo de variables aleatorias en la construcción de FPRAS

Primero debemos formalizar la noción de  $p$ -relación auto-reducible, la cual es necesaria al demostrar la relación entre FPAUG y FPRAS

# Relaciones auto-reducibles

Intuitivamente, un problema se dice auto-reducible si es que se puede solucionar mediante la resolución de instancias más simples del mismo problema

# Relaciones auto-reducibles

Intuitivamente, un problema se dice auto-reducible si es que se puede solucionar mediante la resolución de instancias más simples del mismo problema

## Ejemplo

Sea  $\varphi$  una fórmula proposicional con variables  $x_1, \dots, x_n$

La notación  $\varphi[\frac{x_i}{v}]$  indica que la variable  $x_i$  es reemplazada por  $v \in \{0, 1\}$

- ▶ Si  $v = 0$  reemplazamos  $x_i$  por el operador 0-ario  $\perp$ , y si  $v = 1$  reemplazamos  $x_i$  por el operador 0-ario  $\top$
- ▶  $\varphi[\frac{x_i}{v}]$  tiene una variable menos que  $\varphi$

Determinar si  $\varphi$  es satisfacible se reduce a determinar si  $\varphi[\frac{x_1}{0}]$  o  $\varphi[\frac{x_1}{1}]$  es satisfacible

- ▶ Así, una instancia de SAT se reduce a instancias más simples de SAT

# Relaciones auto-reducibles: formalización

## Definición

*Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es auto-reducible si:*

# Relaciones auto-reducibles: formalización

## Definición

*Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es auto-reducible si:*

1. *Existe una función  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tal que  $g$  es computable en tiempo polinomial y para cada  $(x, y) \in R$  se tiene que  $|y| = g(x)$*



# Relaciones auto-reducibles: formalización

## Definición

*Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es auto-reducible si:*

- 1. Existe una función  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tal que  $g$  es computable en tiempo polinomial y para cada  $(x, y) \in R$  se tiene que  $|y| = g(x)$*
- 2. Existen funciones  $\psi : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$  y  $\sigma : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tales que:*

# Relaciones auto-reducibles: formalización

## Definición

*Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es auto-reducible si:*

- 1. Existe una función  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tal que  $g$  es computable en tiempo polinomial y para cada  $(x, y) \in R$  se tiene que  $|y| = g(x)$*
- 2. Existen funciones  $\psi : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$  y  $\sigma : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tales que:*
  - ▶  $\psi$  y  $\sigma$  son computables en tiempo polinomial*

# Relaciones auto-reducibles: formalización

## Definición

*Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es auto-reducible si:*

- 1. Existe una función  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tal que  $g$  es computable en tiempo polinomial y para cada  $(x, y) \in R$  se tiene que  $|y| = g(x)$*
- 2. Existen funciones  $\psi : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$  y  $\sigma : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tales que:*
  - ▶  $\psi$  y  $\sigma$  son computables en tiempo polinomial*
  - ▶  $\sigma(x) \in O(\log(|x|))$*

# Relaciones auto-reducibles: formalización

## Definición

*Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es auto-reducible si:*

- 1. Existe una función  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tal que  $g$  es computable en tiempo polinomial y para cada  $(x, y) \in R$  se tiene que  $|y| = g(x)$*
- 2. Existen funciones  $\psi : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$  y  $\sigma : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tales que:*
  - ▶  $\psi$  y  $\sigma$  son computables en tiempo polinomial*
  - ▶  $\sigma(x) \in O(\log(|x|))$*
  - ▶  $\forall x \in \Sigma^* : \text{si } g(x) > 0, \text{ entonces } 0 < \sigma(x) \leq g(x)$*

# Relaciones auto-reducibles: formalización

## Definición

*Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es auto-reducible si:*

- 1. Existe una función  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tal que  $g$  es computable en tiempo polinomial y para cada  $(x, y) \in R$  se tiene que  $|y| = g(x)$*
- 2. Existen funciones  $\psi : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$  y  $\sigma : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tales que:*
  - ▶  $\psi$  y  $\sigma$  son computables en tiempo polinomial*
  - ▶  $\sigma(x) \in O(\log(|x|))$*
  - ▶  $\forall x \in \Sigma^*$ : si  $g(x) > 0$ , entonces  $0 < \sigma(x) \leq g(x)$*
  - ▶  $\forall x, w \in \Sigma^*$ :  $|\psi(x, w)| \leq |x|$*

# Relaciones auto-reducibles: formalización

## Definición

Una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$  es auto-reducible si:

1. Existe una función  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tal que  $g$  es computable en tiempo polinomial y para cada  $(x, y) \in R$  se tiene que  $|y| = g(x)$
2. Existen funciones  $\psi : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$  y  $\sigma : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  tales que:
  - ▶  $\psi$  y  $\sigma$  son computables en tiempo polinomial
  - ▶  $\sigma(x) \in O(\log(|x|))$
  - ▶  $\forall x \in \Sigma^* : \text{si } g(x) > 0, \text{ entonces } 0 < \sigma(x) \leq g(x)$
  - ▶  $\forall x, w \in \Sigma^* : |\psi(x, w)| \leq |x|$
  - ▶  $\forall x, y \in \Sigma^* \text{ con } y = a_1 \cdots a_n :$   
 $(x, y) \in R \text{ si y sólo si } (\psi(x, a_1 \cdots a_{\sigma(x)}), a_{\sigma(x)+1} \cdots a_n) \in R$

# Relaciones auto-reducibles: ejemplos

## Ejercicios

Demuestre que las siguientes relaciones son auto-reducibles:

1.  $R_{\text{SAT}} = \{(\varphi, \sigma) \mid \varphi \text{ es una fórmula proposicional y } \sigma \text{ es una valoración tal que } \sigma(\varphi) = 1\}$
2.  $R_{\text{IS}} = \{(G, S) \mid G \text{ es un grafo y } S \text{ es un conjunto independiente de } G\}$

# Una relación natural no auto-reducible

Dado un grafo  $G = (N, A)$ , decimos que  $S \subseteq N$  es un conjunto independiente **maximal** de  $G$  si:

1.  $S$  es un conjunto independiente de  $G$
2. Para todo conjunto independiente  $S'$  de  $G$ , no se cumple que  $S \subsetneq S'$



# Una relación natural no auto-reducible

Dado un grafo  $G = (N, A)$ , decimos que  $S \subseteq N$  es un conjunto independiente **maximal** de  $G$  si:

1.  $S$  es un conjunto independiente de  $G$
2. Para todo conjunto independiente  $S'$  de  $G$ , no se cumple que  $S \subsetneq S'$

Considere la relación:

$$R_{\text{MIS}} = \{(G, S) \mid G \text{ es un grafo y } S \text{ es un conjunto independiente maximal de } G\}$$

# Una relación natural no auto-reducible

Dado un grafo  $G = (N, A)$ , decimos que  $S \subseteq N$  es un conjunto independiente **maximal** de  $G$  si:

1.  $S$  es un conjunto independiente de  $G$
2. Para todo conjunto independiente  $S'$  de  $G$ , no se cumple que  $S \subsetneq S'$

Considere la relación:

$$R_{\text{MIS}} = \{(G, S) \mid G \text{ es un grafo y } S \text{ es un conjunto independiente maximal de } G\}$$

¿Es  $R_{\text{MIS}}$  auto-reducible?

# Una relación natural no auto-reducible

Dado un grafo  $G = (N, A)$ , decimos que  $S \subseteq N$  es un conjunto independiente **maximal** de  $G$  si:

1.  $S$  es un conjunto independiente de  $G$
2. Para todo conjunto independiente  $S'$  de  $G$ , no se cumple que  $S \subsetneq S'$

Considere la relación:

$$R_{\text{MIS}} = \{(G, S) \mid G \text{ es un grafo y } S \text{ es un conjunto independiente maximal de } G\}$$

¿Es  $R_{\text{MIS}}$  auto-reducible?

- ▶ ¿Cómo se puede demostrar que no lo es?

# Una propiedad de las relaciones auto-reducibles

Para demostrar que  $R_{\text{MIS}}$  no es auto-reducible identificamos una propiedad de las relaciones auto-reducibles que no es cumplida por  $R_{\text{MIS}}$

- ▶ Bajo una suposición de complejidad

# Una propiedad de las relaciones auto-reducibles

Para demostrar que  $R_{\text{MIS}}$  no es auto-reducible identificamos una propiedad de las relaciones auto-reducibles que no es cumplida por  $R_{\text{MIS}}$

- ▶ Bajo una suposición de complejidad

Dado un alfabeto  $\Sigma$ , suponga dado un orden lineal en  $\Sigma$

- ▶ Este orden lineal induce un orden lexicográfico  $\leq$  en  $\Sigma^*$

# Una propiedad de las relaciones auto-reducibles

Para demostrar que  $R_{\text{MIS}}$  no es auto-reducible identificamos una propiedad de las relaciones auto-reducibles que no es cumplida por  $R_{\text{MIS}}$

- ▶ Bajo una suposición de complejidad

Dado un alfabeto  $\Sigma$ , suponga dado un orden lineal en  $\Sigma$

- ▶ Este orden lineal induce un orden lexicográfico  $\leq$  en  $\Sigma^*$

## Definición

Dada una relación  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ :

$$\text{Exists}(R) = \{x \mid \exists y : (x, y) \in R\}$$

$$\text{Min}(R) = \{(x, y) \mid x \in \text{Exists}(R) \wedge y = \arg \min_{\leq} \{z \mid (x, z) \in R\}\}$$

$$\text{Max}(R) = \{(x, y) \mid x \in \text{Exists}(R) \wedge y = \arg \max_{\leq} \{z \mid (x, z) \in R\}\}$$

# Una propiedad de las relaciones auto-reducibles

## Teorema

*Si  $R$  es una  $p$ -relación auto-reducible tal que  $Exists(R) \in P$ , entonces  $Min(R) \in P$  y  $Max(R) \in P$*

# Una propiedad de las relaciones auto-reducibles

## Teorema

*Si  $R$  es una  $p$ -relación auto-reducible tal que  $Exists(R) \in P$ , entonces  $Min(R) \in P$  y  $Max(R) \in P$*

## Ejercicio

Demuestre el teorema



$R_{\text{MIS}}$  no es auto-reducible

### Proposición

Si  $R_{\text{MIS}}$  es auto-reducible, entonces  $P = NP$

# $R_{\text{MIS}}$ no es auto-reducible

## Proposición

Si  $R_{\text{MIS}}$  es auto-reducible, entonces  $P = NP$

## Ejercicio

Demuestre las siguientes propiedades:

1.  $R_{\text{MIS}}$  es una  $p$ -relación y  $\text{Exists}(R_{\text{MIS}}) \in P$
2.  $\text{Min}(R_{\text{MIS}})$  es co-NP-completo

# $R_{\text{MIS}}$ no es auto-reducible

## Proposición

Si  $R_{\text{MIS}}$  es auto-reducible, entonces  $P = NP$

## Ejercicio

Demuestre las siguientes propiedades:

1.  $R_{\text{MIS}}$  es una  $p$ -relación y  $\text{Exists}(R_{\text{MIS}}) \in P$
2.  $\text{Min}(R_{\text{MIS}})$  es co-NP-completo

A partir de estas propiedades y del teorema demuestre la proposición

# Solucionando el ejercicio: $\overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$ es NP-hard

Vamos a mostrar que  $\text{CNF-SAT} \leq_m^p \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

# Solucionando el ejercicio: $\overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$ es NP-hard

Vamos a mostrar que  $\text{CNF-SAT} \leq_m^p \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ Dada una formula proposicional  $\varphi$  en CNF, mostramos como construir en tiempo polinomial un grafo  $G = (N, A)$  y un conjunto  $S \subseteq N$  tales que:

$\varphi$  es satisfacible si y sólo si  $(G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

# Solucionando el ejercicio: $\overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$ es NP-hard

Vamos a mostrar que  $\text{CNF-SAT} \leq_m^p \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ Dada una formula proposicional  $\varphi$  en CNF, mostramos como construir en tiempo polinomial un grafo  $G = (N, A)$  y un conjunto  $S \subseteq N$  tales que:

$$\varphi \text{ es satisfacible} \quad \text{si y sólo si} \quad (G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$$

Debemos representar  $S$  como un string sobre un alfabeto  $\Sigma$  fijo

# Solucionando el ejercicio: $\overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$ es NP-hard

Vamos a mostrar que  $\text{CNF-SAT} \leq_m^p \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ Dada una formula proposicional  $\varphi$  en CNF, mostramos como construir en tiempo polinomial un grafo  $G = (N, A)$  y un conjunto  $S \subseteq N$  tales que:

$$\varphi \text{ es satisfacible} \quad \text{si y sólo si} \quad (G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$$

Debemos representar  $S$  como un string sobre un alfabeto  $\Sigma$  fijo

- ▶ Esto es necesario porque debemos tener un orden lexicográfico sobre los conjuntos independientes maximales de  $G$

# Solucionando el ejercicio: $\overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$ es NP-hard

Vamos a mostrar que  $\text{CNF-SAT} \leq_m^p \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ Dada una formula proposicional  $\varphi$  en CNF, mostramos como construir en tiempo polinomial un grafo  $G = (N, A)$  y un conjunto  $S \subseteq N$  tales que:

$$\varphi \text{ es satisfacible} \quad \text{si y sólo si} \quad (G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$$

Debemos representar  $S$  como un string sobre un alfabeto  $\Sigma$  fijo

- ▶ Esto es necesario porque debemos tener un orden lexicográfico sobre los conjuntos independientes maximales de  $G$

En estricto rigor también  $G$  debería ser representado como un string sobre  $\Sigma$

- ▶ Aunque esto no es fundamental para la demostración



# Solucionando el ejercicio: $\overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$ es NP-hard

Vamos a dar la idea de la demostración con un ejemplo

- ▶ Dejamos como un ejercicio el generalizar esta idea a cualquier fórmula proposicional en CNF

# Solucionando el ejercicio: $\overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$ es NP-hard

Vamos a dar la idea de la demostración con un ejemplo

- ▶ Dejamos como un ejercicio el generalizar esta idea a cualquier fórmula proposicional en CNF

Suponga que  $\varphi = C_1 \wedge C_2$ , donde  $C_1 = (r \vee t)$  y  $C_2 = (t \vee \neg s \vee \neg t \vee \neg u)$

- ▶ Consideramos  $\Sigma = \{0, 1\}$  en la reducción

# Los nodos del grafo $G$

El conjunto  $N$  de nodos de  $G$  es definido como:

$$N = \{C_1, C_2, r, s, t, u, \neg r, \neg s, \neg t, \neg u, \star\}$$

donde  $\star$  es un símbolo que no es mencionado en  $\varphi$

# Representando un conjunto independiente de $G$

Para representar un conjunto  $S \subseteq N$  usamos un string  $w \in \{0,1\}^*$  de largo 11

