

# Conteo Aproximado

---

# El Problema Fundamental de Conteo

## Pregunta

Dado un conjunto  $S$  definido por propiedades combinatorias complejas, ¿cuál es su cardinalidad,  $|S|$ ?

## Ejemplos de Problemas de Conteo Difíciles (#P-hard)

- ¿Cuántas configuraciones “hard-core” factibles existen en un grafo?
- ¿Cuántas  $q$ -coloraciones válidas existen para un grafo  $G$ ?
- ¿De cuántas maneras se puede embaldosar un tablero de ajedrez con dominós?

## Dificultad

La enumeración exhaustiva es computacionalmente inviable. Por ejemplo, en el problema de las  $q$ -coloraciones, para  $q = 5$  colores y  $k = 50$  vértices, hay  $5^{50} \approx 10^{34}$  configuraciones totales que revisar.

## Esquema de Aproximación en Tiempo Polinomial (PTAS)

Un algoritmo que, para cualquier  $\epsilon > 0$ , encuentra una respuesta entre  $(1 - \epsilon)N$  y  $(1 + \epsilon)N$  (donde  $N$  es la respuesta real) en un tiempo polinomial en el tamaño del problema  $k$ .

## Esquema Aleatorizado de Aproximación en Tiempo Polinomial (FPRAS)

Un **FPRAS** (Fully Polynomial Randomized Approximation Scheme) es un algoritmo que:

1. Con alta probabilidad (e.g.,  $\geq 3/4$ ), da una respuesta en el rango  $[(1 - \epsilon)N, (1 + \epsilon)N]$ .
2. Dado  $\epsilon > 0$ , su tiempo de ejecución es polinomial en el tamaño del problema  $k$ .

# Idea 1: Conteo con Muestreo de Monte Carlo

## Un Algoritmo Ingenuo

Para contar el número de  $q$ -colorings válidos,  $Z_{G,q}$ :

1. Consideremos el espacio de **todas** las  $q^k$  configuraciones posibles (válidas o no).
2. La probabilidad de que una configuración elegida al azar sea un  $q$ -coloring válido es  $p = \frac{Z_{G,q}}{q^k}$ .
3. Podemos estimar  $p$  generando  $n$  configuraciones al azar y contando la proporción  $\hat{p}$  que son válidas.
4. Nuestra estimación de  $Z_{G,q}$  sería  $\hat{Z}_{G,q} = \hat{p} \cdot q^k$ .

# Idea 1: Conteo con Muestreo de Monte Carlo

## ¿Cuál es el problema con esta idea?

La probabilidad  $p$  es **exponencialmente pequeña**.

Para un grafo con  $k$  vértices, se puede mostrar que

$$p \leq \left( \frac{q-1}{q} \right)^{k-1}.$$

Para obtener una estimación precisa, necesitaríamos un número de muestras  $n$  exponencialmente grande, lo que hace que el método sea inútil.

$k$  vertices y  $q$  colores

$$Z_{G,q} \leq q (q-1)(q-1) \dots (q-1) = q (q-1)^{k-1}$$

$\{\gamma_i\}_{i=1}^{\infty}$  muestra iid de configuraciones  
(no necesariamente  $q$ -coloraciones) al  
azar

$\mathbb{P}(\text{en } \{\gamma_i\}_{i=1}^n \text{ haya al menos una } q\text{-coloración})$

$$\leq \sum_{i=1}^n P(Y_i \text{ sea una } f\text{-coloración})$$

$$\leq \sum_{i=1}^n \frac{Z_{G,G}}{q^k} \leq \sum_{i=1}^n \frac{q(q-1)^{k-1}}{q^k}$$

$$= n \left( \frac{q-1}{q} \right)^{k-1}$$

Si queremos que

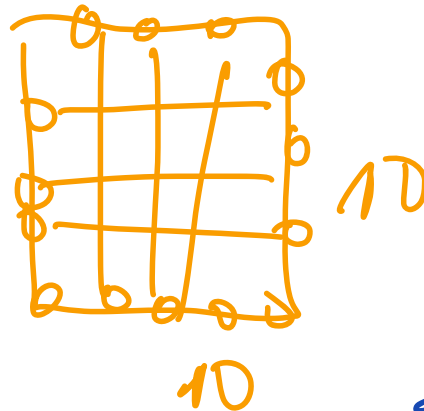
$$\frac{1}{2} \leq P(\text{en } \{Y_i\}_{i=1}^n \text{ haya al menos una } f\text{-coloración})$$



$$\Rightarrow \frac{1}{2} \leq n \left( \frac{q-1}{q} \right)^{k-1}$$

$$\Rightarrow \frac{1}{2} \left( \frac{q}{q-1} \right)^{k-1} \leq n$$

Ejemplo:



