

# Algorithmes d'approximation à mémoire limitée pour le traitement de grands graphes

Le problème du Vertex Cover

Romain Campigotto

Encadrants : Eric Angel et Christian Laforest



Laboratoire IBISC, EA 4526 – Université d'Evry-Val d'Essonne

Mardi 6 décembre 2011

- 1 Traiter des données de grande taille : pourquoi et comment ?
  - Le problème du Vertex Cover
- 2 Etude et analyse de trois algorithmes adaptés au modèle strict
- 3 Etude d'algorithmes adaptés au modèle relâché
- 4 Expérimentations sur de très gros graphes
- 5 Conclusion et perspectives

- 1 Traiter des données de grande taille : pourquoi et comment ?
  - Le problème du Vertex Cover
- 2 Etude et analyse de trois algorithmes adaptés au modèle strict
- 3 Etude d'algorithmes adaptés au modèle relâché
- 4 Expérimentations sur de très gros graphes
- 5 Conclusion et perspectives

Traitement classique d'un problème d'optimisation sur un graphe

→ disponible **dans sa totalité** sur l'unité de traitement :

- modifications, mises à jour possibles ;
- conservation de la solution construite en mémoire.

Traitement classique d'un problème d'optimisation sur un graphe

→ disponible **dans sa totalité** sur l'unité de traitement :

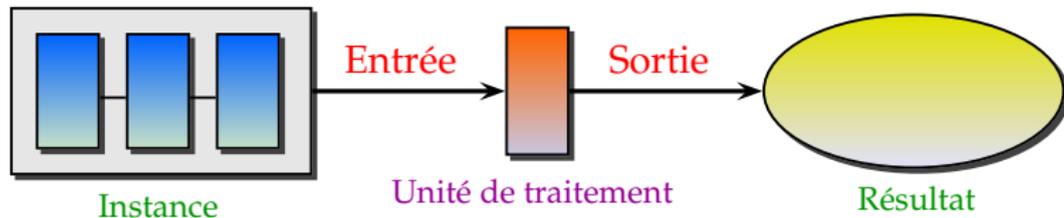
- modifications, mises à jour possibles ;
- conservation de la solution construite en mémoire.

Quantités de données à traiter de plus en plus importantes.

→ *Exemples : biologie, météorologie, finance, etc.*

# Un modèle naturel de traitement

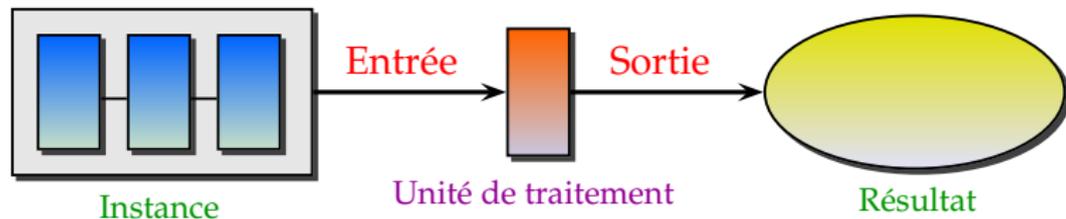
## Modèle strict



$C_1$ . Pas de modification des données fournies en entrée : *intégrité* de l'instance.

# Un modèle naturel de traitement

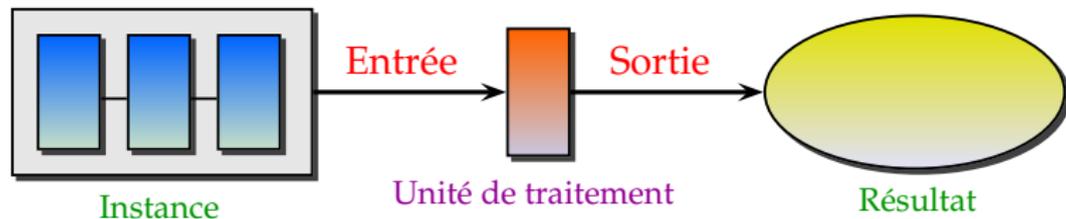
## Modèle strict



- $C_1$ . Pas de modification des données fournies en entrée : *intégrité* de l'instance.
- $C_2$ . Très peu de mémoire sur l'unité de traitement (nombre constant de variables).

# Un modèle naturel de traitement

## Modèle strict



- $C_1$ . Pas de modification des données fournies en entrée : *intégrité* de l'instance.
- $C_2$ . Très peu de mémoire sur l'unité de traitement (nombre constant de variables).
- $C_3$ . Envoi de la solution « à la volée » dans « Résultat ».

Existence d'autres modèles :

→ quelques différences avec le notre...

Dévoilement de l'instance au fur et à mesure :

- ils ne disposent pas de la totalité des données ;
  - ils ne maîtrisent pas l'ordre dans lequel elles arrivent ;
- ils ne connaissent pas le futur.

Dévoilement de l'instance au fur et à mesure :

- ils ne disposent pas de la totalité des données ;
  - ils ne maîtrisent pas l'ordre dans lequel elles arrivent ;
- ils ne connaissent pas le futur.

Maintenir à tout moment une solution *réalisable* :

- ils doivent construire leurs solutions « à la volée » ;
- ils doivent faire des choix **irrévocables**.

Dévoilement de l'instance au fur et à mesure :

- ils ne disposent pas de la totalité des données ;
  - ils ne maîtrisent pas l'ordre dans lequel elles arrivent ;
- ils ne connaissent pas le futur.

Maintenir à tout moment une solution *réalisable* :

- ils doivent construire leurs solutions « à la volée » ;
- ils doivent faire des choix **irrévocables**.
- Pas de contraintes sur la quantité de mémoire disponible !

Arrivée du flux de données de façon arbitraire et continue :

- les algorithmes peuvent effectuer plusieurs *passes* sur le flux ;
- ils ne peuvent pas le modifier (accès en lecture seule).

Arrivée du flux de données de façon arbitraire et continue :

- les algorithmes peuvent effectuer plusieurs *passes* sur le flux ;
- ils ne peuvent pas le modifier (accès en lecture seule).

Espace mémoire restreint (en  $\mathcal{O}(n \log n)$  bits).

Arrivée du flux de données de façon arbitraire et continue :

- les algorithmes peuvent effectuer plusieurs *passes* sur le flux ;
- ils ne peuvent pas le modifier (accès en lecture seule).

Espace mémoire restreint (en  $\mathcal{O}(n \log n)$  bits).

→ Contraintes mémoire de nos modèles plus strictes !

Minimiser le nombre d'E/S effectuées par les algorithmes.

Minimiser le nombre d'E/S effectuées par les algorithmes.

Algorithmes exécutés par un processeur qui dispose :

- d'une mémoire interne (de petite taille) ;
- de disques de grande taille :
  - qui contiennent l'instance à traiter ;
  - qui stockeront la solution (à construire).