- ▶ El primer bit de  $w$  es 1 si  $C_1 \in S$ , y 0 en caso contrario. El segundo bit de  $w$  es 1 si  $C_2 \in S$ , y 0 en caso contrario
- ▶ El tercer bit de  $w$  es 1 si  $\star \in S$ , y 0 en caso contrario
- ▶ Los siguientes bits de  $w$  son contruidos de la misma forma para los nodos  $r, s, t, u, \neg r, \neg s, \neg t, \neg u$

# Representando un conjunto independiente de $G$

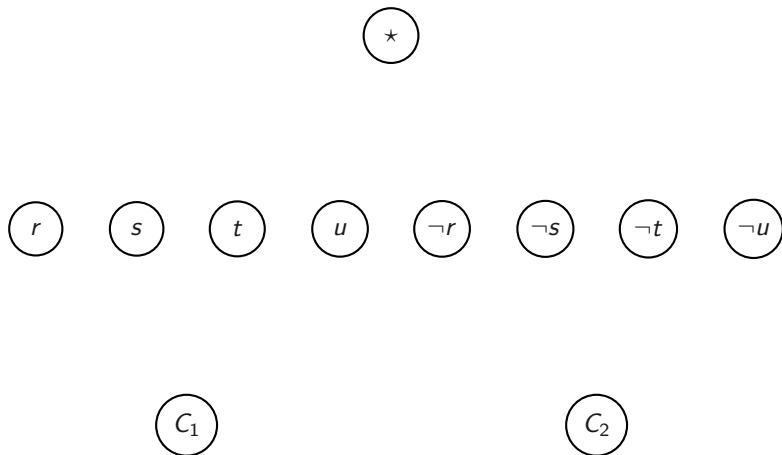
Para representar un conjunto  $S \subseteq N$  usamos un string  $w \in \{0, 1\}^*$  de largo 11

- ▶ El primer bit de  $w$  es 1 si  $C_1 \in S$ , y 0 en caso contrario. El segundo bit de  $w$  es 1 si  $C_2 \in S$ , y 0 en caso contrario
- ▶ El tercer bit de  $w$  es 1 si  $\star \in S$ , y 0 en caso contrario
- ▶ Los siguientes bits de  $w$  son contruidos de la misma forma para los nodos  $r, s, t, u, \neg r, \neg s, \neg t, \neg u$

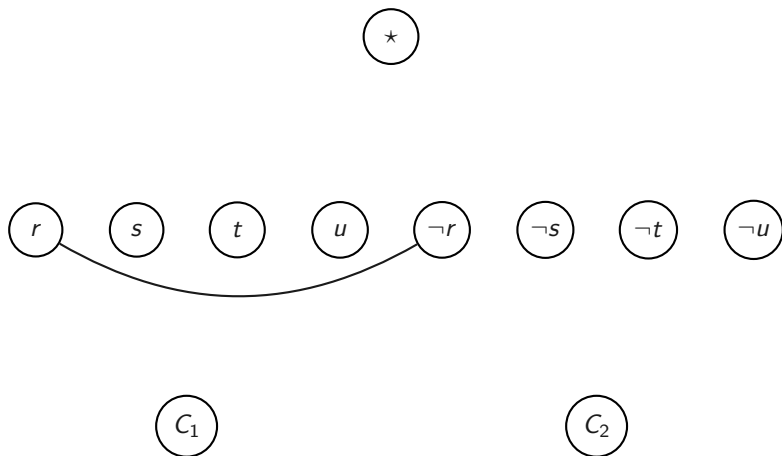
## Ejemplo

El conjunto  $S = \{C_2, \star, u, \neg s, \neg t\}$  es representado por el string 01100010110

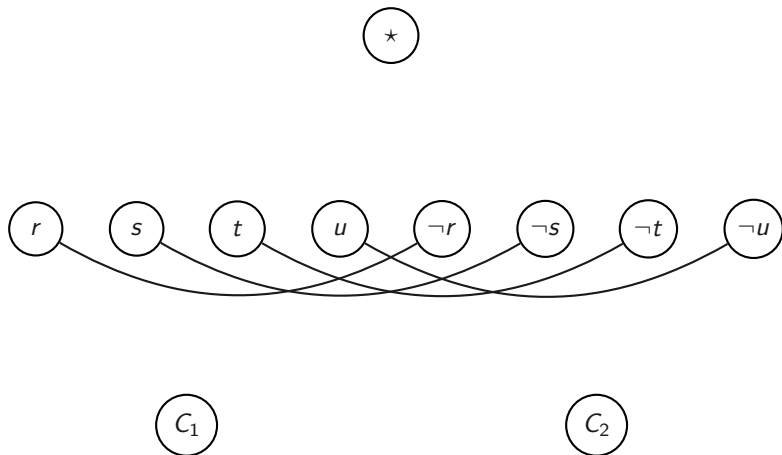
# Los arcos del grafo $G$



# Los arcos del grafo $G$

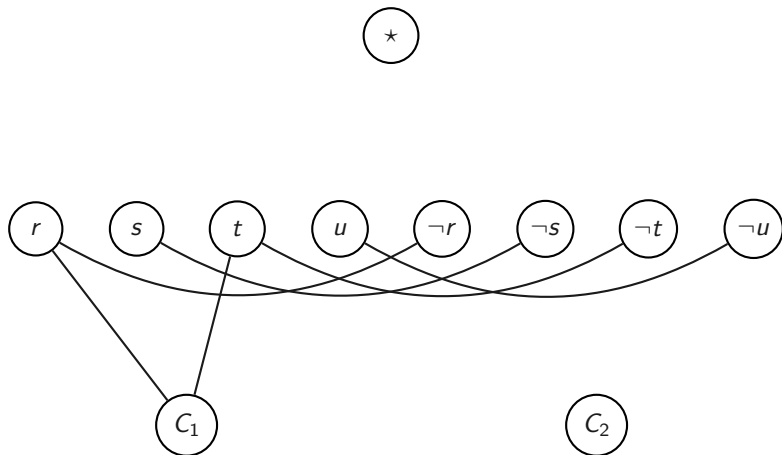


# Los arcos del grafo $G$

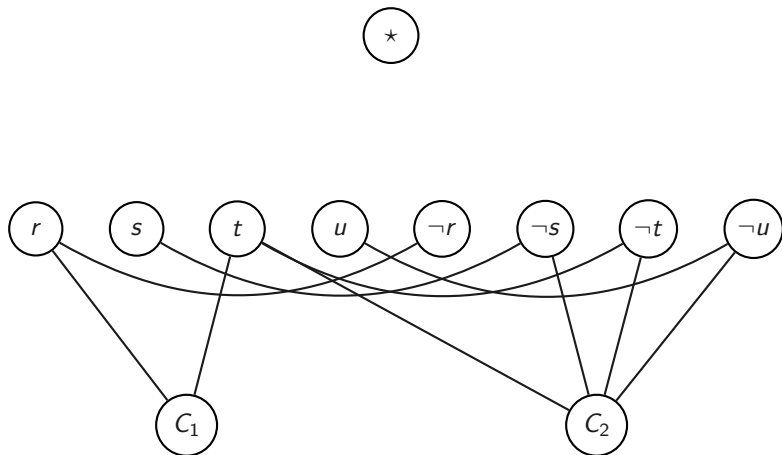




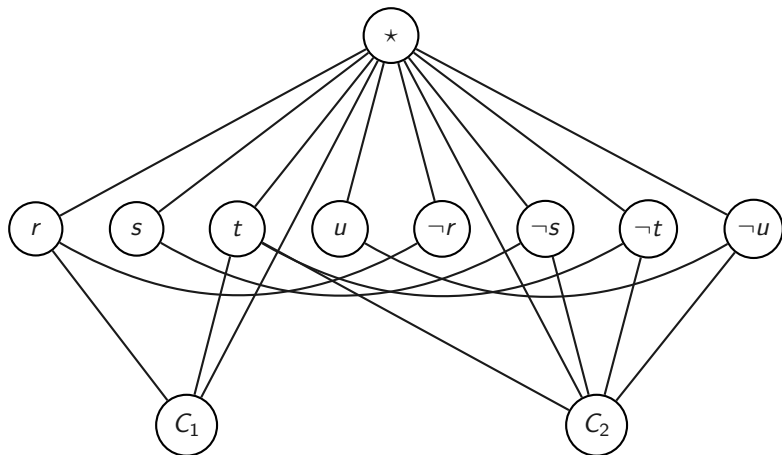
# Los arcos del grafo $G$



# Los arcos del grafo $G$



# Los arcos del grafo $G$



# La equivalencia entre los problemas

$S = \{\star\}$  es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶ Es representado por el string 00100000000

# La equivalencia entre los problemas

$S = \{\star\}$  es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶ Es representado por el string 00100000000

Tenemos que  $\varphi$  es satisfacible si y sólo si  $(G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ ¿Por qué se cumple esto en general?

# La equivalencia entre los problemas

$S = \{\star\}$  es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶ Es representado por el string 00100000000

Tenemos que  $\varphi$  es satisfacible si y sólo si  $(G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ ¿Por qué se cumple esto en general?

$S' = \{r, \neg s\}$  también es un conjunto independiente maximal de  $G$

# La equivalencia entre los problemas

$S = \{\star\}$  es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶ Es representado por el string 00100000000

Tenemos que  $\varphi$  es satisfacible si y sólo si  $(G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ ¿Por qué se cumple esto en general?

$S' = \{r, \neg s\}$  también es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶  $S'$  representa a una valuación  $\sigma$  que satisface  $\varphi$ :  $\sigma(r) = 1$  y  $\sigma(s) = 0$

# La equivalencia entre los problemas

$S = \{\star\}$  es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶ Es representado por el string 00100000000

Tenemos que  $\varphi$  es satisfacible si y sólo si  $(G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ ¿Por qué se cumple esto en general?

$S' = \{r, \neg s\}$  también es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶  $S'$  representa a una valuación  $\sigma$  que satisface  $\varphi$ :  $\sigma(r) = 1$  y  $\sigma(s) = 0$
- ▶  $S'$  es representado por el string 00010000100



# La equivalencia entre los problemas

$S = \{\star\}$  es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶ Es representado por el string 00100000000

Tenemos que  $\varphi$  es satisfacible si y sólo si  $(G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

- ▶ ¿Por qué se cumple esto en general?

$S' = \{r, \neg s\}$  también es un conjunto independiente maximal de  $G$

- ▶  $S'$  representa a una valuación  $\sigma$  que satisface  $\varphi$ :  $\sigma(r) = 1$  y  $\sigma(s) = 0$
- ▶  $S'$  es representado por el string 00010000100
- ▶ Tenemos que  $(G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$  puesto que 00010000100 es menor que 00100000000 en orden lexicográfico

# Comentarios finales

## Ejercicios

1. Para  $\varphi = (r \vee t) \vee (t \vee \neg s \vee \neg t \vee \neg u)$ , encuentre  $S''$  tal que  $(G, S'') \in \text{Min}(R_{\text{MIS}})$
2. Generalice la construcción mostrada para cualquier fórmula proposicional  $\varphi$  en CNF
  - ▶ Si  $\varphi$  menciona  $m$  cláusulas y  $n$  variables proposicionales, entonces el grafo  $G$  debe tener  $m + 2 \cdot n + 1$  nodos
  - ▶ Como en el ejemplo, se debe tener que  $S = \{\star\}$
3. Para la construcción realizada en 2, demuestre que  $\varphi$  es satisfacible si y sólo si  $(G, S) \in \overline{\text{Min}(R_{\text{MIS}})}$

# Una herramienta fundamental

## Teorema (Jerrum, Valiant & Vazirani)

*Sea  $R$  una  $p$ -relación auto-reducible. Si existe un FPAUG para  $R$ , entonces existe un FPRAS para  $R$*

# La idea de la demostración: primer ejemplo

Vamos a mostrar algunas de las ideas fundamentales de la demostración considerando  $\#SAT$

- ▶ Recuerde que  $R_{SAT} = \{(\varphi, \sigma) \mid \varphi \text{ es una fórmula proposicional y } \sigma \text{ es una valuación tal que } \sigma(\varphi) = 1\}$  es una p-relación auto-reducible

# La idea de la demostración: primer ejemplo

Vamos a mostrar algunas de las ideas fundamentales de la demostración considerando  $\#SAT$

- ▶ Recuerde que  $R_{SAT} = \{(\varphi, \sigma) \mid \varphi \text{ es una fórmula proposicional y } \sigma \text{ es una valuación tal que } \sigma(\varphi) = 1\}$  es una p-relación auto-reducible

Suponemos que tenemos un generador uniforme para  $R_{SAT}$

# La idea de la demostración: primer ejemplo

Vamos a mostrar algunas de las ideas fundamentales de la demostración considerando  $\#SAT$

- ▶ Recuerde que  $R_{SAT} = \{(\varphi, \sigma) \mid \varphi \text{ es una fórmula proposicional y } \sigma \text{ es una valuación tal que } \sigma(\varphi) = 1\}$  es una p-relación auto-reducible

Suponemos que tenemos un generador uniforme para  $R_{SAT}$

- ▶ Si este generador funciona en tiempo polinomial entonces vamos a obtener un FPRAS para  $\#SAT$

# La idea de la demostración: primer ejemplo

Vamos a mostrar algunas de las ideas fundamentales de la demostración considerando  $\#SAT$

- ▶ Recuerde que  $R_{SAT} = \{(\varphi, \sigma) \mid \varphi \text{ es una fórmula proposicional y } \sigma \text{ es una valuación tal que } \sigma(\varphi) = 1\}$  es una p-relación auto-reducible

Suponemos que tenemos un generador uniforme para  $R_{SAT}$

- ▶ Si este generador funciona en tiempo polinomial entonces vamos a obtener un FPRAS para  $\#SAT$
- ▶ En la demostración del teorema la hipótesis será que existe un FPAUG para la relación que estemos considerando

# La idea de la demostración: #SAT

Sea  $\mathcal{G}$  un generador uniforme para  $R_{\text{SAT}}$  que funciona en tiempo polinomial

Para cada fórmula proposicional  $\varphi$  tenemos:

- ▶ si  $\sigma(\varphi) = 0$ , entonces  $\mathbf{Pr}(\mathcal{G}(\varphi) = \sigma) = 0$
- ▶ si  $\sigma(\varphi) = 1$ , entonces  $\mathbf{Pr}(\mathcal{G}(\varphi) = \sigma) = \frac{1}{\# \text{SAT}(\varphi)}$



# La idea de la demostración: #SAT

Sea  $\varphi$  un fórmula proposicional y  $\{x_1, \dots, x_n\}$  el conjunto de variables mencionadas en  $\varphi$