3 colors

$$2 \times 10^{17} \approx \frac{1}{2} \left( \frac{3}{2} \right)^{99} \leq n$$

# Idea 2: La Solución MCMC (Producto Telescópico)

## Descripción General del Algoritmo

La idea clave es no estimar  $Z_{G,q}$  directamente, sino descomponerlo en un producto de ratios más fáciles de estimar.

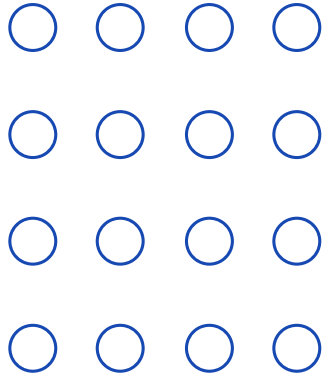
1. Se construye una secuencia de grafos  $G_0, G_1, \dots, G_l = G$  añadiendo una arista a la vez.  $G_0$  es el grafo sin aristas.
2. Sea  $Z_i$  el número de  $q$ -colorings válidos para el grafo  $G_i$ .
3. Escribimos  $Z_{G,q} = Z_l$  como un producto telescópico:

$\mathcal{I}_{G,q}$  : dist uniforme

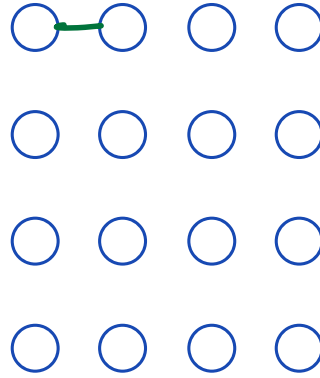
$$Z_l = \frac{Z_l}{Z_{l-1}} \cdot \frac{Z_{l-1}}{Z_{l-2}} \cdots \frac{Z_1}{Z_0} \cdot \underbrace{Z_0}_{q^k}$$

4. Sabemos que  $Z_0 = q^k$  (sin aristas, cualquier coloreado es válido).
5. Cada ratio  $\frac{Z_i}{Z_{i-1}}$  se puede interpretar como la probabilidad de que un coloreado válido para  $G_{i-1}$  también sea válido para  $G_i$ .

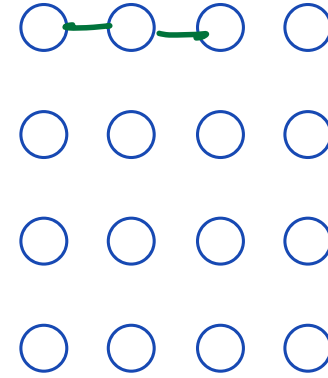
$$\frac{Z_i}{Z_{i-1}} = P_{\rho_{G_{i-1},q}}(\text{un coloreado es válido para } G_i)$$



$G_0$

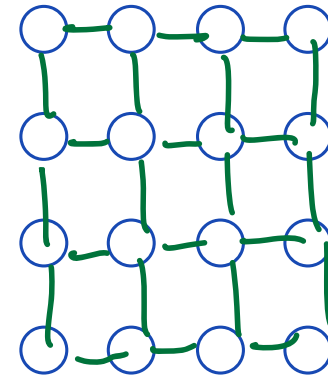


$G_1$



$G_2$

...



$G_{24}$

## El Algoritmo en la Práctica

1. Para cada  $i = 1, \dots, l$ :

- Queremos estimar el ratio  $r_i = \frac{Z_i}{Z_{i-1}}$ .
- Usamos un algoritmo MCMC (como el Muestreador de Gibbs con barrido sistemático) para generar <sup>a</sup> muchas <sup>n</sup> muestras  $\{X_n^{(i-1)}\}$  de la distribución uniforme de colorings válidos para  $G_{i-1}$ .
- Estimamos  $r_i$  con el promedio:

$$\hat{r}_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbb{I}_{\{X_n^{(i-1)} \text{ es válido para } G_i\}}.$$

2. La estimación final es  $\hat{Z}_{G,q} = (\hat{r}_l \cdot \hat{r}_{l-1} \cdots \hat{r}_1) \cdot \underbrace{q^k}_{r_0}$ .