→ Le processeur met plus de temps à communiquer avec les disques qu'avec la mémoire interne.

Minimiser le nombre d'E/S effectuées par les algorithmes.

Algorithmes exécutés par un processeur qui dispose :

- d'une mémoire interne (de petite taille) ;
- de disques de grande taille :
  - qui contiennent l'instance à traiter ;
  - qui stockeront la solution (à construire).

→ Le processeur met plus de temps à communiquer avec les disques qu'avec la mémoire interne.

→ Disques accessibles à la fois en lecture et en écriture !

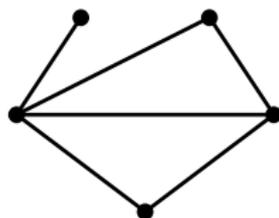
→ Utilisés comme extension de la mémoire interne !

- 1 Traiter des données de grande taille : pourquoi et comment ?
  - Le problème du Vertex Cover
- 2 Etude et analyse de trois algorithmes adaptés au modèle strict
- 3 Etude d'algorithmes adaptés au modèle relâché
- 4 Expérimentations sur de très gros graphes
- 5 Conclusion et perspectives

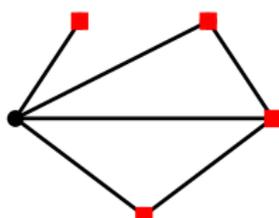
## Définition (Couverture)

Soit  $G = (V, E)$  un graphe simple.  $C$  est une couverture, si  $C \subseteq V$  et  $\forall e = uv \in E, u \in C$  ou  $v \in C$  (ou les 2).

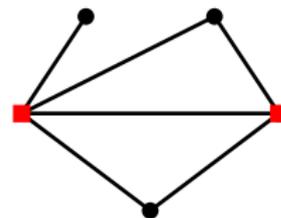
→ Le problème du Vertex Cover (dans sa version *problème d'optimisation*) : trouver une *couverture* de taille minimale.



Un graphe



Une couverture



Une couverture optimale

# Etudier le Vertex Cover : pour quelles raisons ?

Un problème **NP**-complet bien connu (*R. Karp*, 1971).

Il intervient dans de nombreux problèmes appliqués :

- surveillance des réseaux (*network monitoring*),
- *résolution de conflits SNP* (alignement de séquences d'ADN),
- *etc.*

où les instances à traiter peuvent être très grandes.

# Le Vertex Cover : quel(s) algorithm(e)s choisir ?

Il existe beaucoup d'algorithmes approchés pour le Vertex Cover.

(Inapproximabilité en dessous de  $10\sqrt{5} - 21 \approx 1.3606$ )

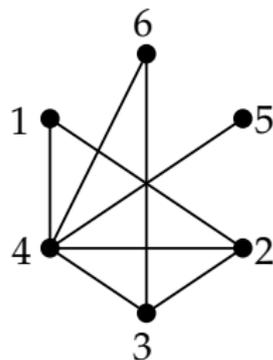
- Meilleur rapport connu :  $2 - \Theta\left(\frac{1}{\sqrt{\log n}}\right)$  (*G. Karakostas, 2005*);
- 2-approximation : ED, DFS, *programmation linéaire*;
- $H(\Delta)$ -approximation : *Maximum Degree Greedy*;
- $\Delta$ -approximation : LR.

→ Ils ne sont pas adaptés à notre modèle strict !

- 1 Traiter des données de grande taille : pourquoi et comment ?
- 2 Etude et analyse de trois algorithmes adaptés au modèle strict
- 3 Etude d'algorithmes adaptés au modèle relâché
- 4 Expérimentations sur de très gros graphes
- 5 Conclusion et perspectives

## Algorithme (LL)

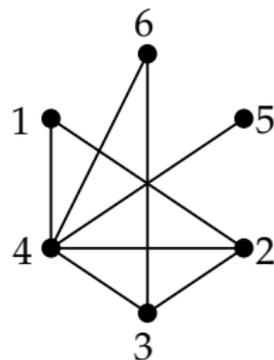
Soit  $G = (V, L, E)$  un *graphe étiqueté*.  $\forall u \in V$ ,  $u \in C$  ssi  $u$  possède au moins un *voisin droit*.



Étiquetage des sommets de 1 à  $n$ .

## Algorithme (LL)

Soit  $G = (V, L, E)$  un *graphe étiqueté*.  $\forall u \in V, u \in C$  ssi  $u$  possède au moins un *voisin droit*.



$2 \rightarrow 4, 1, 3$

$4 \rightarrow 3, 5, 2, 6, 1$

$1 \rightarrow 2, 4$

$6 \rightarrow 4, 3$

$3 \rightarrow 2, 6, 4$

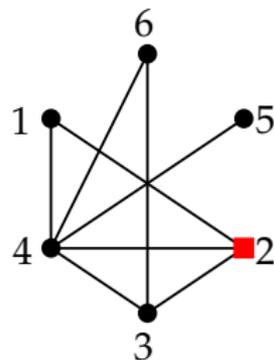
$5 \rightarrow 4$

Etiquetage des sommets de 1 à  $n$ .  
Stockage sous forme de *liste d'adjacence* :

- pour chaque sommet, accès aux *voisins*, récupérables au fur et à mesure.

## Algorithme (LL)

Soit  $G = (V, L, E)$  un *graphe étiqueté*.  $\forall u \in V, u \in C$  ssi  $u$  possède au moins un *voisin droit*.



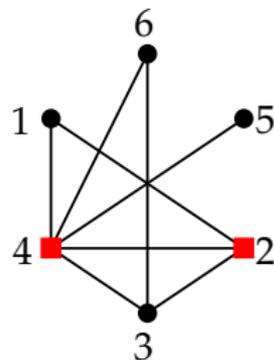
$2 \rightarrow 4, 1, 3$   
 $4 \rightarrow 3, 5, 2, 6, 1$   
 $1 \rightarrow 2, 4$   
 $6 \rightarrow 4, 3$   
 $3 \rightarrow 2, 6, 4$   
 $5 \rightarrow 4$

Etiquetage des sommets de 1 à  $n$ .  
Stockage sous forme de *liste d'adjacence* :

- pour chaque sommet, accès aux *voisins*, récupérables au fur et à mesure.

## Algorithme (LL)

Soit  $G = (V, L, E)$  un *graphe étiqueté*.  $\forall u \in V, u \in C$  ssi  $u$  possède au moins un *voisin droit*.