Podemos utilizar  $\mathcal{G}$  para generar una valuación  $\sigma$  tal que  $\sigma(\varphi) = 1$

- ▶ Si  $\mathcal{G}(\varphi) = \perp$ , entonces sabemos que  $\varphi$  no es satisfacible y  $\text{\#SAT}(\varphi) = 0$

Suponemos que  $\sigma(x_i) = v_i$  para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$

# La idea de la demostración: #SAT

Tenemos que  $\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}]) = 1$

- ▶  $\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}]$  es obtenida desde  $\varphi$  reemplazando cada variable  $x_i$  por el valor  $v_i$ 
  - ▶ Si  $v_i = 0$  reemplazamos  $x_i$  por el operador 0-ario  $\perp$ , y si  $v_i = 1$  reemplazamos  $x_i$  por el operador 0-ario  $\top$
  - ▶  $\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}]$  no tiene variables

# La idea de la demostración: #SAT

Tenemos que  $\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}]) = 1$

- ▶  $\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}]$  es obtenida desde  $\varphi$  reemplazando cada variable  $x_i$  por el valor  $v_i$ 
  - ▶ Si  $v_i = 0$  reemplazamos  $x_i$  por el operador 0-ario  $\perp$ , y si  $v_i = 1$  reemplazamos  $x_i$  por el operador 0-ario  $\top$
  - ▶  $\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}]$  no tiene variables

Así, tenemos que:

$$\#SAT(\varphi) = \frac{\#SAT(\varphi)}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}])} \cdot \#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}])$$

# La idea de la demostración: #SAT

Por lo tanto, tenemos que:

$$\#SAT(\varphi) = \frac{1}{\rho}$$

donde:

$$\rho = \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}])}{\#SAT(\varphi)}$$

# La idea de la demostración: #SAT

Por lo tanto, tenemos que:

$$\#SAT(\varphi) = \frac{1}{\rho}$$

donde:

$$\rho = \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}])}{\#SAT(\varphi)}$$

Podemos entonces estimar  $\#SAT(\varphi)$  utilizando una estimación para  $\rho$

- Utilizamos  $\mathcal{G}$  para estimar  $\rho$

# Estimando $\rho$

Sea  $X$  una variable aleatoria que toma valor 1 para  $\sigma$ , y toma valor 0 para cada valuación  $\sigma'$  tal que  $\sigma'(\varphi) = 1$  y  $\sigma' \neq \sigma$

- ▶ En particular, tenemos que  $X \sim \mathbf{Ber}(\rho)$

Tenemos que  $\mathbf{E}[X] = \rho$ , por lo que podemos estimar  $\rho$  a través del muestreo de  $X$

- ▶ Realizamos  $t \geq 1$  nuestras independientes  $X_1, \dots, X_t$  de  $X$ , y utilizamos como estimador el promedio  $\bar{X} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t X_i$
- ▶ Puesto que  $\mathbf{E}[\bar{X}] = \rho$  y tiene una menor varianza

# Estimando $\rho$

Para estimar  $\rho$  utilizamos el siguiente algoritmo:

```
 $f_{av} := 0$   
for  $j := 1$  to  $t$  do  
     $\sigma' := \mathcal{G}(\varphi)$   
    if  $\sigma' = \sigma$  then  
         $f_{av} := f_{av} + 1$   
return  $\frac{f_{av}}{t}$ 
```

# Estimando $\rho$

Para estimar  $\rho$  utilizamos el siguiente algoritmo:

```
 $f_{av} := 0$   
for  $j := 1$  to  $t$  do  
     $\sigma' := \mathcal{G}(\varphi)$   
    if  $\sigma' = \sigma$  then  
         $f_{av} := f_{av} + 1$   
return  $\frac{f_{av}}{t}$ 
```

¿Qué tan buena es la estimación de  $\rho$ ? ¿Cuántas muestras  $t$  debemos realizar para tener una buena estimación de  $\rho$ ?



# Estimando $\rho$

Usando la desigualdad de Chebyshev obtenemos:

$$\begin{aligned}\Pr(|\bar{X} - \mathbf{E}[\bar{X}]| \geq \varepsilon \cdot \mathbf{E}[\bar{X}]) &\leq \frac{\mathbf{Var}[\bar{X}]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[\bar{X}]^2} \\ &= \frac{\mathbf{Var}[X]}{t \cdot \varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \\ &= \frac{\rho \cdot (1 - \rho)}{t \cdot \varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \\ &\leq \frac{1}{t \cdot \varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2}\end{aligned}$$

# Estimando $\rho$

Usando la desigualdad de Chebyshev obtenemos:

$$\begin{aligned}\Pr(|\bar{X} - \mathbf{E}[\bar{X}]| \geq \varepsilon \cdot \mathbf{E}[\bar{X}]) &\leq \frac{\mathbf{Var}[\bar{X}]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[\bar{X}]^2} \\ &= \frac{\mathbf{Var}[X]}{t \cdot \varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \\ &= \frac{\rho \cdot (1 - \rho)}{t \cdot \varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \\ &\leq \frac{1}{t \cdot \varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2}\end{aligned}$$

Por lo tanto, si  $\frac{4}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \leq t$ , entonces:

$$\Pr(|\bar{X} - \mathbf{E}[\bar{X}]| \geq \varepsilon \cdot \mathbf{E}[\bar{X}]) \leq \frac{1}{4}$$

# Estimando $\rho$

Para obtener una buena estimación de  $\rho$  realizamos entonces  $t = \lceil \frac{4}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \rceil$  muestras

- ▶ ¿Cuán grande es  $t$ ?

# Estimando $\rho$

Para obtener una buena estimación de  $\rho$  realizamos entonces  $t = \lceil \frac{4}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \rceil$  muestras

► ¿Cuán grande es  $t$ ?

Dado que  $\mathbf{E}[X] = \rho = \frac{1}{\#SAT(\varphi)}$ , obtenemos:

$$t = \left\lceil \frac{4 \cdot (\#SAT(\varphi))^2}{\varepsilon^2} \right\rceil$$

# Estimando $\rho$

Para obtener una buena estimación de  $\rho$  realizamos entonces  $t = \lceil \frac{4}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \rceil$  muestras

- ▶ ¿Cuán grande es  $t$ ?

Dado que  $\mathbf{E}[X] = \rho = \frac{1}{\#\text{SAT}(\varphi)}$ , obtenemos:

$$t = \left\lceil \frac{4 \cdot (\#\text{SAT}(\varphi))^2}{\varepsilon^2} \right\rceil$$

Por lo tanto,  $t$  puede ser exponencial en el tamaño de  $\varphi$

- ▶ ¿Puede ser solucionado este problema utilizando una valuación distinta de  $\sigma$  que satisfaga  $\varphi$ ?

# Reduciendo el número de muestras

Consideramos nuevamente la valuación  $\sigma$  que satisface  $\varphi$

- ▶ Recuerde que  $\sigma(x_i) = v_i$  para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$

# Reduciendo el número de muestras

Consideramos nuevamente la valuación  $\sigma$  que satisface  $\varphi$

- Recuerde que  $\sigma(x_i) = v_i$  para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$

Tenemos que:

$$\begin{aligned} \#SAT(\varphi) = & \frac{\#SAT(\varphi)}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}])} \cdot \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}])}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \frac{x_2}{v_2}])} \cdot \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \frac{x_2}{v_2}])}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \frac{x_2}{v_2}, \frac{x_3}{v_3}])} \cdot \dots \\ & \cdot \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_{n-1}}{v_{n-1}}])}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}])} \cdot \#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}]) \end{aligned}$$

# Reduciendo el número de muestras

Por lo tanto:

$$\begin{aligned} \#SAT(\varphi) = & \frac{1}{\left( \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}])}{\#SAT(\varphi)} \right)} \cdot \frac{1}{\left( \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \frac{x_2}{v_2}])}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}])} \right)} \cdot \\ & \frac{1}{\left( \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \frac{x_2}{v_2}, \frac{x_3}{v_3}])}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \frac{x_2}{v_2}])} \right)} \cdot \dots \cdot \frac{1}{\left( \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_n}{v_n}])}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_{n-1}}{v_{n-1}}])} \right)} \end{aligned}$$

Definiendo  $\rho_i = \frac{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_i}{v_i}])}{\#SAT(\varphi[\frac{x_1}{v_1}, \dots, \frac{x_{i-1}}{v_{i-1}}])}$ , obtenemos:

$$\#SAT(\varphi) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\rho_i}$$



# Estimando $\rho_1$

Sea  $X$  una variable aleatoria tal que para toda valuación  $\sigma'$  que satisface  $\varphi$ :

$$X(\sigma') = \begin{cases} 1 & \text{si } \sigma'(x_1) = v_1 \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Tenemos que  $X \sim \mathbf{Ber}(\rho_1)$

Realizamos  $t \geq 1$  nuestras independientes  $X_1, \dots, X_t$  de  $X$ , y utilizamos como estimador el promedio  $\bar{X} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t X_i$

# Estimando $\rho_1$

Para estimar  $\rho_1$  utilizamos el siguiente algoritmo:

```
 $f_{av} := 0$   
for  $j := 1$  to  $t$  do  
     $\sigma' := \mathcal{G}(\varphi)$   
    if  $\sigma'(x_1) = v_1$  then  
         $f_{av} := f_{av} + 1$   
return  $\frac{f_{av}}{t}$ 
```

# Estimando $\rho_1$

Para estimar  $\rho_1$  utilizamos el siguiente algoritmo:

```
 $f_{av} := 0$   
for  $j := 1$  to  $t$  do  
     $\sigma' := \mathcal{G}(\varphi)$   
    if  $\sigma'(x_1) = v_1$  then  
         $f_{av} := f_{av} + 1$   
return  $\frac{f_{av}}{t}$ 
```

¿Qué tan buena es la estimación de  $\rho_1$ ? ¿Solucionamos el problema que teníamos con el enfoque anterior?

# Estimando $\rho_1$

Usando nuevamente la desigualdad de Chebyshev obtenemos:

$$\Pr(|\bar{X} - \mathbf{E}[\bar{X}]| \geq \varepsilon \cdot \mathbf{E}[\bar{X}]) \leq \frac{1}{t \cdot \varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2}$$

Entonces realizamos  $t = \lceil \frac{4}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \rceil$  muestras

- Dado que  $\mathbf{E}[X] = \rho_1 = \frac{\#\text{SAT}(\varphi[\frac{x_1}{v_1}])}{\#\text{SAT}(\varphi)}$ , obtenemos:

$$t = \left\lceil \frac{4 \cdot (\#\text{SAT}(\varphi))^2}{\varepsilon^2 \cdot (\#\text{SAT}(\varphi[\frac{x_1}{v_1}]))^2} \right\rceil$$

# Estimando $\rho_1$

Usando nuevamente la desigualdad de Chebyshev obtenemos:

$$\Pr(|\bar{X} - \mathbf{E}[\bar{X}]| \geq \varepsilon \cdot \mathbf{E}[\bar{X}]) \leq \frac{1}{t \cdot \varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2}$$

Entonces realizamos  $t = \lceil \frac{4}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[X]^2} \rceil$  muestras

- Dado que  $\mathbf{E}[X] = \rho_1 = \frac{\#\text{SAT}(\varphi[\frac{x_1}{v_1}])}{\#\text{SAT}(\varphi)}$ , obtenemos:

$$t = \left\lceil \frac{4 \cdot (\#\text{SAT}(\varphi))^2}{\varepsilon^2 \cdot (\#\text{SAT}(\varphi[\frac{x_1}{v_1}]))^2} \right\rceil$$

Por lo tanto, nuevamente  $t$  puede ser exponencial en el tamaño de  $\varphi$

- Por ejemplo, si  $\#\text{SAT}(\varphi[\frac{x_1}{v_1}]) = 1$  y  $\#\text{SAT}(\varphi) = 2^{n-1} + 1$

# Reduciendo el valor de $t$

¿Qué salió mal?

# Reduciendo el valor de $t$

¿Qué salió mal? El problema de elegir  $\sigma$  antes de realizar la estimación de  $\rho_1$  es que el valor  $\mathbf{E}[X]$  puede ser muy pequeño, por lo que el valor  $\frac{1}{\mathbf{E}[X]^2}$  puede ser muy grande

# Reduciendo el valor de $t$

¿Qué salió mal? El problema de elegir  $\sigma$  antes de realizar la estimación de  $\rho_1$  es que el valor  $\mathbf{E}[X]$  puede ser muy pequeño, por lo que el valor  $\frac{1}{\mathbf{E}[X]^2}$  puede ser muy grande

- ▶ En el caso anterior podíamos tener que  $\mathbf{E}[X] = \frac{1}{2^{n-1}+1}$ , por lo que  $\frac{1}{\mathbf{E}[X]^2} = (2^{n-1} + 1)^2$



# Reduciendo el valor de $t$

¿Qué salió mal? El problema de elegir  $\sigma$  antes de realizar la estimación de  $\rho_1$  es que el valor  $\mathbf{E}[X]$  puede ser muy pequeño, por lo que el valor  $\frac{1}{\mathbf{E}[X]^2}$  puede ser muy grande

- ▶ En el caso anterior podíamos tener que  $\mathbf{E}[X] = \frac{1}{2^{n-1}+1}$ , por lo que  $\frac{1}{\mathbf{E}[X]^2} = (2^{n-1} + 1)^2$

Para evitar este problema, tenemos que elegir el valor  $v_1$  por el que vamos a reemplazar la variable  $x_1$  **después** de realizar las  $t$  muestras

# Reduciendo el valor de $t$

Sea:

$$\alpha = \frac{\#\text{SAT}(\varphi[\frac{x_1}{0}])}{\#\text{SAT}(\varphi)} \quad \text{y} \quad \beta = \frac{\#\text{SAT}(\varphi[\frac{x_1}{1}])}{\#\text{SAT}(\varphi)}$$

Nótese que  $\alpha + \beta = 1$

Sean  $Y, Z$  variables aleatorias tales que para toda valuación  $\sigma$  que satisface  $\varphi$ :

$$Y(\sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sigma(x_1) = 0 \\ 0 & \text{si } \sigma(x_1) = 1 \end{cases}$$
$$Z(\sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sigma(x_1) = 1 \\ 0 & \text{si } \sigma(x_1) = 0 \end{cases}$$

Nótese que  $Y \sim \mathbf{Ber}(\alpha)$ ,  $Z \sim \mathbf{Ber}(\beta)$  y  $Z = 1 - Y$

# Reduciendo el valor de $t$

Consideramos los estimadores  $\overline{Y}$  y  $\overline{Z}$  que calculamos con el siguiente algoritmo:

```
 $fav_Y := 0$   
 $fav_Z := 0$   
for  $j := 1$  to  $t$  do  
   $\sigma := \mathcal{G}(\varphi)$   
  if  $\sigma(x_1) = 0$   
    then  $fav_Y := fav_Y + 1$   
    else  $fav_Z := fav_Z + 1$   
return  $(\frac{fav_Y}{t}, \frac{fav_Z}{t})$ 
```

# Reduciendo el valor de $t$

Finalmente reemplazamos  $x_1$  por:

$$v_1 = \begin{cases} 0 & \text{si } \overline{Y} \geq \overline{Z} \\ 1 & \text{si } \overline{Y} < \overline{Z} \end{cases}$$

Lo cual corresponde a utilizar el siguiente estimador:

$$X = \max\{\overline{Y}, \overline{Z}\}$$

# Reduciendo el valor de $t$

Finalmente reemplazamos  $x_1$  por:

$$v_1 = \begin{cases} 0 & \text{si } \overline{Y} \geq \overline{Z} \\ 1 & \text{si } \overline{Y} < \overline{Z} \end{cases}$$

Lo cual corresponde a utilizar el siguiente estimador:

$$X = \max\{\overline{Y}, \overline{Z}\}$$

Vale decir, reemplazamos  $x_1$  por el valor  $v_1$  que esperamos que aparezca un mayor número de veces en las valuaciones que satisfacen  $\varphi$

# Reduciendo el valor de $t$

¿Solucionamos el problema con el valor de  $\mathbf{E}[X]$ ?

