

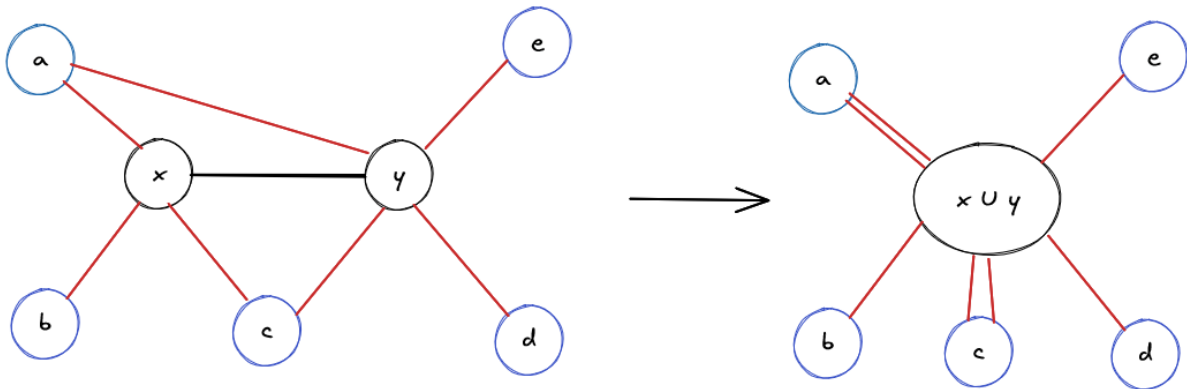
## 5. The Contraction Algorithm

Un cut-set d'un graf no dirigit  $G = (V, E)$  és un subconjunt d'arestes  $C \subseteq E$  tals que si les esborrem d' $E$  el graf resultant  $(V, E - C)$  conté 2 o més components connexes. Un global min-cut o min-cut (depèn de les fonts bibliogràfiques) és un cut-set de cardinalitat mínima. Fixeu-vos que la cardinalitat d'un min-cut d'un graf  $G$  és el mínim nombre d'arestes que cal esborrar per a desconectar  $G$ .

Presenteu the Contraction Algorithm conegut també per Karger's Algorithm i analitzeu-ne el temps de computació i la probabilitat d'error.

### Algoritme

Durant  $n - 2$  passos, seleccionem una aresta  $(x, y)$  aleatòriament i en fusionem els extrems ( $v_{\text{new}} = x \cup y$ ): l'aresta entre si desapareix i les que eren incidents a un o l'altre les reconnectem al vèrtex resultant de la fusió,  $v_{\text{new}}$ .



Considerem el graf com un multigraf (amb arestes repetides) i els vèrtexs com a conjunts (i.e., prenem  $V = \{x_1, \dots, x_n\}$  com a  $V_0 = \{\{x_1\}, \dots, \{x_n\}\}$ ). L'algoritme *contraction*, en pseudo-codi, és:

**Input**  $G = (V_0, E_0)$ :

**for**  $i \in [1, n - 2]$ :

$(x, y) = \text{sample}(E_{i-1})$

$v_{\text{new}} = x \cup y$

$V_i = (V_{i-1} - \{x, y\}) \cup \{v_{\text{new}}\}$

$E_i = (E_{i-1} - E_{\text{old}}) \cup E_{\text{new}}$ , on

$E_{\text{old}} = \text{incidents}(x) \cup \text{incidents}(y)$

$E_{\text{new}} = \{(v_{\text{new}}, z) \mid z \in N(x) \cup N(y) \wedge z \neq x \wedge z \neq y\}$

**return**  $E_{n-2}$

## Anàlisi Probabilístic

Considerem el graf d'entrada  $G = (V_0, E_0)$ , que té un cut-set  $F$  amb cardinalitat  $k = |F|$ .

1. Considerem les variables aleatòries  $X_i \equiv \text{sample}(E_{i-1}) \in F$  (i.e., que en la iteració  $i$  l'aresta aleatòria pertanyi al cut-set  $F$ ) per tot  $i \in [1, n-2]$ .
2. L'algoritme retornarà el cut-set  $F$  (no un cut-set qualsevol, sinó exactament  $F$ ) i només si cap de les  $X_i$  és certa. Com que l'algoritme treu un vèrtex a cada iteració, al final quedaran dos vèrtexs  $S$  i  $T$  amb una aresta entre ells: les arestes entre  $S$  i  $T$  en el graf original defineixen el tall  $F$ . I.e., Si  $\neg X_1 \cap \dots \cap \neg X_{n-2}$  tenim que  $E_{n-2} = \{(s, t) | s \in S \wedge t \in T\} = F$ .
3. Per tant, la probabilitat que l'algoritme retorni  $F$  és:

$$\begin{aligned} \Pr[\text{exit}] &= \Pr[\neg X_{n-2} \cap \dots \cap \neg X_1] \\ &= \Pr[\neg X_{n-2} | \neg X_{n-3} \cap \dots \cap \neg X_1] \cdot \Pr[\neg X_{n-2} \cap \dots \cap \neg X_1] \\ &= \Pr[\neg X_{n-2} | \neg X_{n-3} \cap \dots \cap \neg X_1] \cdot \Pr[\neg X_{n-2} | \neg X_{n-3} \cap \dots \cap \neg X_1] \\ &\quad \cdot \dots \cdot \Pr[\neg X_2 | \neg X_1] \cdot \Pr[\neg X_1] \end{aligned}$$

4. Considerem l'aresta  $(x, y)$  seleccionada en una iteració  $i$ : les arestes que tindrà el nou vèrtex  $x \cup y$  seràn la unió de les que tenien  $x$  i  $y$ , menys  $(x, y)$ .