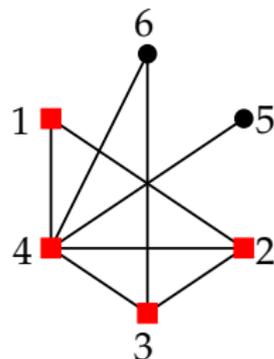
$2 \rightarrow 4, 1, 3$   
 $4 \rightarrow 3, 5, 2, 6, 1$   
 $1 \rightarrow 2, 4$   
 $6 \rightarrow 4, 3$   
 $3 \rightarrow 2, 6, 4$   
 $5 \rightarrow 4$

Etiquetage des sommets de 1 à  $n$ .  
Stockage sous forme de *liste d'adjacence* :

- pour chaque sommet, accès aux *voisins*, récupérables au fur et à mesure.

## Algorithme (LL)

Soit  $G = (V, L, E)$  un *graphe étiqueté*.  $\forall u \in V, u \in C$  ssi  $u$  possède au moins un *voisin droit*.



$2 \rightarrow 4, 1, 3$   
 $4 \rightarrow 3, 5, 2, 6, 1$   
 $1 \rightarrow 2, 4$   
 $6 \rightarrow 4, 3$   
 $3 \rightarrow 2, 6, 4$   
 $5 \rightarrow 4$

Étiquetage des sommets de 1 à  $n$ .  
Stockage sous forme de *liste d'adjacence* :

- pour chaque sommet, accès aux *voisins*, récupérables au fur et à mesure.

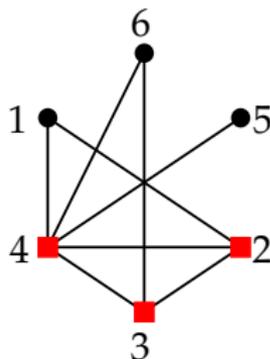
→ Résultat indépendant de l'ordre de récupération des sommets !

# Présentation de SLL (*Sorted-LL*)

## Algorithme (SLL)

Soit  $G = (V, L, E)$  un graphe étiqueté.  $\forall u \in V$ ,  $u \in C$  ssi  $u$  a au moins un voisin de *degré inférieur* **ou** un *voisin droit de même degré*.

→ Accès aux degrés des voisins.



2 → 4, 1, 3

4 → 3, 5, 2, 6, 1

1 → 2, 4

6 → 4, 3

3 → 2, 6, 4

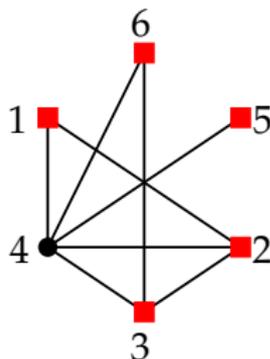
5 → 4

# Présentation de ASLL (*Anti Sorted-LL*)

## Algorithme (ASLL)

Soit  $G = (V, L, E)$  un graphe étiqueté.  $\forall u \in V$ ,  $u \in C$  ssi  $u$  possède au moins un voisin de *degré supérieur* **ou** un *voisin gauche de même degré*.

→ Accès aux degrés des voisins.



2 → 4, 1, 3

4 → 3, 5, 2, 6, 1

1 → 2, 4

6 → 4, 3

3 → 2, 6, 4

5 → 4

Inspirés par “*A list heuristic for Vertex Cover*” de *D. Avis et T. Imamura (ORL 2006)*.

Parcours du graphe *sommet par sommet*.  $\forall u \in V(G)$  :

- récupération de ses voisins 1 par 1 ;
  - comparaison du sommet  $u$  avec chacun de ses voisins.
- A la fin, on prend une décision **irrévocable**.

Inspirés par “*A list heuristic for Vertex Cover*” de *D. Avis et T. Imamura (ORL 2006)*.

Parcours du graphe *sommet par sommet*.  $\forall u \in V(G)$  :

- récupération de ses voisins 1 par 1 ;
- comparaison du sommet  $u$  avec chacun de ses voisins.

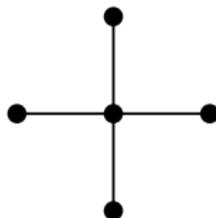
→ A la fin, on prend une décision **irrévocable**.

- 1 Le graphe n'est pas modifié.
- 2 On stocke un nombre constant de mots mémoire.

→  $\mathcal{O}(\log n)$  bits mémoire.

- 3 La solution est produite « à la volée ».

LL et ASLL : au moins  $\Delta$ -approché (borne atteinte sur les étoiles).



SLL :  $\left(\frac{\sqrt{\Delta}}{2} + \frac{3}{2}\right)$ -approché (*D. Avis et T. Imamura*).

→ *A priori*, SLL est meilleur que LL et ASLL.

Ces trois algorithmes (exécutés sur des graphes étiquetés) sont déterministes.

→ Peu importe l'ordre de traitement des sommets.

Ces trois algorithmes (exécutés sur des graphes étiquetés) sont déterministes.

→ Peu importe l'ordre de traitement des sommets.

→ Mais il existe  $n!$  manières d'étiqueter un graphe !

Comparaison en moyenne, en considérant *de manière équiprobable* les  $n!$  étiquetages possibles.

## Théorème

Soit  $G = (V, E)$  un graphe quelconque.

$$\mathbb{E}[\text{LL}(G)] = n - \sum_{u \in V} \frac{1}{d(u) + 1}$$

$$\mathbb{E}[\text{SLL}(G)] = n - \sum_{u \in S} \frac{1}{\sigma(u) + 1}$$

$$\mathbb{E}[\text{ASLL}(G)] = n - \sum_{u \in \bar{S}} \frac{1}{\sigma(u) + 1}$$

- $\sigma(u)$  : nombre de *voisins de même degré* que  $u$
- $S$  : sommets qui n'ont pas de *voisin de degré inférieur*
- $\bar{S}$  : sommets qui n'ont pas de *voisin de degré supérieur*

## Démonstration.

Nombre d'étiquetages tels que  $u \notin C_{LL}$  :

$$\binom{n}{d(u)+1} \cdot d(u)! \times (n - (d(u) + 1))! = \frac{n! \times d(u)!}{(d(u) + 1)!} \quad (1)$$

En divisant (1) par  $n!$ , on obtient bien

$$\mathbb{P}[u \notin C_{LL}] = \frac{1}{d(u) + 1}$$



- Les chemins  $P_n$  :

$$\mathbb{E}[\text{SLL}(P_n)] < \mathbb{E}[\text{LL}(P_n)] < \mathbb{E}[\text{ASLL}(P_n)]$$

$$\mathbb{E}[\text{SLL}(P_n)] = \frac{2n}{3} - \frac{2}{3}$$

$$\mathbb{E}[\text{LL}(P_n)] = \frac{2n}{3} - \frac{1}{3}$$

$$\mathbb{E}[\text{ASLL}(P_n)] = \frac{2n}{3} + \frac{1}{3}$$

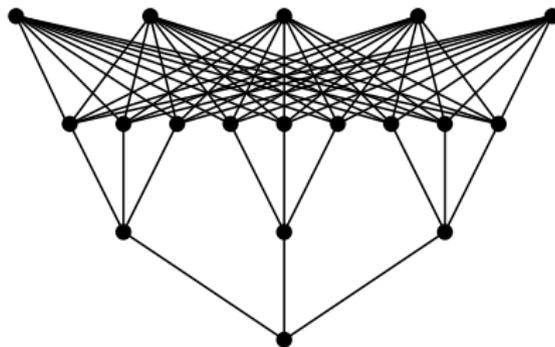
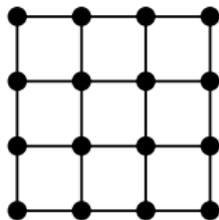