# Reduciendo el valor de $t$

¿Solucionamos el problema con el valor de  $\mathbf{E}[X]$ ? ¡Sí!

# Reduciendo el valor de $t$

¿Solucionamos el problema con el valor de  $\mathbf{E}[X]$ ? ¡Sí!

Dado que  $\overline{Y} \leq X$  y  $\overline{Z} \leq X$ , tenemos que  $\mathbf{E}[\overline{Y}] \leq \mathbf{E}[X]$  y  $\mathbf{E}[\overline{Z}] \leq \mathbf{E}[X]$

▶ Por lo tanto  $\alpha \leq \mathbf{E}[X]$  y  $\beta \leq \mathbf{E}[X]$



# Reduciendo el valor de $t$

¿Solucionamos el problema con el valor de  $\mathbf{E}[X]$ ? ¡Sí!

Dado que  $\bar{Y} \leq X$  y  $\bar{Z} \leq X$ , tenemos que  $\mathbf{E}[\bar{Y}] \leq \mathbf{E}[X]$  y  $\mathbf{E}[\bar{Z}] \leq \mathbf{E}[X]$

▶ Por lo tanto  $\alpha \leq \mathbf{E}[X]$  y  $\beta \leq \mathbf{E}[X]$

Tenemos que  $\alpha + \beta \leq 2 \cdot \mathbf{E}[X]$ , de lo cual concluimos  $\frac{1}{2} \leq \mathbf{E}[X]$

# Reduciendo el valor de $t$

¿Solucionamos el problema con el valor de  $\mathbf{E}[X]$ ? ¡Sí!

Dado que  $\bar{Y} \leq X$  y  $\bar{Z} \leq X$ , tenemos que  $\mathbf{E}[\bar{Y}] \leq \mathbf{E}[X]$  y  $\mathbf{E}[\bar{Z}] \leq \mathbf{E}[X]$

► Por lo tanto  $\alpha \leq \mathbf{E}[X]$  y  $\beta \leq \mathbf{E}[X]$

Tenemos que  $\alpha + \beta \leq 2 \cdot \mathbf{E}[X]$ , de lo cual concluimos  $\frac{1}{2} \leq \mathbf{E}[X]$

Concluimos entonces que:

$$\frac{1}{\mathbf{E}[X]^2} \leq 4$$

# ¿Qué más debemos hacer?

Debemos realizar procedimientos de estimación similares para  $\rho_2, \dots, \rho_n$

- ▶ En todos ellos usamos el mismo valor de muestras  $t$

Además, debemos calcular cómo los errores en las estimaciones de  $\rho_1, \dots, \rho_n$  se componen para obtener un error para la estimación de

$$\prod_{i=1}^n \rho_i$$

# ¿Qué más debemos hacer?

Finalmente, a partir de la estimación de  $\prod_{i=1}^n \rho_i$ , obtenemos una estimación de:

$$\#SAT(\varphi) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\rho_i} = \frac{1}{\prod_{i=1}^n \rho_i}$$

Esto nos da como resultado un FPRAS para  $\#SAT$

Vamos a mostrar en un segundo ejemplo como las estimaciones  $\rho_1, \dots, \rho_n$  son utilizadas para generar un FPRAS para un problema de conteo a partir de un generador uniforme de soluciones

# La idea de la demostración: segundo ejemplo

En este segundo ejemplo vamos a explicar cómo componer los errores en las estimaciones locales para obtener una cota superior en el error total de la estimación

# La idea de la demostración: segundo ejemplo

Utilizamos  $\cdot$  para denotar el producto interior usual en  $\mathbb{R}^n$  ( $n \geq 1$ )

Considere el siguiente problema:

$$\begin{aligned} \text{KS} = \{(\vec{a}, b) \mid \vec{a} \in \mathbb{N}^n \text{ para } n \geq 1, \\ b \in \mathbb{Z} \text{ y existe } \vec{x} \in \{0, 1\}^n \text{ tal que } \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\} \end{aligned}$$

# La idea de la demostración: segundo ejemplo

Utilizamos  $\cdot$  para denotar el producto interior usual en  $\mathbb{R}^n$  ( $n \geq 1$ )

Considere el siguiente problema:

$$\text{KS} = \{(\vec{a}, b) \mid \vec{a} \in \mathbb{N}^n \text{ para } n \geq 1, \\ b \in \mathbb{Z} \text{ y existe } \vec{x} \in \{0, 1\}^n \text{ tal que } \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$$

KS es una versión simplificada del problema de la mochila, de hecho tenemos que  $\text{KS} \in \text{P}$

# KS como una relación y el problema de conteo asociado

## Ejercicio

Podemos representar KS como la siguiente relación:

$$R_{KS} = \{((\vec{a}, b), \vec{x}) \mid \vec{a} \in \mathbb{N}^n \text{ y } \vec{x} \in \{0, 1\}^n \text{ para } n \geq 1, b \in \mathbb{Z} \text{ y } \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$$

Demuestre que  $R_{KS}$  es auto-reducible



# KS como una relación y el problema de conteo asociado

## Ejercicio

Podemos representar KS como la siguiente relación:

$$R_{\text{KS}} = \{((\vec{a}, b), \vec{x}) \mid \vec{a} \in \mathbb{N}^n \text{ y } \vec{x} \in \{0, 1\}^n \text{ para } n \geq 1, b \in \mathbb{Z} \text{ y } \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$$

Demuestre que  $R_{\text{KS}}$  es auto-reducible

Definimos la función de conteo  $\#KS$  como  $\#KS(\vec{a}, b) = N_{R_{\text{KS}}}((\vec{a}, b))$

- Suponiendo que  $\vec{a} \in \mathbb{N}^n$ , tenemos que  $\#KS(\vec{a}, b)$  es el número de vectores  $\vec{x} \in \{0, 1\}^n$  tales que  $\vec{a} \cdot \vec{x} \leq b$

# La idea de la demostración para KS

Sea  $(\vec{a}, b)$  una entrada de  $\#KS$

- ▶ Suponemos que  $\vec{a} = (a_1, \dots, a_n)$  con  $0 < a_1 \leq \dots \leq a_n$  y  $b \geq 0$ 
  - ▶ ¿Por qué podemos suponer esto?

# La idea de la demostración para KS

Sea  $(\vec{a}, b)$  una entrada de  $\#KS$

- ▶ Suponemos que  $\vec{a} = (a_1, \dots, a_n)$  con  $0 < a_1 \leq \dots \leq a_n$  y  $b \geq 0$
- ▶ ¿Por qué podemos suponer esto?

Definimos  $b_0 = 0$  y para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$ :

$$b_i = \min \left\{ \sum_{j=1}^i a_j, b \right\}$$

# La idea de la demostración para KS

Sea  $(\vec{a}, b)$  una entrada de #KS

- ▶ Suponemos que  $\vec{a} = (a_1, \dots, a_n)$  con  $0 < a_1 \leq \dots \leq a_n$  y  $b \geq 0$
- ▶ ¿Por qué podemos suponer esto?

Definimos  $b_0 = 0$  y para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$ :

$$b_i = \min \left\{ \sum_{j=1}^i a_j, b \right\}$$

Es importante notar que:

$$\begin{aligned} \#KS(\vec{a}, b_0) &= 1 \\ \#KS(\vec{a}, b_i) &\leq \#KS(\vec{a}, b_{i+1}) \quad \text{para todo } i \in \{0, \dots, n-1\} \\ \#KS(\vec{a}, b_n) &= \#KS(\vec{a}, b) \end{aligned}$$

# La idea de la demostración para KS

De la misma forma que para #SAT, la demostración se basa en la igualdad:

$$\begin{aligned} \#KS(\vec{a}, b) = \#KS(\vec{a}, b_n) &= \frac{\#KS(\vec{a}, b_n)}{\#KS(\vec{a}, b_{n-1})} \cdot \frac{\#KS(\vec{a}, b_{n-1})}{\#KS(\vec{a}, b_{n-2})} \cdot \dots \\ &\quad \frac{\#KS(\vec{a}, b_1)}{\#KS(\vec{a}, b_0)} \cdot \#KS(\vec{a}, b_0) \end{aligned}$$

# La idea de la demostración para KS

De la misma forma que para #SAT, la demostración se basa en la igualdad:

$$\begin{aligned} \#KS(\vec{a}, b) = \#KS(\vec{a}, b_n) &= \frac{\#KS(\vec{a}, b_n)}{\#KS(\vec{a}, b_{n-1})} \cdot \frac{\#KS(\vec{a}, b_{n-1})}{\#KS(\vec{a}, b_{n-2})} \cdot \dots \\ &\quad \frac{\#KS(\vec{a}, b_1)}{\#KS(\vec{a}, b_0)} \cdot \#KS(\vec{a}, b_0) \end{aligned}$$

Para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$  definimos:

$$\rho_i = \frac{\#KS(\vec{a}, b_{i-1})}{\#KS(\vec{a}, b_i)}$$

# La idea de la demostración para KS

Tenemos que  $0 < \rho_i \leq 1$  para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$

# La idea de la demostración para KS

Tenemos que  $0 < \rho_i \leq 1$  para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$

Considerando que  $\#KS(\vec{a}, b_0) = 1$ , concluimos que:

$$\frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)} = \prod_{i=1}^n \rho_i$$



# La idea de la demostración para KS

Tenemos que  $0 < \rho_i \leq 1$  para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$

Considerando que  $\#KS(\vec{a}, b_0) = 1$ , concluimos que:

$$\frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)} = \prod_{i=1}^n \rho_i$$

Por lo tanto, si logramos tener buenas estimaciones de cada  $\rho_i$  podemos obtener una buena estimación de  $\frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}$

► Y de esta forma de  $\#KS(\vec{a}, b)$

# Estimando $\rho_i$

Sea  $X_i$  una variable aleatoria tal que para toda valuación  $\vec{x} \in \{0,1\}^n$  que satisface  $\vec{a} \cdot \vec{x} \leq b_i$ :

$$X_i(\vec{x}) = \begin{cases} 1 & \text{si } \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b_{i-1} \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Tenemos que  $X_i \sim \mathbf{Ber}(\rho_i)$

Realizamos  $t \geq 1$  nuestras independientes  $Y_{i,1}, \dots, Y_{i,t}$  de  $X_i$ , y utilizamos como estimador el promedio  $\overline{Y}_i = \frac{1}{t} \cdot \sum_{j=1}^t Y_{i,j}$

- Recuerde que  $\mathbf{E}[\overline{Y}_i] = \rho_i$  y tiene una menor varianza

# Estimando $\rho_i$

Sea  $X_i$  una variable aleatoria tal que para toda valuación  $\vec{x} \in \{0,1\}^n$  que satisface  $\vec{a} \cdot \vec{x} \leq b_i$ :

$$X_i(\vec{x}) = \begin{cases} 1 & \text{si } \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b_{i-1} \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Tenemos que  $X_i \sim \mathbf{Ber}(\rho_i)$

Realizamos  $t \geq 1$  nuestras independientes  $Y_{i,1}, \dots, Y_{i,t}$  de  $X_i$ , y utilizamos como estimador el promedio  $\overline{Y}_i = \frac{1}{t} \cdot \sum_{j=1}^t Y_{i,j}$

- Recuerde que  $\mathbf{E}[\overline{Y}_i] = \rho_i$  y tiene una menor varianza

¿Pero como podemos muestrear  $X_i$ ?

# Estimando $\rho_i$

En este punto necesitamos suponer que tenemos un generador uniforme para  $R_{KS}$

# Estimando $\rho_i$

En este punto necesitamos suponer que tenemos un generador uniforme para  $R_{KS}$

- ▶ Si este generador funciona en tiempo polinomial entonces vamos a obtener un FPRAS para  $\#KS$

# Estimando $\rho_i$

En este punto necesitamos suponer que tenemos un generador uniforme para  $R_{KS}$

- ▶ Si este generador funciona en tiempo polinomial entonces vamos a obtener un FPRAS para  $\#KS$
- ▶ En la demostración del teorema la hipótesis será que existe un FPAUG para la relación que estamos considerando

# Estimando $\rho_i$

En este punto necesitamos suponer que tenemos un generador uniforme para  $R_{KS}$

- ▶ Si este generador funciona en tiempo polinomial entonces vamos a obtener un FPRAS para  $\#KS$
- ▶ En la demostración del teorema la hipótesis será que existe un FPAUG para la relación que estemos considerando

Sea  $\mathcal{G}$  el generador uniforme que necesitamos. Para cada entrada  $(\vec{c}, d)$  de KS con  $\vec{c} \in \mathbb{N}^m$ , y cada vector  $\vec{y} \in \mathbb{N}^m$  tenemos:

- ▶ si  $\vec{c} \cdot \vec{y} > d$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(\vec{c}, d) = \vec{y}) = 0$
- ▶ si  $\vec{c} \cdot \vec{y} \leq d$ , entonces  $\Pr(\mathcal{G}(\vec{c}, d) = \vec{y}) = \frac{1}{\#KS(\vec{c}, d)}$

# Estimando $\rho_i$

Para estimar  $\rho_i = \frac{\#KS(\vec{a}, b_{i-1})}{\#KS(\vec{a}, b_i)}$  utilizamos el siguiente algoritmo:

```
 $f_{av} := 0$   
for  $j := 1$  to  $t$  do  
     $\vec{v} := \mathcal{G}(\vec{a}, b_i)$   
    if  $\vec{a} \cdot \vec{v} \leq b_{i-1}$  then  
         $f_{av} := f_{av} + 1$   
return  $\frac{f_{av}}{t}$ 
```



# Estimando $\rho_i$

Para estimar  $\rho_i = \frac{\#KS(\vec{a}, b_{i-1})}{\#KS(\vec{a}, b_i)}$  utilizamos el siguiente algoritmo:

```
 $f_{av} := 0$   
for  $j := 1$  to  $t$  do  
     $\vec{v} := \mathcal{G}(\vec{a}, b_i)$   
    if  $\vec{a} \cdot \vec{v} \leq b_{i-1}$  then  
         $f_{av} := f_{av} + 1$   
return  $\frac{f_{av}}{t}$ 
```

¿Qué tan buena es la estimación de  $\rho_i$ ? ¿Que tan buena es la estimación de  $\frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}$  dadas las estimaciones de  $\rho_1, \dots, \rho_n$ ?