## ¿Por qué funciona esto?

La condición clave ( $q > 2d^2$ ) asegura dos cosas:

1. **Convergencia rápida de MCMC:** Podemos generar muestras de  $\rho_{G_{i-1}, q}$  en tiempo polinomial.
2. **Los ratios no son demasiado pequeños:** La probabilidad  $\frac{Z_i}{Z_{i-1}}$  no es exponencialmente pequeña, por lo que podemos estimarla con un número polinomial de muestras.

## Idea 2: La Solución MCMC (Producto Telescópico)

### Teorema 9.1

Para contar  $q$ -colorings en grafos con grado máximo  $d$ , si  $q > 2d^2$ , existe un **FPRAS**.

Primera Parte de la demostración:

$G = (V, E)$  donde

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\} \quad E = \{e_1, \dots, e_l\}$$

Construiremos los grafos  $\rightarrow$  está fijo

$$G_i := (V, E_i) \quad i = 0, 1, 2, \dots, l$$

donde  $E_i = \{e_1, \dots, e_i\} \quad E_0 = \emptyset$

usaremos las notaciones

$$Z_i := Z_{G_i, q} \quad i = 0, \dots, l$$

$$e_i := \{x_i, y_i\}$$



$$i = 0, \dots, l$$

finalmente

$$Z_{G,g} = \frac{z_1}{z_{11}} \cdot \frac{z_{1-1}}{z_{12}} \cdot \dots \cdot \frac{z_1}{z_0} \cdot z_0$$

además

$$z_0 = g^k.$$



Recordemos que

$\mathcal{J}_{G,q}$  : Probabilidad uniforme sobre  
 $q$ -coloraciones de  $G$ ;

y observemos que

Color en el vértice  $x_i$   
 Color en el vértice  $y_i$

$$\mathcal{J}_{G_{i-1},q}(\{z \in \{1, \dots, q\}^V : z(x_i) \neq z(y_i)\}) = \frac{Z_i}{Z_{i-1}}$$

Luego, por la Ley de los grandes números

$$\{X_n^{(i)}\}_{n \geq 0} \text{ iid } \sim \mathcal{J}_{G_{i-1},q}$$

$$W_n^{(i)} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbb{1}_{\{q\text{-Coloración de } G_i\}}(X_j^{(i)}) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \frac{Z_i}{Z_{i-1}}$$

La idea es usar el  
"muestreador sistemático de Gibbs"  
para simular

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n Y_j \rightarrow E[Y]$$

$$Y_j = \mathbb{1}_{\{q\text{-Coloración de } G_i\}}(X_j^{(i)})$$

$(X_1^{(i)}, X_2^{(i)}, \dots, X_n^{(i)})$  las muestras

aproximar  $\frac{Z_i}{Z_{i-1}}$  y finalmente aproximar  $Z_{6,9}$   
(con el producto) 18

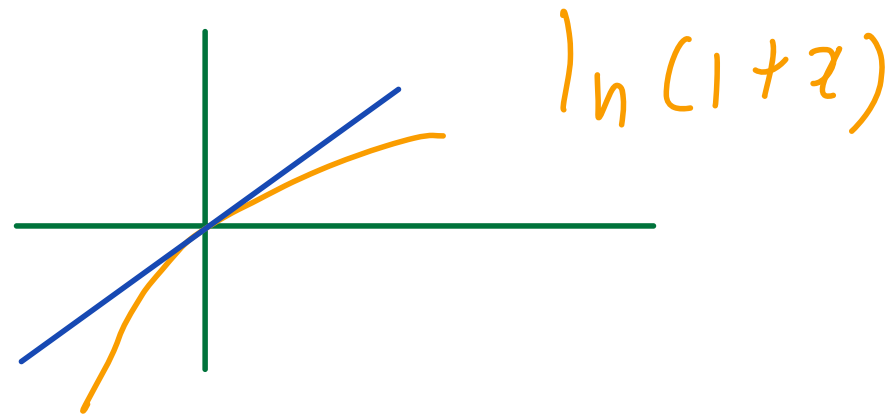
Lema 1: dado  $\epsilon \in (0, 1)$ , sea  $l \in \mathbb{N}$  y  $a_1, \dots, a_l$   
y  $b_1, \dots, b_l$  números positivos tales que

$$\left(1 - \frac{\epsilon}{2l}\right) \leq \frac{a_j}{b_j} \leq \left(1 + \frac{\epsilon}{2l}\right)$$