- Les grilles  $GR_{p \times q}$  :

$$\mathbb{E}[\text{LL}(GR_{p \times q})] < \mathbb{E}[\text{SLL}(GR_{p \times q})] < \mathbb{E}[\text{ASLL}(GR_{p \times q})]$$

- les graphes d'*Avis-Imamura* étendus  $AI_a^+$  :

$$\mathbb{E}[\text{ASLL}(AI_a^+)] < \mathbb{E}[\text{LL}(AI_a^+)] < \mathbb{E}[\text{SLL}(AI_a^+)]$$

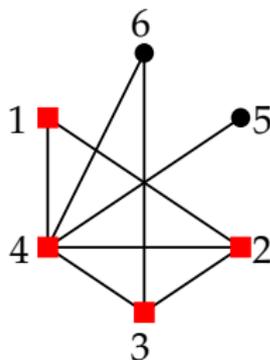


# Etude de la complexité

## Exemple avec LL

### Algorithme (LL)

Soit  $G = (V, L, E)$  un *graphe étiqueté*.  $\forall u \in V$ ,  $u \in C$  ssi  $u$  possède au moins un *voisin droit*.



2  $\rightarrow$  4, 1, 3

4  $\rightarrow$  3, 5, 2, 6, 1

1  $\rightarrow$  2, 4

6  $\rightarrow$  4, 3

3  $\rightarrow$  2, 6, 4

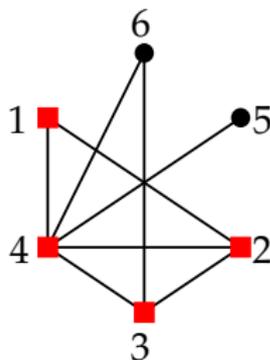
5  $\rightarrow$  4

# Etude de la complexité

Exemple avec LL

## Algorithme (LL)

Soit  $G = (V, L, E)$  un *graphe étiqueté*.  $\forall u \in V$ ,  $u \in C$  ssi  $u$  possède au moins un *voisin droit*.



2  $\rightarrow$  4, 1, 3

4  $\rightarrow$  3, 5, 2, 6, 1

1  $\rightarrow$  2, 4

6  $\rightarrow$  4, 3

3  $\rightarrow$  2, 6, 4

5  $\rightarrow$  4

Nombre de requêtes effectuées : 9

Une *requête* : récupération d'un voisin d'un sommet.

On considère *le pire ordre possible* sur **tous les étiquetages**.

## Théorème

*Le nombre maximum de requêtes effectuées par l'algorithme A sur le graphe G est*

$$m + |C_A^{\max}|$$

*avec  $|C_A^{\max}|$  : taille max d'une couverture retournée par A sur G.*

(A désigne à la fois LL, SLL et ASLL)

On considère *le pire ordre possible* sur **tous les étiquetages**.

## Théorème

*Le nombre maximum de requêtes effectuées par l'algorithme A sur le graphe G est*

$$m + |C_A^{\max}|$$

*avec  $|C_A^{\max}|$  : taille max d'une couverture retournée par A sur G.*

(A désigne à la fois LL, SLL et ASLL)

→ Borne max (pour les 3 algorithmes) :  $m + n - 1$

# Complexité en moyenne

On considère tous les ordres **sur un étiquetage donné**.

*Hypothèse d'équiprobabilité* des  $\prod_{u \in V} d(u)!$  ordres possibles.

# Complexité en moyenne

On considère tous les ordres **sur un étiquetage donné**.

*Hypothèse d'équiprobabilité* des  $\prod_{u \in V} d(u)!$  ordres possibles.

## Lemme

*Soit  $G = (V, L, E)$  un graphe étiqueté quelconque.*

$$\mathbb{E}[Q_{LL}(G, L)] = \sum_{u \notin C_{LL}} d(u) + \sum_{u \in C_{LL}} \frac{d(u) + 1}{d^+(u) + 1}$$

- $d^+(u)$  : nombre de voisins droits de  $u$

(Nombre moyen de tirages sans remise dans un sac)

(Formules équivalentes pour les algorithmes SLL et ASLL)

Hypothèse d'équiprobabilité des  $n!$  étiquetages possibles.

## Théorème

Soit  $G = (V, E)$  un graphe quelconque.

$$\mathbb{E}[Q_{LL}(G)] = \sum_{u \in V} H(d(u))$$

où  $H(n) = 1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{3} + \dots + \frac{1}{n}$  et  $H(0) = 0$  (nombre harmonique).

# Complexité en moyenne

Preuve pour LL

Soit  $u$  un sommet quelconque de  $G$ .

# Complexité en moyenne

Preuve pour LL

Soit  $u$  un sommet quelconque de  $G$ .

$\beta_k(u)$  : proportion d'étiquetages  $L \in \mathbb{L}(G)$  tels que  $d^+(u) = k$ .

# Complexité en moyenne

Preuve pour LL

Soit  $u$  un sommet quelconque de  $G$ .

$\beta_k(u)$  : proportion d'étiquetages  $L \in \mathbb{L}(G)$  tels que  $d^+(u) = k$ .

*Contribution* de  $u$  dans  $\mathbb{E}[Q_{LL}(G)]$  :

$$\beta_0(u) \cdot d(u) + \sum_{k=1}^{d(u)} \beta_k(u) \cdot \frac{d(u) + 1}{k + 1}$$

# Complexité en moyenne

Preuve pour LL

Soit  $u$  un sommet quelconque de  $G$ .

$\beta_k(u)$  : proportion d'étiquetages  $L \in \mathbb{L}(G)$  tels que  $d^+(u) = k$ .

*Contribution* de  $u$  dans  $\mathbb{E}[\mathbb{Q}_{LL}(G)]$  :

$$\beta_0(u) \cdot d(u) + \sum_{k=1}^{d(u)} \beta_k(u) \cdot \frac{d(u) + 1}{k + 1}$$

Il y a exactement

$$\binom{n}{d(u) + 1} \cdot d(u)! \times (n - (d(u) + 1))!$$

étiquetages pour lesquels  $d^+(u) = k$ .