# Estimando $\rho_i$

Para estimar  $\rho_i = \frac{\#KS(\vec{a}, b_{i-1})}{\#KS(\vec{a}, b_i)}$  utilizamos el siguiente algoritmo:

```
fav := 0
for j := 1 to t do
     $\vec{v} := \mathcal{G}(\vec{a}, b_i)$ 
    if  $\vec{a} \cdot \vec{v} \leq b_{i-1}$  then
        fav := fav + 1
return  $\frac{fav}{t}$ 
```

¿Qué tan buena es la estimación de  $\rho_i$ ? ¿Que tan buena es la estimación de  $\frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}$  dadas las estimaciones de  $\rho_1, \dots, \rho_n$ ?

- Tenemos que acotar la probabilidad de error

# La probabilidad de error

$$\text{Sea } Z = \prod_{i=1}^n \overline{Y_i}$$

# La probabilidad de error

$$\text{Sea } Z = \prod_{i=1}^n \overline{Y_i}$$

$$\text{Y sea } \varepsilon \in (0, 1)$$

# La probabilidad de error

$$\text{Sea } Z = \prod_{i=1}^n \overline{Y_i}$$

$$\text{Y sea } \varepsilon \in (0, 1)$$

Para obtener un FPRAS para  $\#KS$ , primero tenemos que acotar superiormente la siguiente probabilidad:

$$\Pr\left(\left|Z - \frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}\right| \geq \varepsilon \cdot \frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}\right)$$

# La probabilidad de error

Dado que  $\overline{Y}_i$  es independiente de  $\overline{Y}_j$  para  $i \neq j$ ; tenemos que:

$$\mathbf{E}[Z] = \mathbf{E}\left[\prod_{i=1}^n \overline{Y}_i\right] = \prod_{i=1}^n \mathbf{E}[\overline{Y}_i] = \prod_{i=1}^n \rho_i = \frac{1}{\#\text{KS}(\vec{a}, b)}$$

# La probabilidad de error

Dado que  $\overline{Y}_i$  es independiente de  $\overline{Y}_j$  para  $i \neq j$ ; tenemos que:

$$\mathbf{E}[Z] = \mathbf{E}\left[\prod_{i=1}^n \overline{Y}_i\right] = \prod_{i=1}^n \mathbf{E}[\overline{Y}_i] = \prod_{i=1}^n \rho_i = \frac{1}{\#\text{KS}(\vec{a}, b)}$$

Usando entonces la desigualdad de Chebyshev obtenemos:

$$\begin{aligned} \Pr\left(\left|Z - \frac{1}{\#\text{KS}(\vec{a}, b)}\right| \geq \varepsilon \cdot \frac{1}{\#\text{KS}(\vec{a}, b)}\right) &= \Pr(|Z - \mathbf{E}[Z]| \geq \varepsilon \cdot \mathbf{E}[Z]) \\ &\leq \frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} \end{aligned}$$

# La probabilidad de error

Pero tenemos que:

$$\begin{aligned}\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \frac{\text{Var}[Z]}{\mathbf{E}[Z]^2} \\&= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\mathbf{E}[Z^2] - \mathbf{E}[Z]^2}{\mathbf{E}[Z]^2} \right) \\&= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\mathbf{E}[Z^2]}{\mathbf{E}[Z]^2} - 1 \right) \\&= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\mathbf{E}[(\prod_{i=1}^n \overline{Y}_i)^2]}{(\prod_{i=1}^n \mathbf{E}[\overline{Y}_i])^2} - 1 \right) \\&= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\mathbf{E}[\prod_{i=1}^n \overline{Y}_i^2]}{\prod_{i=1}^n \mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2} - 1 \right) \\&= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\prod_{i=1}^n \mathbf{E}[\overline{Y}_i^2]}{\prod_{i=1}^n \mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2} - 1 \right)\end{aligned}$$



# La probabilidad de error

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \frac{\mathbf{E}[\overline{Y}_i^2]}{\mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2} - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \frac{(\mathbf{Var}[\overline{Y}_i] + \mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2)}{\mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2} - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\mathbf{Var}[\overline{Y}_i]}{\mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2} \right] - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\mathbf{Var}[\overline{Y}_i]}{\rho_i^2} \right] - 1 \right) \end{aligned}$$

# La probabilidad de error

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \frac{\mathbf{E}[\overline{Y}_i^2]}{\mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2} - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \frac{(\mathbf{Var}[\overline{Y}_i] + \mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2)}{\mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2} - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\mathbf{Var}[\overline{Y}_i]}{\mathbf{E}[\overline{Y}_i]^2} \right] - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\mathbf{Var}[\overline{Y}_i]}{\rho_i^2} \right] - 1 \right) \end{aligned}$$

Por lo tanto necesitamos acotar superiormente  $\frac{\mathbf{Var}[\overline{Y}_i]}{\rho_i^2}$

# Acotando superiormente $\frac{\text{Var}[\bar{Y}_i]}{\rho_i^2}$

Tenemos que:

$$\begin{aligned}\frac{\text{Var}[\bar{Y}_i]}{\rho_i^2} &= \frac{\text{Var}\left[\frac{1}{t} \sum_{j=1}^t Y_{i,j}\right]}{\rho_i^2} \\&= \frac{\frac{1}{t^2} \cdot \text{Var}\left[\sum_{j=1}^t Y_{i,j}\right]}{\rho_i^2} \\&= \frac{\frac{1}{t^2} \cdot \sum_{j=1}^t \text{Var}[Y_{i,j}]}{\rho_i^2} \\&= \frac{\frac{1}{t^2} \cdot \sum_{j=1}^t \rho_i \cdot (1 - \rho_i)}{\rho_i^2} \\&= \frac{\frac{1}{t^2} \cdot t \cdot \rho_i \cdot (1 - \rho_i)}{\rho_i^2} \\&= \frac{1}{t} \cdot \left(\frac{1}{\rho_i} - 1\right)\end{aligned}$$

Acotando superiormente  $\frac{\text{Var}[\bar{Y}_i]}{\rho_i^2}$

### Lema

*Para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$  se tiene que:*

$$\#KS(\vec{a}, b_{i-1}) \leq \#KS(\vec{a}, b_i) \leq (n+1) \cdot \#KS(\vec{a}, b_{i-1})$$

# Acotando superiormente $\frac{\text{Var}[\bar{Y}_i]}{\rho_i^2}$

## Lema

Para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$  se tiene que:

$$\#KS(\vec{a}, b_{i-1}) \leq \#KS(\vec{a}, b_i) \leq (n+1) \cdot \#KS(\vec{a}, b_{i-1})$$

## Ejercicios

1. Sea  $\vec{x} \in \{0, 1\}^n$  tal que  $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$  y  $\vec{a} \cdot \vec{x} \leq b_i$ . Demuestre que si  $\vec{a} \cdot \vec{x} > b_{i-1}$ , entonces existe una posición  $j \in \{1, \dots, n\}$  tal que  $x_j = 1$  y para el vector  $\vec{y} = (x_1, \dots, x_{j-1}, 0, x_{j+1}, \dots, x_n)$  se tiene que  $\vec{a} \cdot \vec{y} \leq b_{i-1}$
2. Demuestre que el lema es consecuencia de la propiedad anterior

Acotando superiormente  $\frac{\text{Var}[\bar{Y}_i]}{\rho_i^2}$

Del lema concluimos que para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$ :

$$\frac{1}{\rho_i} = \frac{\#\text{KS}(\vec{a}, b_i)}{\#\text{KS}(\vec{a}, b_{i-1})} \leq (n+1)$$

Acotando superiormente  $\frac{\text{Var}[\bar{Y}_i]}{\rho_i^2}$

Del lema concluimos que para cada  $i \in \{1, \dots, n\}$ :

$$\frac{1}{\rho_i} = \frac{\#\text{KS}(\vec{a}, b_i)}{\#\text{KS}(\vec{a}, b_{i-1})} \leq (n+1)$$

Por lo tanto:

$$\frac{\text{Var}[\bar{Y}_i]}{\rho_i^2} = \frac{1}{t} \cdot \left( \frac{1}{\rho_i} - 1 \right) \leq \frac{n}{t}$$

Acotando superiormente  $\frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

De los cálculos anteriores concluimos que:

$$\begin{aligned} \frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\mathbf{Var}[\overline{Y}_i]}{\rho_i^2} \right] - 1 \right) \\ &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{n}{t} \right] - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{n}{t} \right]^n - 1 \right) \end{aligned}$$



Acotando superiormente  $\frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

De los cálculos anteriores concluimos que:

$$\begin{aligned}\frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\mathbf{Var}[\overline{Y}_i]}{\rho_i^2} \right] - 1 \right) \\ &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{n}{t} \right] - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{n}{t} \right]^n - 1 \right)\end{aligned}$$

Escogemos  $t$  de manera de hacer pequeña la cota superior para  $\frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

## Acotando superiormente $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

De los cálculos anteriores concluimos que:

$$\begin{aligned}\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\text{Var}[\overline{Y}_i]}{\rho_i^2} \right] - 1 \right) \\ &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{n}{t} \right] - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{n}{t} \right]^n - 1 \right)\end{aligned}$$

Escogemos  $t$  de manera de hacer pequeña la cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

- Vamos a escoger  $t$  de manera que sea polinomial en  $n$  y  $\frac{1}{\varepsilon}$ , dado que  $n$  es menor que el tamaño de la entrada  $(\vec{b}, a)$

# Acotando superiormente $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

De los cálculos anteriores concluimos que:

$$\begin{aligned}\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\text{Var}[\overline{Y}_i]}{\rho_i^2} \right] - 1 \right) \\ &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{n}{t} \right] - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{n}{t} \right]^n - 1 \right)\end{aligned}$$

Escogemos  $t$  de manera de hacer pequeña la cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

- ▶ Vamos a escoger  $t$  de manera que sea polinomial en  $n$  y  $\frac{1}{\varepsilon}$ , dado que  $n$  es menor que el tamaño de la entrada  $(\vec{b}, a)$
- ▶ Esperamos que  $n$  y  $\frac{1}{\varepsilon^2}$  sean valores grandes, por lo que  $t$  debe disminuir el impacto de estos valores

# Acotando superiormente $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

De los cálculos anteriores concluimos que:

$$\begin{aligned}\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{\text{Var}[\overline{Y}_i]}{\rho_i^2} \right] - 1 \right) \\ &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \frac{n}{t} \right] - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{n}{t} \right]^n - 1 \right)\end{aligned}$$

Escogemos  $t$  de manera de hacer pequeña la cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

- ▶ Vamos a escoger  $t$  de manera que sea polinomial en  $n$  y  $\frac{1}{\varepsilon}$ , dado que  $n$  es menor que el tamaño de la entrada  $(\vec{b}, a)$
- ▶ Esperamos que  $n$  y  $\frac{1}{\varepsilon^2}$  sean valores grandes, por lo que  $t$  debe disminuir el impacto de estos valores
  - ▶ Tomamos  $t = c \cdot n^2 \cdot \varepsilon^{-2}$ , donde  $c$  es una constante

El valor de  $t$  y una cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

Tomamos  $t = 5 \cdot n^2 \cdot \varepsilon^{-2}$

El valor de  $t$  y una cota superior para  $\frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

Tomamos  $t = 5 \cdot n^2 \cdot \varepsilon^{-2}$

Tenemos que:

$$\begin{aligned} \frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{n}{t} \right]^n - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{\varepsilon^2}{5 \cdot n} \right]^n - 1 \right) \end{aligned}$$

El valor de  $t$  y una cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

Además, tenemos que:

$$\begin{aligned} \left[1 + \frac{\varepsilon^2}{5 \cdot n}\right]^n &= \sum_{i=0}^n \binom{n}{i} \left(\frac{\varepsilon^2}{5 \cdot n}\right)^i \\ &= \sum_{i=0}^n \frac{n!}{i! \cdot (n-i)! \cdot n^i} \cdot \left(\frac{\varepsilon^2}{5}\right)^i \\ &\leq \sum_{i=0}^n \frac{1}{i!} \cdot \left(\frac{\varepsilon^2}{5}\right)^i \\ &< \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\left(\frac{\varepsilon^2}{5}\right)^i}{i!} \\ &= e^{\frac{\varepsilon^2}{5}} \end{aligned}$$

El valor de  $t$  y una cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

Lema

$$e^{\frac{\varepsilon^2}{5}} \leq \frac{\varepsilon^2}{4} + 1$$



El valor de  $t$  y una cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

### Lema

$$e^{\frac{\varepsilon^2}{5}} \leq \frac{\varepsilon^2}{4} + 1$$

### Ejercicio

Demuestre el lema considerando que  $0 < \frac{\varepsilon^2}{4} < \frac{1}{4}$  y el intervalo donde la función  $f(x) = e^{\frac{4}{5} \cdot x} - x - 1$  es negativa

El valor de  $t$  y una cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

### Lema

$$e^{\frac{\varepsilon^2}{5}} \leq \frac{\varepsilon^2}{4} + 1$$

### Ejercicio

Demuestre el lema considerando que  $0 < \frac{\varepsilon^2}{4} < \frac{1}{4}$  y el intervalo donde la función  $f(x) = e^{\frac{4}{5} \cdot x} - x - 1$  es negativa

Concluimos que:

$$\left[1 + \frac{\varepsilon^2}{5 \cdot n}\right]^n \leq e^{\frac{\varepsilon^2}{5}} \leq \frac{\varepsilon^2}{4} + 1$$

El valor de  $t$  y una cota superior para  $\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

Finalmente obtenemos que:

$$\begin{aligned}\frac{\text{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{\varepsilon^2}{5 \cdot n} \right]^n - 1 \right) \\ &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\varepsilon^2}{4} + 1 - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\varepsilon^2}{4} \right) \\ &= \frac{1}{4}\end{aligned}$$

El valor de  $t$  y una cota superior para  $\frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2}$