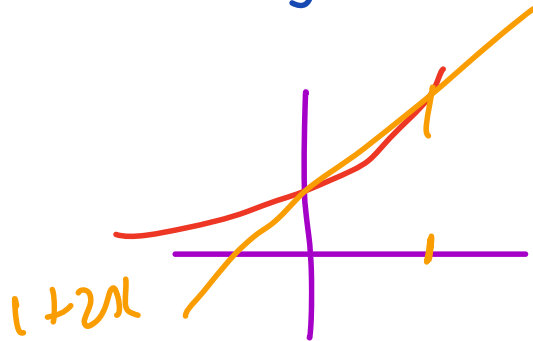
luego

$$1 - \epsilon \leq \prod_{j=1}^l \frac{a_j}{b_j} \leq 1 + \epsilon$$

$$i) \quad \frac{a_j}{b_j} \leq \left(1 + \frac{\epsilon}{2l}\right) \Rightarrow \ln\left(\frac{a_j}{b_j}\right) \leq \ln\left(1 + \frac{\epsilon}{2l}\right) \leq \frac{\epsilon}{2l}$$



$$\Rightarrow \sum_{j=1}^l \ln\left(\frac{a_j}{b_j}\right) \leq \frac{\epsilon}{2} \Rightarrow \prod_{j=1}^l \frac{a_j}{b_j} \leq e^{\epsilon/2} \leq 1 + \epsilon$$



$$e^x \leq 1 + 2x \quad 0 \leq x \leq 1$$

$$\text{ii)} \quad 1 - \frac{\epsilon}{2l} \leq \frac{a_j}{b_j} \Rightarrow \left(1 - \frac{\epsilon}{2l}\right)^l \leq \prod_{j=1}^l \frac{a_j}{b_j}$$

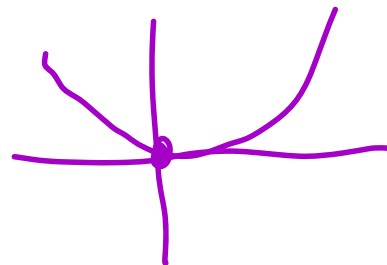
$$\Rightarrow 1 - \frac{\epsilon}{2} \leq 1 - l\left(\frac{\epsilon}{2l}\right) + \sum_{j=2}^l \binom{l}{j} (-1)^{l-j} \left(\frac{\epsilon}{2l}\right)^j = \left(1 - \frac{\epsilon}{2l}\right)^l$$

$$f(x) = (1-x)^l - (1-lx) \geq 0$$

$$f'(x) = -l(1-x)^{l-1} + l$$

$$f''(x) = l(l-1)(1-x)^{l-2} \geq 0 \quad x \in (0,1)$$

$$\Rightarrow f(0) = 0, \quad f'(0) = 0$$



# Anotaciones

Lema 2':  $d \geq 2$ ,  $q > 2d^2$ .  $x, y \in V$   $x \neq y$   
 *$\rightarrow$  grado máximo*

Entonces

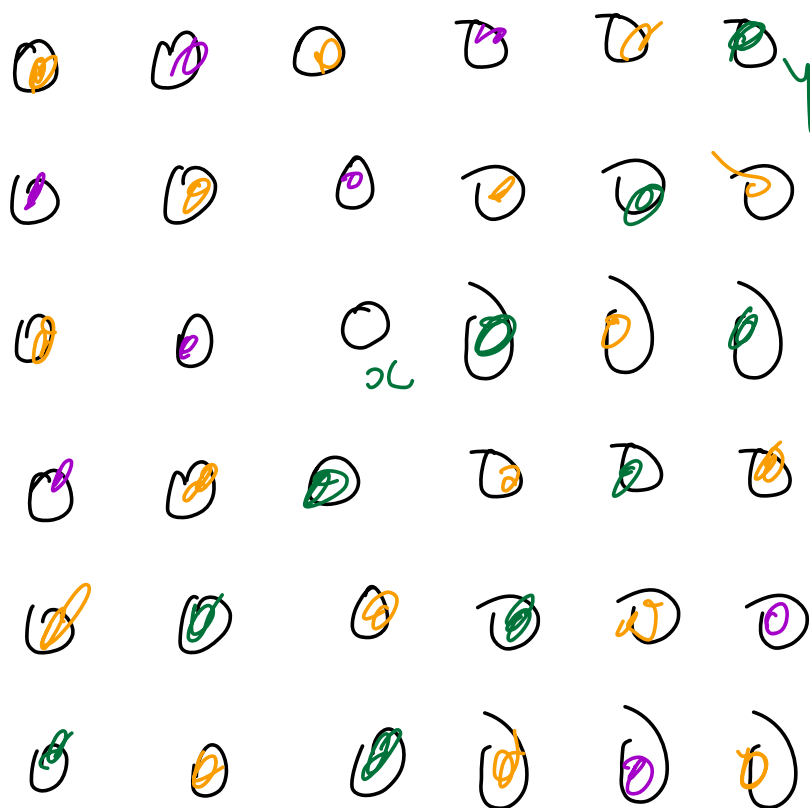
$$p_{G,q}(\xi(x) \neq \xi(y)) \geq \frac{1}{2}$$