# Complexité en moyenne

Preuve pour LL (suite)

$$\text{Donc } \forall k \in \{0, \dots, d(u)\}, \beta_k(u) = \frac{1}{d(u) + 1}$$

# Complexité en moyenne

Preuve pour LL (suite)

$$\text{Donc } \forall k \in \{0, \dots, d(u)\}, \beta_k(u) = \frac{1}{d(u) + 1}$$

On a donc

$$\begin{aligned} \beta_0(u) \cdot d(u) + \sum_{k=1}^{d(u)} \beta_k(u) \cdot \frac{d(u) + 1}{k + 1} &= \frac{d(u)}{d(u) + 1} + \sum_{k=1}^{d(u)} \frac{1}{k + 1} \\ &= \frac{d(u)}{d(u) + 1} + \sum_{k=2}^{d(u)+1} \frac{1}{k} \\ &= 1 + \sum_{k=2}^{d(u)} \frac{1}{k} = H(d(u)) \end{aligned}$$

# Application sur des familles de graphes

- Les étoiles  $S_n$  :

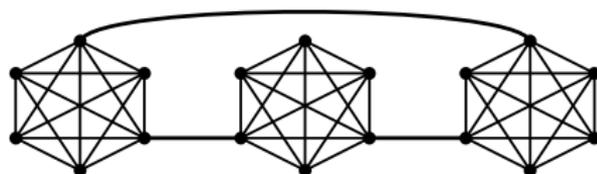
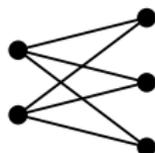
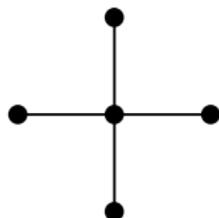
$$\mathbb{E}[\text{SLL}(S_n)] < \mathbb{E}[\text{LL}(S_n)] < \mathbb{E}[\text{ASLL}(S_n)]$$

- Les graphes bipartis complets  $K_{a,b}$  :

$$\mathbb{E}[\text{LL}(K_{a,b})] < \mathbb{E}[\text{SLL}(K_{a,b})] < \mathbb{E}[\text{ASLL}(K_{a,b})]$$

- les colliers  $CK_{l,w}$  :

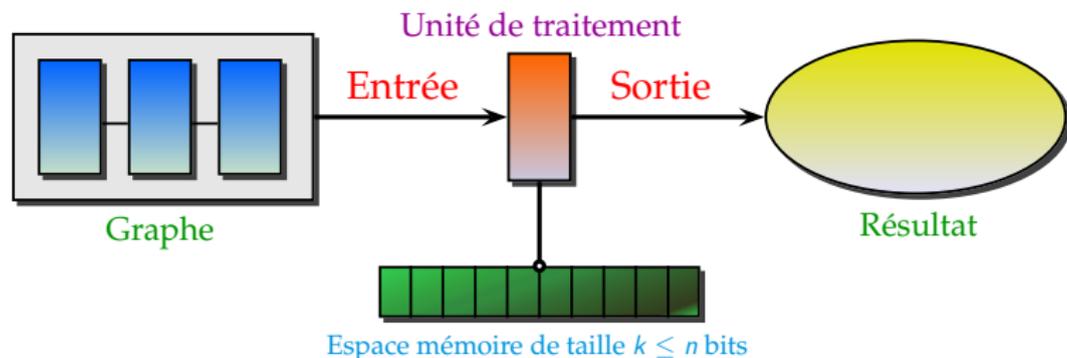
$$\mathbb{E}[\text{ASLL}(CK_{l,w})] < \mathbb{E}[\text{SLL}(CK_{l,w})] < \mathbb{E}[\text{LL}(CK_{l,w})]$$



- 1 Traiter des données de grande taille : pourquoi et comment ?
- 2 Etude et analyse de trois algorithmes adaptés au modèle strict
- 3 Etude d'algorithmes adaptés au modèle relâché**
- 4 Expérimentations sur de très gros graphes
- 5 Conclusion et perspectives

# Avec un peu plus de mémoire...

Modèle relâché



- $C_1$ . Pas de modification des données fournies en entrée : *intégrité* de l'instance.
- $C_2'$ . L'unité de traitement dispose d'une mémoire d'au plus  $n$  bits.
- $C_3$ . Envoi de la solution « à la volée » dans « Résultat ».

## Algorithme (LR)

Soit  $G = (V, E)$  un graphe.

- $C \leftarrow \emptyset$

Pour chaque sommet  $u \in V$  :

- si  $u \notin C$ , alors  $C \leftarrow C \cup N(u)$ .

- $N(u)$  : *voisins* de  $u$

## Algorithme (LR)

Soit  $G = (V, E)$  un graphe.

- $C \leftarrow \emptyset$

Pour chaque sommet  $u \in V$  :

- si  $u \notin C$ , alors  $C \leftarrow C \cup N(u)$ .

- $N(u)$  : voisins de  $u$

Nombre de requêtes effectuées par LR sur  $G$  pour retourner  $C_{LR}$  :

$$\sum_{u \notin C_{LR}} d(u)$$

# L'algorithme Pitt

Variante à *mémoire limitée* de l'algorithme probabiliste de *L. Pitt* (Yale, 1985).

## Algorithme (Pitt)

Soit  $\mathfrak{M}$  la mémoire de taille  $k$ .

Traiter les arêtes de  $G = (V, E)$  dans un ordre arbitraire.

Pour chaque arête  $uv \in E$ , si  $\{u, v\} \cap \mathfrak{M} = \emptyset$  :

- mettre  $u$  (resp.  $v$ ) dans la solution avec probabilité  $\frac{1}{2}$  ;
- l'ajouter à la mémoire (si  $|\mathfrak{M}| < k$ ).

# L'algorithme Pitt

Variante à *mémoire limitée* de l'algorithme probabiliste de *L. Pitt* (Yale, 1985).

## Algorithme (Pitt)

Soit  $\mathfrak{M}$  la mémoire de taille  $k$ .

Traiter les arêtes de  $G = (V, E)$  dans un ordre arbitraire.

Pour chaque arête  $uv \in E$ , si  $\{u, v\} \cap \mathfrak{M} = \emptyset$  :

- mettre  $u$  (resp.  $v$ ) dans la solution avec probabilité  $\frac{1}{2}$  ;
- l'ajouter à la mémoire (si  $|\mathfrak{M}| < k$ ).

• Si  $k = n$ ,  $\mathbb{E}[\text{Pitt}(G)] \leq 2 \cdot \text{OPT}(G)$  (démontré par *L. Pitt*)

• Si  $k = 0$ ,  $\mathbb{E}[\text{Pitt}(G)] = n - \sum_{u \in V} \frac{1}{2^{d(u)}}$

# L'algorithme Pitt

Si  $k = \frac{n}{2}$ , il peut être très mauvais *en moyenne*.