Per tant,  $g(x \cup y) = g(x) - 1 + g(y) - 1$ . A més, aquest valor coincideix amb la cardinalitat del tall  $(\{x, y\}, V_i - \{x, y\})$ .

Podem estendre aquest raonament recursivament: per qualsevol  $i \in [1, n-2]$ , qualsevol  $v \in V_i$ ,  $g(v)$  coincideix amb el valor del tall  $(v, V - v)$  en el graf original.

Per tant, per tot  $i \in [1, n-2]$ , si  $\neg X_1 \cap \dots \cap \neg X_i$ , llavors **cap vèrtex**  $v \in V_i$  **té grau menor que**  $k$  (sinó  $(v, V - v)$  tindria cardinalitat menor que  $k$ , absurd).

5. A cada iteració fusionem una aresta: convertim dos vèrtex en un de sol. Així, cada iteració ens deixa amb un vèrtex menys:  $|V_i| = n - i$ .
6. Pel lema de les encaixades

$$\sum_{v \in V_i} g(v) = 2|E_{i-1}| \geq k|V_i| = k(n-i) \iff |E_{i-1}| \geq \frac{k(n-i)}{2}$$

7. A cada iteració  $i$ ,  $\Pr[X_i | \neg X_{i-1} \cap \dots \cap \neg X_1] = 1 - \Pr[\neg X_i | \neg X_{i-1} \cap \dots \cap \neg X_1]$  és la probabilitat d'escollir una aresta de les  $k$  de  $F$ , d'entre les  $|E_{i-1}|$  que queden. Per tant:

$$\begin{aligned} \Pr[\neg X_i | \neg X_{i-1} \cap \dots \cap \neg X_1] &= 1 - \frac{k}{|E_{i-1}|} \geq 1 - \frac{k}{k(n-i)/2} \\ &= 1 - \frac{2}{n-i} = \frac{n-i-2}{n-i} \end{aligned}$$

8. Amb això i la definició del punt 3:

$$\begin{aligned} \Pr[\text{exit}] &= \prod_{i=0}^{n-3} \frac{n-i-2}{n-i} = \frac{n-2}{n} \cdot \frac{n-3}{n-1} \cdot \frac{n-4}{n-2} \cdot \dots \cdot \frac{3}{5} \cdot \frac{2}{4} \cdot \frac{1}{3} = (*) \\ &= \frac{1}{n} \cdot \frac{1}{n-1} \cdot \frac{n-2}{n-2} \cdot \dots \cdot \frac{3}{3} \cdot \frac{2}{1} \cdot \frac{1}{1} = \frac{2}{n(n-1)} = 1/\binom{n}{2} = \binom{n}{2}^{-1} \end{aligned}$$

(\*): *shiftem* tots els numeradors dues posicions a la dreta, afegint 1's on faci falta.

9. Si repetim l'algoritme per  $N$  intents independents, la probabilitat d'error serà

$$\Pr[\text{error}]^N = (1 - \Pr[\text{exit}])^N = \left[1 - \binom{n}{2}^{-1}\right]^N$$

A més, sabem que  $e^x \geq 1 + x$  per qualsevol valor de  $x \geq 0$ . Per exemple, ho podem veure amb la sèrie de Taylor:

$$e^x = 1 + x + \frac{x^2}{2!} + \frac{x^3}{3!} + \dots \geq 1 + x$$

Per tant, si apliquem aquesta desigualtat prenent  $x = -\left(\frac{n}{2}\right)^{-1}$ :

$$\left[1 - \left(\frac{n}{2}\right)^{-1}\right]^N \leq \left[e^{-\left(\frac{n}{2}\right)^{-1}}\right]^N = e^{-N\left(\frac{n}{2}\right)^{-1}}$$

Si fem  $N = \left(\frac{n}{2}\right)$  intents, tenim que la probabilitat d'error és  $e^{-\left(\frac{n}{2}\right)\left(\frac{n}{2}\right)^{-1}} = e^{-1} \approx 0.37$ .

## Complexitat

A cada iteració recorrem les arestes de dos vèrtexs: com a molt  $O(|V| = n)$ . A més, fem  $O(n)$  iteracions. Com que fem  $\left(\frac{n}{2}\right) \in O(n^2)$  intents, el cost total és  $O(n^4)$ .

## Conclusió

En resum, tenim un algoritme de cost polinomi amb probabilitat d'error  $e^{-1} < \frac{1}{2}$ : es tracta d'un algoritme probabilístic del tipus Monte-Carlo.