Finalmente obtenemos que:

$$\begin{aligned}\frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \left[ 1 + \frac{\varepsilon^2}{5 \cdot n} \right]^n - 1 \right) \\ &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\varepsilon^2}{4} + 1 - 1 \right) \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \left( \frac{\varepsilon^2}{4} \right) \\ &= \frac{1}{4}\end{aligned}$$

Por lo tanto, para todo  $0 < \varepsilon < 1$  obtenemos:

$$\Pr\left(\left|Z - \frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}\right| \geq \varepsilon \cdot \frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}\right) \leq \frac{\mathbf{Var}[Z]}{\varepsilon^2 \cdot \mathbf{E}[Z]^2} \leq \frac{1}{4} \quad (b)$$

# Obteniendo un FPRAS para $\#KS$

Dado  $0 < \delta < 1$ , para terminar debemos demostrar que:

$$\Pr(|Z^{-1} - \#KS(\vec{a}, b)| \leq \delta \cdot \#KS(\vec{a}, b)) \geq \frac{3}{4}$$

De esta forma  $Z^{-1}$  nos da un FPRAS para  $\#KS$

# Obteniendo un FPRAS para #KS

Dado  $0 < \delta < 1$ , para terminar debemos demostrar que:

$$\Pr(|Z^{-1} - \#KS(\vec{a}, b)| \leq \delta \cdot \#KS(\vec{a}, b)) \geq \frac{3}{4}$$

De esta forma  $Z^{-1}$  nos da un FPRAS para #KS

Considerando  $\varepsilon = \frac{\delta}{2}$  en (4) obtenemos:

$$\Pr\left(\left(1 - \frac{\delta}{2}\right) \cdot \frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)} \leq Z \leq \left(1 + \frac{\delta}{2}\right) \cdot \frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}\right) \geq \frac{3}{4}$$

# Obteniendo un FPRAS para #KS

Dado  $0 < \delta < 1$ , para terminar debemos demostrar que:

$$\Pr(|Z^{-1} - \#KS(\vec{a}, b)| \leq \delta \cdot \#KS(\vec{a}, b)) \geq \frac{3}{4}$$

De esta forma  $Z^{-1}$  nos da un FPRAS para #KS

Considerando  $\varepsilon = \frac{\delta}{2}$  en (4) obtenemos:

$$\Pr\left(\left(1 - \frac{\delta}{2}\right) \cdot \frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)} \leq Z \leq \left(1 + \frac{\delta}{2}\right) \cdot \frac{1}{\#KS(\vec{a}, b)}\right) \geq \frac{3}{4}$$

Dado que  $0 < \frac{\delta}{2} < 1$ , entonces tenemos que:

$$\Pr\left(\frac{1}{1 + \frac{\delta}{2}} \cdot \#KS(\vec{a}, b) \leq Z^{-1} \leq \frac{1}{1 - \frac{\delta}{2}} \cdot \#KS(\vec{a}, b)\right) \geq \frac{3}{4}$$

# Obteniendo un FPRAS para #KS

Dado que  $(1 - \delta) \leq \frac{1}{1 + \frac{\delta}{2}}$  y  $\frac{1}{1 - \frac{\delta}{2}} \leq (1 + \delta)$ , concluimos que:

$$\Pr((1 - \delta) \cdot \#KS(\vec{a}, b) \leq Z^{-1} \leq (1 + \delta) \cdot \#KS(\vec{a}, b)) \geq$$

$$\Pr\left(\frac{1}{1 + \frac{\delta}{2}} \cdot \#KS(\vec{a}, b) \leq Z^{-1} \leq \frac{1}{1 - \frac{\delta}{2}} \cdot \#KS(\vec{a}, b)\right) \geq \frac{3}{4}$$



# Obteniendo un FPRAS para #KS

Dado que  $(1 - \delta) \leq \frac{1}{1 + \frac{\delta}{2}}$  y  $\frac{1}{1 - \frac{\delta}{2}} \leq (1 + \delta)$ , concluimos que:

$$\Pr((1 - \delta) \cdot \#KS(\vec{a}, b) \leq Z^{-1} \leq (1 + \delta) \cdot \#KS(\vec{a}, b)) \geq$$

$$\Pr\left(\frac{1}{1 + \frac{\delta}{2}} \cdot \#KS(\vec{a}, b) \leq Z^{-1} \leq \frac{1}{1 - \frac{\delta}{2}} \cdot \#KS(\vec{a}, b)\right) \geq \frac{3}{4}$$

Por lo tanto  $Z^{-1}$  nos da un FPRAS para #KS

- El número de pasos ejecutados por el algoritmo es polinomial en el tamaño de la entrada  $(\vec{a}, b)$  y  $\frac{1}{\delta}$  si suponemos que  $\mathcal{G}$  funciona en tiempo polinomial, puesto que  $\mathcal{G}$  es invocado  $n \cdot t$  veces y:

$$n \cdot t = n \cdot 5 \cdot n^2 \cdot \varepsilon^{-2} = 5 \cdot n^3 \cdot \left(\frac{\delta}{2}\right)^{-2} = \frac{20 \cdot n^3}{\delta^2}$$

# La demostración general

Vamos a extender las ideas utilizadas para  $\#SAT$  y  $\#KS$  al caso general

Vale decir, dada una  $p$ -relación  $R$  auto-reducible, vamos a demostrar que si existe un FPAUG para  $R$ , entonces existe un FPRAS para  $R$

# Algunos supuestos para la relación $R$

Suponemos que  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , y dados  $x, w \in \Sigma^*$  definimos:

$$\text{Ext}_R(x, w) = \{y \in \Sigma^* \mid (x, y) \in R \text{ y existe } z \in \Sigma^* \text{ tal que } y = wz\}$$

# Algunos supuestos para la relación $R$

Suponemos que  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , y dados  $x, w \in \Sigma^*$  definimos:

$$\text{Ext}_R(x, w) = \{y \in \Sigma^* \mid (x, y) \in R \text{ y existe } z \in \Sigma^* \text{ tal que } y = wz\}$$

Sean  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$ ,  $\psi : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$  y  $\sigma : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  funciones que muestran que  $R$  es auto-reducible

- ▶ De acuerdo a la definición vista en las transparencias anteriores

Además, sea  $\mathcal{G} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \Sigma^* \cup \{\perp\}$  un FPAUG para  $R$

# Algunos supuestos para la relación $R$

Suponemos que  $R \subseteq \Sigma^* \times \Sigma^*$ , y dados  $x, w \in \Sigma^*$  definimos:

$$\text{Ext}_R(x, w) = \{y \in \Sigma^* \mid (x, y) \in R \text{ y existe } z \in \Sigma^* \text{ tal que } y = wz\}$$

Sean  $g : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$ ,  $\psi : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$  y  $\sigma : \Sigma^* \rightarrow \mathbb{N}$  funciones que muestran que  $R$  es auto-reducible

- ▶ De acuerdo a la definición vista en las transparencias anteriores

Además, sea  $\mathcal{G} : \Sigma^* \times (0, 1) \rightarrow \Sigma^* \cup \{\perp\}$  un FPAUG para  $R$

Finalmente, sean  $c, d \in \mathbb{R}^+$  tales que  $|\Sigma|^{\sigma(x)} \leq |x|^c + d$  para todo  $x \in \Sigma^*$

- ▶ Sabemos que existen porque  $\sigma(x) \in O(\log(|x|))$

# Un esquema de aproximación para $R$

**EAR**( $x, \varepsilon$ )

if  $\mathcal{G}(x, \varepsilon) = \perp$  then return 0

else

$N := 1$

$m := g(x)$

$t := \lceil 180 \cdot (|x|^c + d)^3 \cdot m^3 \cdot \varepsilon^{-2} \rceil$

while  $g(x) > 0$  do

for  $j := 1$  to  $t$  do

$y_j := \mathcal{G}\left(x, \frac{\varepsilon}{5m}\right)$

Sea  $w \in \Sigma^{\sigma(x)}$  el prefijo de largo  $\sigma(x)$  más común en  $\{y_1, \dots, y_t\}$

$\alpha := \frac{|\{j \in \{1, \dots, t\} \mid y_j \in \text{Ext}_R(x, w)\}|}{t}$

$x := \psi(x, w)$

$N := \frac{1}{\alpha} \cdot N$  /\* se tiene que  $\alpha > 0$  \*/

return  $N$

# **EAR** es un FPRAS para $R$

Vamos a demostrar que **EAR** es un FPRAS para  $R$

- ▶ Sean  $x \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$  una entrada de **EAR**

# **EAR** es un FPRAS para $R$

Vamos a demostrar que **EAR** es un FPRAS para  $R$

- ▶ Sean  $x \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$  una entrada de **EAR**

Si  $N_R(x) = 0$ , tenemos que **EAR**( $x, \varepsilon$ ) retorna el resultado correcto 0 dado que  $\mathcal{G}$  es un FPAUG para  $R$

- ▶ En el resto de la demostración suponemos que  $N_R(x) > 0$



# **EAR** es un FPRAS para $R$

Vamos a demostrar que **EAR** es un FPRAS para  $R$

- ▶ Sean  $x \in \Sigma^*$  y  $\varepsilon \in (0, 1)$  una entrada de **EAR**

Si  $N_R(x) = 0$ , tenemos que **EAR**( $x, \varepsilon$ ) retorna el resultado correcto 0 dado que  $\mathcal{G}$  es un FPAUG para  $R$

- ▶ En el resto de la demostración suponemos que  $N_R(x) > 0$

De la misma forma, **EAR**( $x, \varepsilon$ ) retorna el resultado correcto si  $g(x) = 0$

- ▶ ¿Por qué?

En el resto de la demostración suponemos que  $g(x) > 0$

# EAR es un FPRAS para $R$

Tenemos que el valor de la función  $g$  disminuye en cada iteración

▶ ¿Por qué?

# EAR es un FPRAS para $R$

Tenemos que el valor de la función  $g$  disminuye en cada iteración

▶ ¿Por qué?

Sea  $s$  la cantidad total de iteraciones realizadas por el algoritmo

▶ Tenemos que  $s \leq g(x) = m$

# EAR es un FPRAS para $R$

**EAR** funciona en tiempo polinomial en  $|x|$  y  $\frac{1}{\varepsilon}$

- ▶ Dado que  $R$  es una  $p$ -relación, sabemos que existe un polinomio fijo  $p(u)$  tal que  $m = g(x) \leq p(|x|)$
- ▶ Además, sabemos que  $m$  puede ser calculado en tiempo polinomial dada la definición de relación auto-reducible
- ▶ Finalmente, tenemos que  $\mathcal{G}$  es un FPAUG para  $R$ , y **EAR** realiza a lo más  $m \cdot \lceil 180 \cdot (|x|^c + d)^3 \cdot m^3 \cdot \varepsilon^{-2} \rceil$  llamadas a la función  $\mathcal{G}$

# EAR es un FPRAS para $R$

**EAR** funciona en tiempo polinomial en  $|x|$  y  $\frac{1}{\varepsilon}$

- ▶ Dado que  $R$  es una  $p$ -relación, sabemos que existe un polinomio fijo  $p(u)$  tal que  $m = g(x) \leq p(|x|)$
- ▶ Además, sabemos que  $m$  puede ser calculado en tiempo polinomial dada la definición de relación auto-reducible
- ▶ Finalmente, tenemos que  $\mathcal{G}$  es un FPAUG para  $R$ , y **EAR** realiza a lo más  $m \cdot \lceil 180 \cdot (|x|^c + d)^3 \cdot m^3 \cdot \varepsilon^{-2} \rceil$  llamadas a la función  $\mathcal{G}$

Nos queda entonces por demostrar:

$$\Pr\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x)\right) \geq \frac{3}{4}$$

# La propiedad central

Dado  $i \in \{1, \dots, s\}$ , para la iteración  $i$  del algoritmo sean:

- ▶  $x_i, N_i$  los valores de las variables  $x$  y  $N$  al principio de la iteración
  - ▶ Tenemos que  $x_1 = x$  y  $N_1 = 1$
- ▶  $w_i, \alpha_i$  los valores de las variables  $w$  y  $\alpha$  calculados en la iteración

# La propiedad central

Dado  $i \in \{1, \dots, s\}$ , para la iteración  $i$  del algoritmo sean:

- ▶  $x_i, N_i$  los valores de las variables  $x$  y  $N$  al principio de la iteración
  - ▶ Tenemos que  $x_1 = x$  y  $N_1 = 1$
- ▶  $w_i, \alpha_i$  los valores de las variables  $w$  y  $\alpha$  calculados en la iteración

Propiedad de aproximación (invariante del algoritmo)

Para cada  $i \in \{1, \dots, s\}$ :

$$\frac{\alpha_i}{1 + \frac{\varepsilon}{2m}} \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot \alpha_i$$

# Usando la propiedad de aproximación

Tenemos que:

$$\begin{aligned} \Pr\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x)\right) &= \\ \Pr\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x) \mid \text{propiedad de aproximación}\right) &\cdot \\ \Pr\left(\text{propiedad de aproximación}\right) + & \\ \Pr\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x) \mid \overline{\text{propiedad de aproximación}}\right) &\cdot \\ \Pr\left(\overline{\text{propiedad de aproximación}}\right) \geq & \\ \Pr\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x) \mid \text{propiedad de aproximación}\right) &\cdot \\ \Pr\left(\text{propiedad de aproximación}\right) & \end{aligned}$$



# Usando la propiedad de aproximación

Por lo tanto, para demostrar que **EAR** es un FPRAS para  $R$  basta acotar inferiormente la siguiente probabilidad:

$$\Pr\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x) \mid \text{propiedad de aproximación}\right) \cdot \Pr(\text{propiedad de aproximación})$$

# Usando la propiedad de aproximación

Por lo tanto, para demostrar que **EAR** es un FPRAS para  $R$  basta acotar inferiormente la siguiente probabilidad:

$$\Pr\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x) \mid \text{propiedad de aproximación}\right) \cdot \Pr(\text{propiedad de aproximación})$$

Primero vamos a demostrar que la propiedad de aproximación es suficiente para tener una buena aproximación de  $N_R(x)$

- ▶ Después de esto vamos a acotar inferiormente la probabilidad de que la propiedad de aproximación se cumpla

# La propiedad de aproximación es suficiente

Definimos  $x_{s+1}$  y  $N_{s+1}$  como los valores de las variables  $x$  y  $N$  al final de la iteración  $s$  del algoritmo

# La propiedad de aproximación es suficiente

Definimos  $x_{s+1}$  y  $N_{s+1}$  como los valores de las variables  $x$  y  $N$  al final de la iteración  $s$  del algoritmo

- ▶ Tenemos que  $g(x_{s+1}) = 0$ ,  $N_R(x_{s+1}) = 1$  y el valor retornado por el algoritmo es  $N_{s+1}$ 
  - ▶ ¿Por qué?