# L'algorithme Pitt

Si  $k = \frac{n}{2}$ , il peut être très mauvais *en moyenne*.

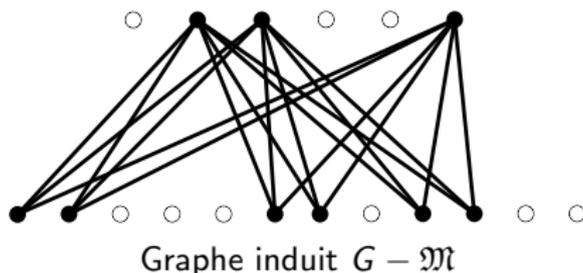
Lorsque la mémoire est pleine, Pitt travaille « en aveugle » sur les arêtes restantes.

# L'algorithme Pitt

Si  $k = \frac{n}{2}$ , il peut être très mauvais *en moyenne*.

Lorsque la mémoire est pleine, Pitt travaille « en aveugle » sur les arêtes restantes.

→ Si  $G - \mathfrak{M}$  a un degré minimum de 3, on retourne en moyenne  $\frac{7}{8}$  des sommets de  $V \setminus \mathfrak{M}$ .



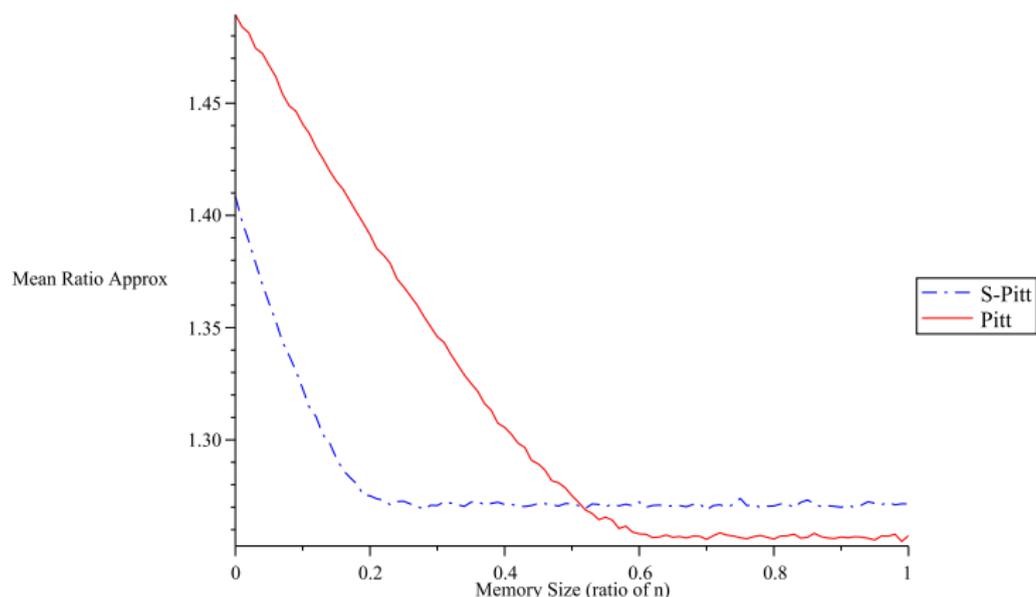
Apparition des arêtes  $uv \in E$  dans un ordre *lexicographique* :

- rangées par ordre croissant des sommets  $u$  ;
- $v > u$ .

Apparition des arêtes  $uv \in E$  dans un ordre *lexicographique* :

- rangées par ordre croissant des sommets  $u$  ;
  - $v > u$ .
- Pas besoin de stocker tous les sommets de la solution en mémoire.
- Meilleure gestion de la mémoire !

Dégradation possible de la qualité des solutions (par rapport à Pitt) :

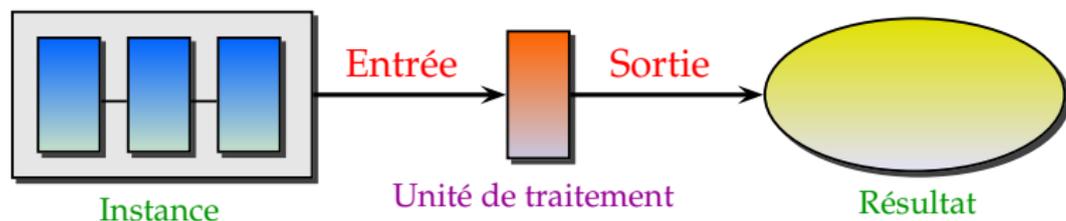


(Expérimentations réalisées sur des chemins de taille 100)

- 1 Traiter des données de grande taille : pourquoi et comment ?
- 2 Etude et analyse de trois algorithmes adaptés au modèle strict
- 3 Etude d'algorithmes adaptés au modèle relâché
- 4 Expérimentations sur de très gros graphes**
- 5 Conclusion et perspectives

# Mise en œuvre pratique

## Modèle expérimental



- **Instance** : stockée sur un disque dur externe.
- **Unité de traitement** : une machine standard (cet ordinateur!).
- **Résultat** : écrit « à la volée » sur un disque dur externe.

LR, ED, S-Pitt, LL, SLL et ASLL.

# Implémentation de six algorithmes

LR, ED, S-Pitt, LL, SLL et ASLL.

LR, ED et S-Pitt fonctionnent avec  $n$  bits mémoire.

# Implémentation de six algorithmes

LR, ED, S-Pitt, LL, SLL et ASLL.

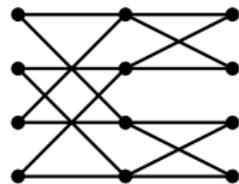
LR, ED et S-Pitt fonctionnent avec  $n$  bits mémoire.

SLL et ASLL ont besoin de calculer les degrés des voisins.

# Graphes générés

Des graphes peu denses (où  $n \in \mathcal{O}(m)$ ) :

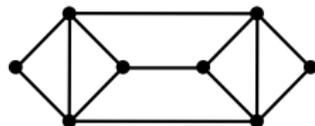
- des *ButterFly*;
- des graphes de *de Bruijn*;
- des grilles.



*ButterFly* de dimension 2

Des graphes denses (où  $n \in \Omega(\sqrt{m})$ ) :

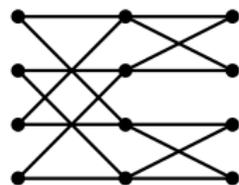
- des hypercubes ;
- des graphes bipartis complets ;
- des *split graphs* complets.



*de Bruijn* de dimension 3

Des graphes peu denses (où  $n \in \mathcal{O}(m)$ ) :

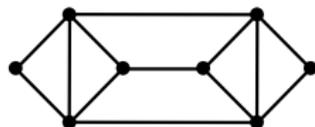
- des *ButterFly*;
- des graphes de *de Bruijn*;
- des grilles.