fixemos  $x, y \in V$ ,  $x \neq y$  *color en  $x$*  *color en  $y$*

$$p_{G,q}(\xi(x) = \xi(y)) = \sum_{\eta: q\text{-coloración}} p_{G,q}(\xi(x) = \xi(y), \xi(z) = \eta(z) \forall z \neq x)$$

$$= \sum_{\eta: q\text{-coloración}} p_{G,q}(\xi(x) = \xi(y) \mid \xi(z) = \eta(z), z \neq x) p_{G,q}(\xi(z) = \eta(z), z \neq x)$$

$$P_{G,7}(\{z \in \{1, \dots, 7\}^V : z(x) \neq z(y)\}) \geq 1/2$$



7-coloration

$$\leq \frac{1}{q-d} \sum_{\eta: q\text{-coloración}} f_{\xi, \eta}(\xi(z) = \eta(z), z \neq x)$$

$$\leq \frac{1}{q-d}$$

$$f_{\xi, \eta}(\xi(x) \neq \xi(y)) = 1 - f_{\xi, \eta}(\xi(x) = \xi(y))$$

$$q > 2d^2 > 2d \rightarrow \geq 1 - \frac{1}{q-d} \geq 1 - \frac{1}{2d-d}$$

$$d \geq 2 \rightarrow \geq 1 - \frac{1}{d} \geq 1 - \frac{1}{2} = \frac{1}{2}$$



Lema 3: Sea  $p \in [0, 1]$  y  $n \in \mathbb{N}$ .

Se lanzan  $n$  monedas i.i.d con probabilidad  $p$  de salir cara. Entonces el número de caras obtenidas  $H$  satisface

$$\mathbb{P}(|H - np| > a) \leq \frac{n}{4a^2}$$

$$\{X_k\}_{k \geq 1} \text{ i.i.d. } \sim \text{Bernoulli}(p)$$

$$H = \sum_{k=1}^n X_k \quad E[X] = p \quad E[X^2] = p \Rightarrow \text{Var}[X] = p - p^2 = p(1-p)$$

$$P(|H - np| \geq a) \leq \frac{\text{Var}[H]}{a^2}$$

Chebyshev  $\swarrow$

$$= \frac{n}{a^2} \text{Var}[X] = n \frac{p(1-p)}{a^2} \leq \frac{n}{4a^2}$$

## Demostración (del Teorema)

$$W_n^{(j)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{\{q\text{-Coloración de } G_j\}}(x_i^{(j)})$$

en vista del Lema 1 basta probar que

$$\left(1 - \frac{\epsilon}{2\ell}\right) \frac{z_j}{z_{j-1}} \leq W_n^{(j)} \leq \left(1 + \frac{\epsilon}{2\ell}\right) \frac{z_j}{z_{j-1}}$$

para  $j = 1, 2, \dots, \ell$  o equivalentemente

$$\left| W_n^{(j)} - \frac{z_j}{z_{j-1}} \right| \leq \frac{\epsilon}{2\ell} \frac{z_j}{z_{j-1}}$$

Como  $\frac{z_j'}{z_{j-1}} = \int_{G_{j-1}, f} (\xi(x_j) \neq \xi(y_j))$

el Lema 2 implica que  $\frac{z_j'}{z_{j-1}} \geq 1/2$

y por lo tanto basta probar

$$\left| w_n^{g_j} - \frac{z_j}{z_{j-1}} \right| \leq \frac{\epsilon}{4l}$$

$$j=1, 2, \dots, l.$$

Tenemos que controlar 2 fuentes de error de aprox

i) El "Gibbs Sampler"