# La propiedad de aproximación es suficiente

Definimos  $x_{s+1}$  y  $N_{s+1}$  como los valores de las variables  $x$  y  $N$  al final de la iteración  $s$  del algoritmo

- ▶ Tenemos que  $g(x_{s+1}) = 0$ ,  $N_R(x_{s+1}) = 1$  y el valor retornado por el algoritmo es  $N_{s+1}$ 
  - ▶ ¿Por qué?

Dado  $i \in \{1, \dots, s\}$ , tenemos que:

$$\begin{aligned}x_{i+1} &= \psi(x_i, w_i) \\ N_R(x_{i+1}) &= |\text{Ext}_R(x_i, w_i)| \\ N_{i+1} &= \frac{1}{\alpha_i} \cdot N_i\end{aligned}$$

# La propiedad de aproximación es suficiente

Además, tenemos que:

$$\begin{aligned}\frac{\alpha_i}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} &\leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot \alpha_i \\ \Rightarrow \frac{N_R(x_i)}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} &\leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{\alpha_i} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot N_R(x_i) \\ \Rightarrow \frac{N_R(x_i) \cdot N_i}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} &\leq |\text{Ext}_R(x_i, w_i)| \cdot \frac{N_i}{\alpha_i} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot N_R(x_i) \cdot N_i \\ \Rightarrow \frac{N_R(x_i) \cdot N_i}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} &\leq N_R(x_{i+1}) \cdot N_{i+1} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot N_R(x_i) \cdot N_i\end{aligned}$$

# La propiedad de aproximación es suficiente

Además, tenemos que:

$$\begin{aligned}\frac{\alpha_i}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} &\leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot \alpha_i \\ \Rightarrow \frac{N_R(x_i)}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} &\leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{\alpha_i} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot N_R(x_i) \\ \Rightarrow \frac{N_R(x_i) \cdot N_i}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} &\leq |\text{Ext}_R(x_i, w_i)| \cdot \frac{N_i}{\alpha_i} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot N_R(x_i) \cdot N_i \\ \Rightarrow \frac{N_R(x_i) \cdot N_i}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} &\leq N_R(x_{i+1}) \cdot N_{i+1} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot N_R(x_i) \cdot N_i\end{aligned}$$

Así, la cantidad  $N_R(x_i) \cdot N_i$  es *casi* una invariante del ciclo **while**

# La propiedad de aproximación es suficiente

Suponiendo que la propiedad de aproximación es cierta concluimos que:

$$\frac{N_R(x_1) \cdot N_1}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^s} \leq N_R(x_{s+1}) \cdot N_{s+1} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^s \cdot N_R(x_1) \cdot N_1$$



# La propiedad de aproximación es suficiente

Suponiendo que la propiedad de aproximación es cierta concluimos que:

$$\frac{N_R(x_1) \cdot N_1}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^s} \leq N_R(x_{s+1}) \cdot N_{s+1} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^s \cdot N_R(x_1) \cdot N_1$$

Por lo tanto, dado que  $s \leq m$  tenemos que:

$$\frac{N_R(x_1) \cdot N_1}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m} \leq N_R(x_{s+1}) \cdot N_{s+1} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m \cdot N_R(x_1) \cdot N_1$$

## Algunas propiedades de $N_R(x_i) \cdot N_i$

Dado que  $x_1 = x$  y  $N_1 = 1$ , tenemos que  $N_R(x) = N_R(x_1) \cdot N_1$

- ▶ Recuerde que queremos calcular  $N_R(x)$

## Algunas propiedades de $N_R(x_i) \cdot N_i$

Dado que  $x_1 = x$  y  $N_1 = 1$ , tenemos que  $N_R(x) = N_R(x_1) \cdot N_1$

- ▶ Recuerde que queremos calcular  $N_R(x)$

Dado que  $N_R(x_{s+1}) = 1$ , tenemos que  $N_R(x_{s+1}) \cdot N_{s+1} = N_{s+1}$

- ▶ Además, sabemos que  $\mathbf{EAR}(x, \varepsilon) = N_{s+1}$

# La propiedad de aproximación es suficiente: conclusión

Juntando los resultados anteriores obtenemos:

$$\frac{N_R(x)}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m} \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m \cdot N_R(x)$$

# La propiedad de aproximación es suficiente: conclusión

Juntando los resultados anteriores obtenemos:

$$\frac{N_R(x)}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m} \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m \cdot N_R(x)$$

Dado que  $\varepsilon \in (0, 1)$ , tal como el caso de #KS obtenemos:

$$\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m \leq e^{\frac{\varepsilon}{2}} \leq \varepsilon + 1$$

# La propiedad de aproximación es suficiente: conclusión

Juntando los resultados anteriores obtenemos:

$$\frac{N_R(x)}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m} \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m \cdot N_R(x)$$

Dado que  $\varepsilon \in (0, 1)$ , tal como el caso de #KS obtenemos:

$$\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)^m \leq e^{\frac{\varepsilon}{2}} \leq \varepsilon + 1$$

## Ejercicio

Demuestre que  $e^{\frac{\varepsilon}{2}} \leq \varepsilon + 1$  considerando que  $0 < \varepsilon < 1$  y el intervalo donde la función  $f(x) = e^{\frac{x}{2}} - x - 1$  es negativa

# La propiedad de aproximación es suficiente: conclusión

Así, suponiendo que la propiedad de aproximación se cumple obtenemos:

$$\frac{N_R(x)}{(1 + \varepsilon)} \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x)$$

# La propiedad de aproximación es suficiente: conclusión

Así, suponiendo que la propiedad de aproximación se cumple obtenemos:

$$\frac{N_R(x)}{(1 + \varepsilon)} \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x)$$

Sabemos que  $(1 - \varepsilon) \leq \frac{1}{1 + \varepsilon}$ , puesto que  $\varepsilon > 0$



# La propiedad de aproximación es suficiente: conclusión

Así, suponiendo que la propiedad de aproximación se cumple obtenemos:

$$\frac{N_R(x)}{(1 + \varepsilon)} \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x)$$

Sabemos que  $(1 - \varepsilon) \leq \frac{1}{1 + \varepsilon}$ , puesto que  $\varepsilon > 0$

Suponiendo que la propiedad de aproximación se cumple, obtenemos entonces:

$$(1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x)$$

# La propiedad de aproximación es suficiente: conclusión

Vale decir, hemos demostrado que:

$$\Pr\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x) \mid \begin{array}{c} \text{propiedad de aproximación} \end{array}\right) = 1$$

# La propiedad de aproximación es suficiente: conclusión

Vale decir, hemos demostrado que:

$$\Pr\left(\left((1 - \varepsilon) \cdot N_R(x) \leq \mathbf{EAR}(x, \varepsilon) \leq (1 + \varepsilon) \cdot N_R(x) \mid \begin{array}{c} \text{propiedad de aproximación} \end{array}\right) = 1\right.$$

De esta forma, para terminar la demostración tenemos que demostrar:

$$\Pr\left(\text{propiedad de aproximación}\right) \geq \frac{3}{4}$$

# Acotando inferiormente $\Pr$ (propiedad de aproximación)

Fije  $i \in \{1, \dots, s\}$

▶  $i$  corresponde a una iteración de **EAR**

Para cada  $u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}$  definimos la variable aleatoria:

$$X_u = \frac{|\{j \in \{1, \dots, t\} \mid \exists z \in \Sigma^* : y_j = uz\}|}{t}$$

# Acotando inferiormente $\Pr$ (propiedad de aproximación)

Fije  $i \in \{1, \dots, s\}$

►  $i$  corresponde a una iteración de **EAR**

Para cada  $u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}$  definimos la variable aleatoria:

$$X_u = \frac{|\{j \in \{1, \dots, t\} \mid \exists z \in \Sigma^* : y_j = uz\}|}{t}$$

$X_u$  es un promedio de  $t$  variables aleatorias que toman valor 0 ó 1, las cuales denotamos como  $X_{j,u}$  para  $j \in \{1, \dots, t\}$

►  $X_{j,u}(y_j) = 1$  si  $y_j = uz$  para algún  $z \in \Sigma^*$ , y  $X_{j,u}(y_j) = 0$  en otro caso

Vale decir, tenemos que  $X_u = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t X_{j,u}$

## Acotando inferiormente $\mathbf{Pr}$ (propiedad de aproximación)

Tenemos que:

$$\mathbf{Var}[X_u] = \mathbf{Var}\left[\frac{1}{t} \sum_{j=1}^t X_{j,u}\right] = \frac{1}{t^2} \sum_{j=1}^t \mathbf{Var}[X_{j,u}] \leq \frac{1}{t^2} \sum_{j=1}^t 1 = \frac{1}{t}$$

# Acotando inferiormente $\Pr$ (propiedad de aproximación)

Tenemos que:

$$\mathbf{Var}[X_u] = \mathbf{Var}\left[\frac{1}{t} \sum_{j=1}^t X_{j,u}\right] = \frac{1}{t^2} \sum_{j=1}^t \mathbf{Var}[X_{j,u}] \leq \frac{1}{t^2} \sum_{j=1}^t 1 = \frac{1}{t}$$

Dado que  $t = \lceil 180 \cdot (|x|^c + d)^3 \cdot m^3 \cdot \varepsilon^{-2} \rceil$ , por la desigualdad de Chebyshev concluimos que:

$$\begin{aligned} \Pr\left(|X_u - \mathbf{E}[X_u]| \geq \frac{\varepsilon}{6 \cdot (|x|^c + d) \cdot m}\right) &\leq \frac{36 \cdot (|x|^c + d)^2 \cdot m^2 \cdot \mathbf{Var}[X_u]}{\varepsilon^2} \\ &\leq \frac{36 \cdot (|x|^c + d)^2 \cdot m^2}{\varepsilon^2 \cdot t} \\ &\leq \frac{36 \cdot (|x|^c + d)^2 \cdot m^2}{\varepsilon^2 \cdot 180 \cdot (|x|^c + d)^3 \cdot m^3 \cdot \varepsilon^{-2}} \\ &= \frac{1}{5 \cdot (|x|^c + d) \cdot m} \end{aligned}$$

Definiendo  $\alpha_i$  en términos de las variables aleatorias  $X_u$

El valor de cada variable aleatoria  $X_u$  es una función de las variables  $y_1, \dots, y_t$

- ▶ Podemos entonces hablar de  $X_u(y_1, \dots, y_t)$



# Definiendo $\alpha_i$ en términos de las variables aleatorias $X_u$

El valor de cada variable aleatoria  $X_u$  es una función de las variables  $y_1, \dots, y_t$

- ▶ Podemos entonces hablar de  $X_u(y_1, \dots, y_t)$

De la misma forma, el valor de la variable aleatoria  $\alpha_i$  es una función de  $y_1, \dots, y_t$ , y podemos hablar de  $\alpha_i(y_1, \dots, y_t)$

# Definiendo $\alpha_i$ en términos de las variables aleatorias $X_u$

Suponga que  $v$  es el valor de  $w_i$ . Si los valores de las variables  $y_1, \dots, y_t$  en la iteración  $i$  son  $a_1, \dots, a_t$ , respectivamente, entonces tenemos que:

$$\alpha_i(a_1, \dots, a_t) = X_v(a_1, \dots, a_t)$$

# Definiendo $\alpha_i$ en términos de las variables aleatorias $X_u$

Suponga que  $v$  es el valor de  $w_i$ . Si los valores de las variables  $y_1, \dots, y_t$  en la iteración  $i$  son  $a_1, \dots, a_t$ , respectivamente, entonces tenemos que:

$$\alpha_i(a_1, \dots, a_t) = X_v(a_1, \dots, a_t)$$

Además, en general tenemos que:

$$\alpha_i(y_1, \dots, y_t) = \max_{u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}} X_u(y_1, \dots, y_t)$$

# Definiendo $\alpha_i$ en términos de las variables aleatorias $X_u$

Suponga que  $v$  es el valor de  $w_i$ . Si los valores de las variables  $y_1, \dots, y_t$  en la iteración  $i$  son  $a_1, \dots, a_t$ , respectivamente, entonces tenemos que:

$$\alpha_i(a_1, \dots, a_t) = X_v(a_1, \dots, a_t)$$

Además, en general tenemos que:

$$\alpha_i(y_1, \dots, y_t) = \max_{u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}} X_u(y_1, \dots, y_t)$$

Es importante notar que **no** podemos concluir que:

$$\alpha_i(y_1, \dots, y_t) = X_v(y_1, \dots, y_t),$$

dado que  $v$  es un string **fijo** calculado en la iteración  $i$

No podemos concluir que  $\alpha_i(y_1, \dots, y_t) = X_v(y_1, \dots, y_t)$

Suponga que ejecutamos el algoritmo nuevamente obteniendo  $v'$  como el valor de  $w_i$

- ▶ Además, suponga que los valores de la variables  $y_1, \dots, y_t$  en la iteración  $i$  de esta nueva ejecución son  $b_1, \dots, b_t$ , respectivamente

No podemos concluir que  $\alpha_i(y_1, \dots, y_t) = X_v(y_1, \dots, y_t)$

Suponga que ejecutamos el algoritmo nuevamente obteniendo  $v'$  como el valor de  $w_i$

- ▶ Además, suponga que los valores de la variables  $y_1, \dots, y_t$  en la iteración  $i$  de esta nueva ejecución son  $b_1, \dots, b_t$ , respectivamente

Sabemos que  $\alpha_i(b_1, \dots, b_t) = X_{v'}(b_1, \dots, b_t)$

No podemos concluir que  $\alpha_i(y_1, \dots, y_t) = X_v(y_1, \dots, y_t)$

Suponga que ejecutamos el algoritmo nuevamente obteniendo  $v'$  como el valor de  $w_i$

- ▶ Además, suponga que los valores de la variables  $y_1, \dots, y_t$  en la iteración  $i$  de esta nueva ejecución son  $b_1, \dots, b_t$ , respectivamente

Sabemos que  $\alpha_i(b_1, \dots, b_t) = X_{v'}(b_1, \dots, b_t)$

Pero si  $v \neq v'$  y  $X_v(b_1, \dots, b_t) < X_{v'}(b_1, \dots, b_t)$ , entonces tenemos que:

$$\alpha_i(b_1, \dots, b_t) \neq X_v(b_1, \dots, b_t)$$

Acotando superiormente  $\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta)$

Queremos entender cuán cerca está  $\alpha_i$  de  $\mathbf{E}[X_{w_i}]$

- ▶ Vale decir, queremos acotar superiormente  $\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta)$



Acotando superiormente  $\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta)$

Queremos entender cuán cerca está  $\alpha_i$  de  $\mathbf{E}[X_{w_i}]$

► Vale decir, queremos acotar superiormente  $\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta)$