*ButterFly* de dimension 2

Des graphes denses (où  $n \in \Omega(\sqrt{m})$ ) :

- des hypercubes ;
- des graphes bipartis complets ;
- des *split graphs* complets.



*de Bruijn* de dimension 3

Pour quelles raisons avons-nous choisi ces graphes ?

- 1 Ils peuvent facilement être fabriqués « à la volée ».
- 2 Souvent,  $OPT(G) \leq \frac{n}{2}$

# Résultats obtenus sur des graphes peu denses

Exemple avec l'instance butterfly-28

$n$	$m$	$OPT$
7 784 628 224	15 032 385 540	3 758 096 384

Taille sur le disque : 282 Go

	Qualité ( $\times OPT$ )	Complexité ( $\times m$ )	Durées
LR	<b>1</b>	<b>0,99</b>	$\approx$ 1H12
ED	2	<b>0,61</b>	$\approx$ 1H16
S-Pitt	1,63	0,91	$\approx$ 1H19
LL	1,93	<b>1,03</b>	$\approx$ 1H21
SLL	1,92	<b>1,01</b>	$\approx$ <b>5H11</b>
ASLL	2	0,72	$\approx$ <b>3H39</b>

# Résultats obtenus sur des graphes denses

Exemple avec l'instance compbip-35000.500000

$n$	$m$	$OPT$
535 000	17 500 000 000	35 000

Taille sur le disque : 261 Go

	Qualité ( $\times OPT$ )	Complexité ( $\times m$ )	Durées
LR	14,28	1	$\approx$ 24 min
ED	2	0,93	$\approx$ 23 min
S-Pitt	2,01	<b>0,92</b>	$\approx$ 22 min
LL	<b>1</b>	1,001	$\approx$ 23 min
SLL	<b>1</b>	1,001	$\approx$ 6H12
ASLL	14,28	1,002	$\approx$ 6H12

Qualité de solution :

- ① LR est souvent le meilleur ;
- ② suivi de près par SLL ;
- ③ S-Pitt et LL sont moyens :  
→ « variabilité » de LL plus forte que S-Pitt.
- ④ ED et ASLL sont mauvais.

## Qualité de solution :

- 1 LR est souvent le meilleur ;
- 2 suivi de près par SLL ;
- 3 S-Pitt et LL sont moyens :  
→ « variabilité » de LL plus forte que S-Pitt.
- 4 ED et ASLL sont mauvais.

## Complexité :

- 1 ED est souvent le meilleur ;
- 2 LR atteint souvent  $m$  requêtes,  
→ mais il ne peut pas faire pire.  
→ LL, SLL et ASLL peuvent atteindre leurs bornes max ( $> m$ ).

# Observations générales

## Temps d'exécution

SLL et ASLL peuvent être beaucoup plus longs.

→ Calcul des degrés des voisins.

# Observations générales

## Temps d'exécution

SLL et ASLL peuvent être beaucoup plus longs.

→ Calcul des degrés des voisins.

Sur les graphes peu denses (où  $n \in \mathcal{O}(m)$ ), influencés en partie par :

- la qualité des solutions écrites ;
- le nombre de requêtes effectuées.

Sur les graphes denses, influencés surtout par le nombre de requêtes.

# Observations générales

## Temps d'exécution

SLL et ASLL peuvent être beaucoup plus longs.

→ Calcul des degrés des voisins.

Sur les graphes peu denses (où  $n \in \mathcal{O}(m)$ ), influencés en partie par :

- la qualité des solutions écrites ;
- le nombre de requêtes effectuées.

Sur les graphes denses, influencés surtout par le nombre de requêtes.

Autres aspects à prendre en compte :

- temps d'accès disque, gestion des tampons, *etc.*
- caractéristiques mises en avant dans le modèle *I/O-efficient*.

Sur l'instance `compbip-250000.380000`, de taille :

- $n = 630\ 000$  et  $m = 95\ 000\ 000\ 000$  (1,41 To sur disque),  
on peut exécuter (presque) tous les algorithmes.

Sur l'instance `compbip-250000.380000`, de taille :

- $n = 630\,000$  et  $m = 95\,000\,000\,000$  (1,41 To sur disque),  
on peut exécuter (presque) tous les algorithmes.

Mais, sur l'instance `butterfly-30` :

$n$	$m$
33 285 996 544	64 424 509 440

Taille sur le disque : 1,17 To

→ seul LL peut être exécuté sur notre machine (4 Go RAM) !  
(Temps d'exécution  $\approx$  5H48)

En dépit de ses performances, l'algorithme *le mieux adapté* est LL :

- pas besoin de calculer les degrés des voisins ;
- pas besoin d'allouer  $n$  bits en mémoire.

En dépit de ses performances, l'algorithme *le mieux adapté* est LL :

- pas besoin de calculer les degrés des voisins ;
- pas besoin d'allouer  $n$  bits en mémoire.

De plus, il peut facilement être parallélisé :

- amélioration de ses temps d'exécution ;

On pourrait alors :

- l'exécuter plusieurs fois (avec des labels différents) ;
- améliorer la qualité de ses résultats.

- 1 Traiter des données de grande taille : pourquoi et comment ?
- 2 Etude et analyse de trois algorithmes adaptés au modèle strict
- 3 Etude d'algorithmes adaptés au modèle relâché
- 4 Expérimentations sur de très gros graphes
- 5 Conclusion et perspectives

Analyse d'algorithmes en  $\mathcal{O}(\log n)$  bits mémoire (LL, SLL et ASLL) :

- qualité des solutions produites ;
- complexité en nombre de requêtes.

→ Aucun algorithme ne domine les autres !

Analyse d'algorithmes en  $\mathcal{O}(\log n)$  bits mémoire (LL, SLL et ASLL) :

- qualité des solutions produites ;
- complexité en nombre de requêtes.

→ Aucun algorithme ne domine les autres !

Analyse d'algorithmes en  $n$  bits mémoire :

- mauvais si espace mémoire  $< n$  (Pitt) ;
- meilleure gestion de la mémoire avec un ordre *lexicographique* ;

→ mais perte de qualité possible.

Mise en œuvre pratique sur de très gros graphes :

- taille max  $\approx$  100 milliards (1,4 To).
- Temps d'exécution *raisonnables* (moins d'une journée) ;

Meilleure qualité de solution : LR.

- Inutilisable si  $n$  est trop grand.

Mise en œuvre pratique sur de très gros graphes :

- taille max  $\approx$  100 milliards (1,4 To).
- Temps d'exécution *raisonnables* (moins d'une journée) ;

Meilleure qualité de solution : LR.

- Inutilisable si  $n$  est trop grand.

LL est le mieux adapté :

- exécutable sur toutes nos instances ;
- parallélisable, donc possibilité d'améliorer :
  - ses temps d'exécution ;
  - la qualité de ses solutions.