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{hist} \int G, f$$

$$ii) W_m^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbb{1}_{\{q\text{-Coloración de } G_i\}}(x_j^{(i)}) \xrightarrow{m \rightarrow \infty} \frac{Z_i}{Z_{i-1}}$$

$$|w_x^{(j)} - \int \phi_{j-1, f}(\xi(x_i) \neq \xi(y_i))|$$

$$|w_x^{(j)} - \mu^{(n)}(\xi(x_i) \neq \xi(y_i))|$$

$$+ |\mu^{(n)}(\xi(x_i) \neq \xi(y_i)) - \int \phi_{j-1, f}(\xi(x_i) \neq \xi(y_i))|$$

$$|w_x^{(j)} - \mu^{(n)}(\xi(x_i) \neq \xi(y_i))| + d_{\text{TV}}(\mu^n, \int \phi_{j-1, f})$$

$$d_{\text{TV}}(\mu^n, f_{\mathcal{G}_{j-1}, f}) \leq \frac{\epsilon}{8l}$$

Por el Teorema B.1 (notas anteriores)

$$n \geq k \left( \frac{\log(k) + \log\left(\frac{8l}{\epsilon}\right) - \log(d)}{\log(9/2d^2)} + 1 \right)$$

$$\Rightarrow d_{\text{TV}}(\mu^n, f_{\mathcal{G}_{j-1}, f}) \leq \frac{\epsilon}{8l}$$

$$P\left(\left|W_x^{(j)} - \mu^{(n)}(\mathcal{Z}(x_i) \neq \mathcal{Z}(y_i))\right| > \frac{\epsilon}{8l}\right) \leq \frac{1}{3} \quad \text{Por el lema 3}$$

$$P\left(\left|W_x^{(j)} - p\right| > \frac{\epsilon}{8l}\right) \leq \frac{t}{4\left(\frac{\epsilon t}{8l}\right)^2} = \frac{16l^2}{\epsilon^2 t}$$

donde

$$p = \mu^{(n)}(\mathcal{Z}(x_i) \neq \mathcal{Z}(y_i))$$

Luego

$$t > \frac{40l^3}{\epsilon^2} \Rightarrow P\left(\left|W_x^{(j)} - p\right| > \frac{\epsilon}{8l}\right) \leq \frac{1}{3l}$$



Como  $l \leq dk$

$$t \geq \frac{48d^3 k^3}{\epsilon^2} \Rightarrow P(|W_x^{(j)} - p| > \frac{\epsilon}{8l}) \leq \frac{1}{3l}$$



Let us summarize: The algorithm has  $\tilde{k}$  factors  $Y_j$  to compute. Each one is obtained using no more than  $\frac{48d^3k^3}{\varepsilon^2}$  simulations, and, by (76), each simulation requires no more than  $k \left( \frac{2 \log(k) + \log(\varepsilon^{-1}) + \log(8)}{\log(\frac{q}{2d^2})} + 1 \right)$  steps of the Gibbs sampler. The total number of steps needed is therefore at most

$$dk \times \frac{48d^3k^3}{\varepsilon^2} \times k \left( \frac{2 \log(k) + \log(\varepsilon^{-1}) + \log(8)}{\log(\frac{q}{2d^2})} + 1 \right)$$

which is of the order  $Ck^5 \log(k)$  as  $k \rightarrow \infty$  for some constant  $C$  that does not depend on  $k$ . This is less than  $Ck^6$ , so the total number of iterations in the Gibbs sampler grows no faster than polynomially. Since, clearly, the running times of all other parts of the algorithm are asymptotically negligible compared to these Gibbs sampler iterations, Theorem 9.1 is established.  $\square$

## Análisis de Complejidad

- El algoritmo tiene  $I$  (el número de aristas) etapas.
- En cada etapa, estimamos un ratio. Esto requiere un número de muestras polinomial en  $I$  y  $1/\epsilon$ .
- Cada muestra se genera con MCMC, lo que requiere un número de pasos polinomial en  $k$  (el número de vértices).

El resultado final es un algoritmo cuyo tiempo de ejecución total es **polinomial en  $k$  y  $1/\epsilon$** , lo que cumple la definición de un FPRAS.

## El Gran Avance

Esta técnica (a menudo llamada “MCMC acoplado” o “path coupling”) fue un gran avance en la ciencia de la computación teórica. Permitted resolver, de manera aproximada, problemas de conteo que se consideraban intratables, conectando profundamente la teoría de Cadenas de Markov con la complejidad computacional.