Dado que  $\alpha_i = \max_{u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}} X_u$ , no podemos utilizar la desigualdad de Chebyshev para acotar superiormente  $\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta)$

Acotando superiormente  $\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta)$

Si  $|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta$  en la iteración  $i$ , entonces se debe tener que  $|X_{w_i} - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta$

- ▶ Y si esperamos que esto se cumpla en la iteración  $i$  de cada ejecución de **EAR**, entonces en cada ejecución debe ser posible encontrar  $u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}$  tal que  $|X_u - \mathbf{E}[X_u]| \geq \delta$

Acotando superiormente  $\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta)$

Si  $|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta$  en la iteración  $i$ , entonces se debe tener que  $|X_{w_i} - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta$

- Y si esperamos que esto se cumpla en la iteración  $i$  de cada ejecución de **EAR**, entonces en cada ejecución debe ser posible encontrar  $u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}$  tal que  $|X_u - \mathbf{E}[X_u]| \geq \delta$

Por lo tanto, tenemos que:

$$\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \delta) \leq \Pr\left(\bigvee_{u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}} |X_u - \mathbf{E}[X_u]| \geq \delta\right)$$

$$\text{Acotando superiormente } \Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \frac{\varepsilon}{6 \cdot (|x|^c + d) \cdot m})$$

Utilizando la conclusión de la transparencia anterior:

$$\begin{aligned} \Pr\left(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \geq \frac{\varepsilon}{6 \cdot (|x|^c + d) \cdot m}\right) &\leq \\ \Pr\left(\bigvee_{u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}} \left[|X_u - \mathbf{E}[X_u]| \geq \frac{\varepsilon}{6 \cdot (|x|^c + d) \cdot m}\right]\right) &\leq \\ \sum_{u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}} \Pr\left(|X_u - \mathbf{E}[X_u]| \geq \frac{\varepsilon}{6 \cdot (|x|^c + d) \cdot m}\right) &\leq \\ \sum_{u \in \Sigma^{\sigma(x_i)}} \frac{1}{5 \cdot (|x|^c + d) \cdot m} &= \\ \frac{1}{5 \cdot (|x|^c + d) \cdot m} \cdot |\Sigma|^{\sigma(x_i)} &\leq \\ \frac{1}{5 \cdot (|x|^c + d) \cdot m} \cdot (|x_i|^c + d) &= \frac{1}{5m} \cdot \left(\frac{|x_i|^c + d}{|x|^c + d}\right) \leq \frac{1}{5m} \end{aligned}$$

¿Por qué **EAR** elige el prefijo de largo  $\sigma(x)$  más común en  $\{y_1, \dots, y_t\}$ ?

Como  $w_i$  se elige como el prefijo de largo  $\sigma(x_i)$  más común en  $\{y_1, \dots, y_t\}$ , sabemos que:

$$\begin{aligned}\alpha_i &= \frac{|\{j \in \{1, \dots, t\} \mid y_j \in \text{Ext}_R(x_i, w_i)\}|}{t} \geq \frac{t}{|\Sigma|^{\sigma(x_i)}} \cdot \frac{1}{t} = \\ &\frac{1}{|\Sigma|^{\sigma(x_i)}} \geq \frac{1}{|x_i|^c + d} \geq \frac{1}{|x|^c + d}\end{aligned}$$

¿Por qué **EAR** elige el prefijo de largo  $\sigma(x)$  más común en  $\{y_1, \dots, y_t\}$ ?

Como  $w_i$  se elige como el prefijo de largo  $\sigma(x_i)$  más común en  $\{y_1, \dots, y_t\}$ , sabemos que:

$$\begin{aligned}\alpha_i &= \frac{|\{j \in \{1, \dots, t\} \mid y_j \in \text{Ext}_R(x_i, w_i)\}|}{t} \geq \frac{t}{|\Sigma|^{\sigma(x_i)}} \cdot \frac{1}{t} = \\ &\frac{1}{|\Sigma|^{\sigma(x_i)}} \geq \frac{1}{|x_i|^c + d} \geq \frac{1}{|x|^c + d}\end{aligned}$$

Concluimos entonces que:

$$\begin{aligned}\Pr\left(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \leq \alpha_i \cdot \frac{\varepsilon}{6m}\right) &\geq \Pr\left(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| < \alpha_i \cdot \frac{\varepsilon}{6m}\right) \\ &\geq \Pr\left(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| < \frac{\varepsilon}{6 \cdot (|x|^c + d) \cdot m}\right) \\ &\geq 1 - \frac{1}{5m}\end{aligned}$$

## Dos desigualdades útiles

Tenemos que  $1 + \frac{\varepsilon}{5m} \geq 1 + \frac{\varepsilon}{6m}$

# Dos desigualdades útiles

Tenemos que  $1 + \frac{\varepsilon}{5m} \geq 1 + \frac{\varepsilon}{6m}$

Por otra parte, para  $\varepsilon \in (0, 1)$  también se tiene que:

$$\frac{1}{1 + \frac{\varepsilon}{5m}} \leq 1 - \frac{\varepsilon}{6m},$$

puesto que  $m \geq 1$  y:

$$\begin{aligned} \frac{1}{1 + \frac{\varepsilon}{5m}} \leq 1 - \frac{\varepsilon}{6m} &\Leftrightarrow \frac{5m}{5m + \varepsilon} \leq \frac{6m - \varepsilon}{6m} \\ &\Leftrightarrow 30 \cdot m^2 \leq 30 \cdot m^2 + 6 \cdot m \cdot \varepsilon - 5 \cdot m \cdot \varepsilon - \varepsilon^2 \\ &\Leftrightarrow \varepsilon^2 \leq m \cdot \varepsilon \\ &\Leftrightarrow \varepsilon \leq m \end{aligned}$$



Una cota inferior para  $\Pr(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \leq \alpha_i \cdot \frac{\varepsilon}{6m})$

Usando todas las desigualdades anteriores concluimos que:

$$\begin{aligned} \Pr\left(\frac{1}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right)} \cdot \alpha_i \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \alpha_i\right) &\geq \\ \Pr\left(\left(1 - \frac{\varepsilon}{6m}\right) \cdot \alpha_i \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{6m}\right) \cdot \alpha_i\right) &= \\ \Pr\left(|\alpha_i - \mathbf{E}[X_{w_i}]| \leq \alpha_i \cdot \frac{\varepsilon}{6m}\right) &\geq \\ 1 - \frac{1}{5m} \end{aligned}$$

## Acotando $\mathbf{E}[X_{w_i}]$

Por definición de  $X_{w_i}$ , se tiene que:

$$\begin{aligned}\mathbf{E}[X_{w_i}] &= \mathbf{E}\left[\frac{1}{t} \sum_{j=1}^t X_{j,w_i}\right] \\&= \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t \mathbf{E}[X_{j,w_i}] \\&= \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t \left(1 \cdot \mathbf{Pr}(X_{j,w_i} = 1) + 0 \cdot \mathbf{Pr}(X_{j,w_i} = 0)\right) \\&= \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t \sum_{y \in \text{Ext}_R(x_i, w_i)} \mathbf{Pr}\left(\mathcal{G}\left(x_i, \frac{\varepsilon}{5m}\right) = y\right) \\&= \sum_{y \in \text{Ext}_R(x_i, w_i)} \mathbf{Pr}\left(\mathcal{G}\left(x_i, \frac{\varepsilon}{5m}\right) = y\right)\end{aligned}$$

## Acotando $\mathbf{E}[X_{w_i}]$

Como  $\mathcal{G}$  es un FPAUG para  $R$ , tenemos que:

$$\left(1 - \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)} \leq \Pr\left(\mathcal{G}\left(x_i, \frac{\varepsilon}{5m}\right) = y\right) \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)}$$

## Acotando $\mathbf{E}[X_{w_i}]$

Como  $\mathcal{G}$  es un FPAUG para  $R$ , tenemos que:

$$\left(1 - \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)} \leq \Pr\left(\mathcal{G}\left(x_i, \frac{\varepsilon}{5m}\right) = y\right) \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)}$$

Por lo tanto:

$$\sum_{y \in \text{Ext}_R(x_i, w_i)} \left(1 - \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)} \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] \leq \sum_{y \in \text{Ext}_R(x_i, w_i)} \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)}$$

## Acotando $\mathbf{E}[X_{w_i}]$

Como  $\mathcal{G}$  es un FPAUG para  $R$ , tenemos que:

$$\left(1 - \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)} \leq \Pr\left(\mathcal{G}\left(x_i, \frac{\varepsilon}{5m}\right) = y\right) \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)}$$

Por lo tanto:

$$\sum_{y \in \text{Ext}_R(x_i, w_i)} \left(1 - \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)} \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] \leq \sum_{y \in \text{Ext}_R(x_i, w_i)} \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{1}{N_R(x_i)}$$

De lo cual concluimos que:

$$\left(1 - \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)}$$

Acotando  $\mathbf{E}[X_{w_i}]$

Dado que:

$$\begin{aligned} \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) &\leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{4m}\right) \\ \frac{1}{1 + \frac{\varepsilon}{4m}} &\leq \left(1 - \frac{\varepsilon}{5m}\right) \end{aligned}$$

Concluimos que:

$$\frac{1}{1 + \frac{\varepsilon}{4m}} \cdot \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{4m}\right) \cdot \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)}$$

## Otra desigualdad útil

Para  $\varepsilon \in (0, 1)$ , se tiene que:

$$1 + \frac{\varepsilon}{2m} \geq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \left(1 + \frac{\varepsilon}{4m}\right)$$

# Otra desigualdad útil

Para  $\varepsilon \in (0, 1)$ , se tiene que:

$$1 + \frac{\varepsilon}{2m} \geq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \left(1 + \frac{\varepsilon}{4m}\right)$$

Puesto que  $\varepsilon \in (0, 1)$  y:

$$\begin{aligned} 1 + \frac{\varepsilon}{2m} \geq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \left(1 + \frac{\varepsilon}{4m}\right) &\Leftrightarrow 1 + \frac{\varepsilon}{2m} \geq 1 + \frac{\varepsilon}{4m} + \frac{\varepsilon}{5m} + \frac{\varepsilon^2}{20m} \\ &\Leftrightarrow \frac{\varepsilon}{2m} \geq \frac{\varepsilon}{4m} + \frac{\varepsilon}{5m} + \frac{\varepsilon^2}{20m} \\ &\Leftrightarrow 10\varepsilon \geq 5\varepsilon + 4\varepsilon + \varepsilon^2 \\ &\Leftrightarrow \varepsilon \geq \varepsilon^2 \\ &\Leftrightarrow 1 \geq \varepsilon \end{aligned}$$



$$\text{Acotando inferiormente } \Pr\left(\frac{\alpha_i}{(1+\frac{\varepsilon}{2m})} \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq (1 + \frac{\varepsilon}{2m}) \cdot \alpha_i\right)$$

Usando las desigualdades anteriores, tenemos que:

$$\begin{aligned} \frac{1}{(1 + \frac{\varepsilon}{5m})} \cdot \alpha_i \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] &\Rightarrow \frac{1}{(1 + \frac{\varepsilon}{5m})} \cdot \alpha_i \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{4m}\right) \cdot \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \\ &\Rightarrow \frac{1}{(1 + \frac{\varepsilon}{5m}) \cdot (1 + \frac{\varepsilon}{4m})} \cdot \alpha_i \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \\ &\Rightarrow \frac{1}{(1 + \frac{\varepsilon}{2m})} \cdot \alpha_i \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \end{aligned}$$

$$\text{Acotando inferiormente } \Pr\left(\frac{\alpha_i}{(1+\frac{\varepsilon}{2m})} \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq (1 + \frac{\varepsilon}{2m}) \cdot \alpha_i\right)$$

Usando las desigualdades anteriores, tenemos que:

$$\begin{aligned} \frac{1}{(1 + \frac{\varepsilon}{5m})} \cdot \alpha_i \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] &\Rightarrow \frac{1}{(1 + \frac{\varepsilon}{5m})} \cdot \alpha_i \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{4m}\right) \cdot \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \\ &\Rightarrow \frac{1}{(1 + \frac{\varepsilon}{5m}) \cdot (1 + \frac{\varepsilon}{4m})} \cdot \alpha_i \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \\ &\Rightarrow \frac{1}{(1 + \frac{\varepsilon}{2m})} \cdot \alpha_i \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \end{aligned}$$

De la misma forma obtenemos:

$$\mathbf{E}[X_{w_i}] \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \alpha_i \Rightarrow \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot \alpha_i$$

$$\text{Acotando inferiormente } \Pr\left(\frac{\alpha_i}{(1+\frac{\varepsilon}{2m})} \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot \alpha_i\right)$$

Juntando todo lo anterior, finalmente concluimos que:

$$\Pr\left(\frac{\alpha_i}{(1+\frac{\varepsilon}{2m})} \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot \alpha_i\right) \geq$$

$$\Pr\left(\frac{\alpha_i}{(1+\frac{\varepsilon}{5m})} \leq \mathbf{E}[X_{w_i}] \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{5m}\right) \cdot \alpha_i\right) \geq 1 - \frac{1}{5m}$$

# Acotando inferiormente $\Pr(\text{propiedad de aproximación})$ : el paso final

Recuerde que nuestro objetivo es demostrar que:

$$\Pr(\text{propiedad de aproximación}) \geq \frac{3}{4}$$

# Acotando inferiormente $\Pr$ (propiedad de aproximación): el paso final

Recuerde que nuestro objetivo es demostrar que:

$$\Pr(\text{propiedad de aproximación}) \geq \frac{3}{4}$$

Tenemos que:

$$\Pr(\text{propiedad de aproximación}) =$$

$$\begin{aligned} & \Pr\left(\bigwedge_{i=1}^s \left[ \frac{\alpha_i}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot \alpha_i \right]\right) = \\ & \prod_{i=1}^s \Pr\left(\frac{\alpha_i}{\left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right)} \leq \frac{|\text{Ext}_R(x_i, w_i)|}{N_R(x_i)} \leq \left(1 + \frac{\varepsilon}{2m}\right) \cdot \alpha_i\right) \geq \\ & \prod_{i=1}^s \left(1 - \frac{1}{5m}\right) = \left(1 - \frac{1}{5m}\right)^s \geq \left(1 - \frac{1}{5m}\right)^m \end{aligned}$$

Acotando inferiormente **Pr**(propiedad de aproximación): el paso final

$$\text{Dado que } m \geq 1, \text{ tenemos que } \left(1 - \frac{1}{5m}\right)^m \geq \frac{4}{5} > \frac{3}{4}$$

Concluimos finalmente que:

$$\text{Pr}(\text{propiedad de aproximación}) \geq \left(1 - \frac{1}{5m}\right)^m \geq \frac{3}{4}$$

Esto termina la demostración del teorema