Poursuite des travaux théoriques :

- calcul de la *variance* de LL (et de la *skewness*);
- rapports d'approximation *moyens* des algorithmes;
- lier la quantité de mémoire disponible et la qualité.

Poursuite des travaux théoriques :

- calcul de la *variance* de LL (et de la *skewness*);
- rapports d'approximation *moyens* des algorithmes;
- lier la quantité de mémoire disponible et la qualité.

Expérimentations plus poussées avec LL :

- générer d'autres types de graphes;
- utiliser plusieurs machines;
- appliquer des *permutations* sur les labels.

Poursuite des travaux théoriques :

- calcul de la *variance* de LL (et de la *skewness*);
- rapports d'approximation *moyens* des algorithmes;
- lier la quantité de mémoire disponible et la qualité.

Expérimentations plus poussées avec LL :

- générer d'autres types de graphes;
- utiliser plusieurs machines;
- appliquer des *permutations* sur les labels.

A plus long terme :

- étudier d'autres variantes du Vertex Cover;
- étudier d'autres problèmes d'optimisation.

Merci de votre attention !

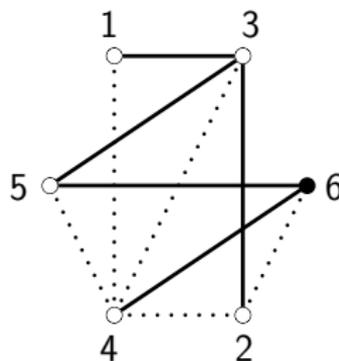
Avez-vous des questions ?

## Théorème

*Pour tout graphe  $G$ , il existe toujours un étiquetage  $L^*$  tel que LL retourne une solution optimale sur  $G = (V, L^*, E)$ .*

## Théorème

*Pour tout graphe connexe  $G$ , il existe toujours un étiquetage  $L_w$  tel que LL retourne une solution de taille  $n - 1$  sur  $G = (V, L_w, E)$ .*



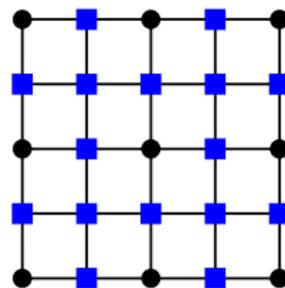
# Application sur des grilles $GR_{p \times q}$

$$\mathbb{E}[\text{LL}(GR_{p \times q})] = \frac{4n}{5} - \frac{p+q}{10} - \frac{2}{15}$$

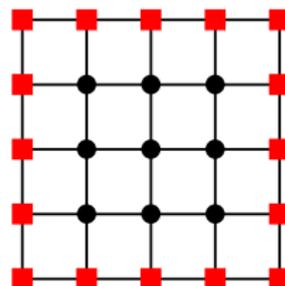
$$\mathbb{E}[\text{SLL}(GR_{p \times q})] = \frac{4n}{5} + \frac{2(p+q)}{15} - \frac{28}{15}$$

$$\mathbb{E}[\text{ASLL}(GR_{p \times q})] = \frac{4n}{5} + \frac{3(p+q)}{10} - \frac{8}{15}$$

$\rightarrow \forall p > 2$  et  $\forall q > 2$ .



SLL



ASLL

■ : Sommets  $\notin S$    ■ : Sommets  $\notin \bar{S}$

Extraite de « *Où le premier n'est pas toujours premier... Pièce probabiliste en trois actes pour des enfants de 10 ans* » (Educational Studies in Mathematics, 1976).

- *Combien faut-il tirer en moyenne de boules pour rencontrer la première boule noire ?*

## Démonstration.

Un sac avec  $p$  boules noires et  $n - p$  boules blanches : les boules noires partagent l'ensemble des boules blanches en  $p + 1$  parties.

Chaque partie contient en moyenne  $\frac{n-p}{p+1}$  boules blanches.

Il faut donc en tirer en moyenne

$$\frac{n-p}{p+1} + 1 = \frac{n-p+p+1}{p+1} = \frac{n+1}{p+1}$$

pour obtenir la première boule noire ! □

# Complexité moyenne

Formules des espérances pour SLL et ASLL

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[Q_{\text{SLL}}(G)] &= \sum_{u \in V} \frac{d(u) + 1}{\sigma(u) + 1} (H(d_{\text{inf}}(u) + \sigma(u) + 1) - H(d_{\text{inf}}(u))) \\ &\quad - \sum_{u | d_{\text{inf}}(u) = 0} \frac{1}{\sigma(u) + 1}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[Q_{\text{ASLL}}(G)] &= \sum_{u \in V} \frac{d(u) + 1}{\sigma(u) + 1} (H(d_{\text{sup}}(u) + \sigma(u) + 1) - H(d_{\text{sup}}(u))) \\ &\quad - \sum_{u | d_{\text{sup}}(u) = 0} \frac{1}{\sigma(u) + 1}\end{aligned}$$

En admettant que  $l > 1$  et  $w > 4$ , on a

$$\mathbb{E}[\mathcal{Q}_{ASLL}(CK_{l,w})] = n \cdot H(w) - \frac{5n}{18} + \frac{5l}{9}$$

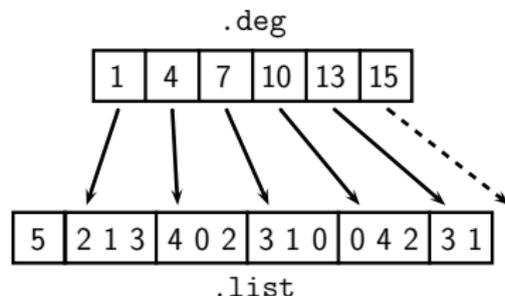
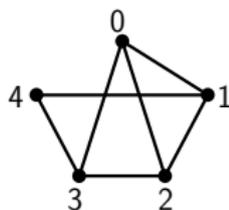
$$\mathbb{E}[\mathcal{Q}_{SLL}(CK_{l,w})] = n \cdot H(w-2) + \frac{2l}{3} \cdot \frac{3w^2 - 1}{w(w-1)} - l$$

$$\mathbb{E}[\mathcal{Q}_{LL}(CK_{l,w})] = n \cdot H(w-1) + \frac{2l}{w}$$

# Stockage et lecture d'un graphe

Stockage à l'aide de 2 fichiers :

- `.list` : succession des voisins des sommets (stockage de la valeur  $n$  au début)  $\rightarrow 2m + 1$  valeurs en tout ;
- `.deg` : pointeurs délimitant les voisins de chaque sommet (calcul des degrés)  $\rightarrow n + 1$  valeurs en tout.



- parcours du fichier `.list` à l'aide du fichier `.deg`
- possibilité d'« enjamber » des voisins dans le fichier `.list`