

4. Arbres couvrants et théorie de la complexité

25 Octobre 2023

- 1 Arbres couvrants
- 2 Théorie de la complexité

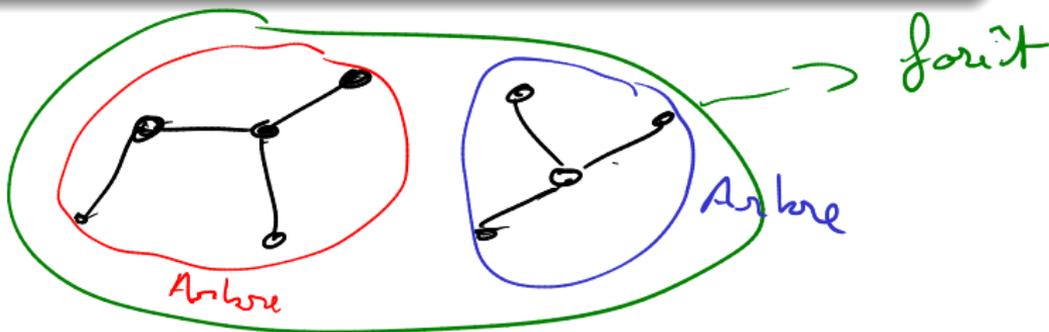
Rappel sur les arbres et forêts

- ▶ **Forêt** : graphe (non orienté) acyclique
- ▶ **Arbre** : graphe (non orienté) acyclique connexe

$\forall (u, v) \in V$
 \exists $u-v$ chemin

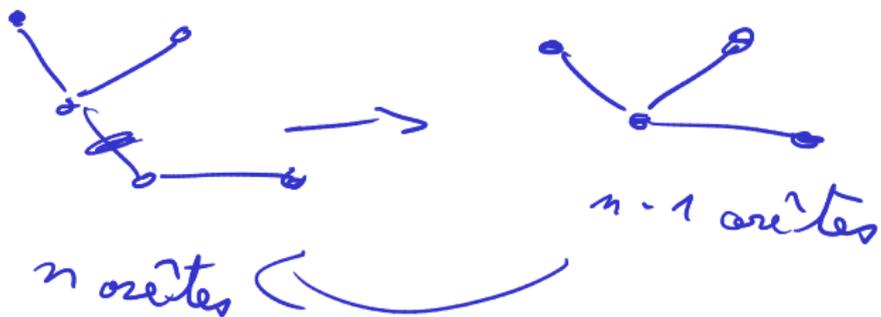
Proposition.

- ▶ Chaque composante connexe d'une forêt est un arbre.
- ▶ Un arbre avec n sommets possède exactement $n - 1$ arêtes.



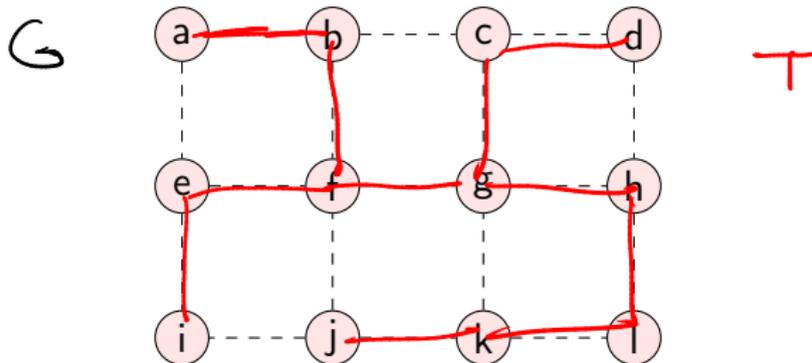
• $n = 1$: • 0 arêtes

• $n > 1$: Arbre avec $n + 1$ sommets



Arbre couvrant

Définition. Un arbre couvrant dans un graphe $G = (\underbrace{V, E}_{\text{graph}})$ est un arbre $T = (\underbrace{V, E'}_{\text{tree}})$ tel que $E' \subset E$.

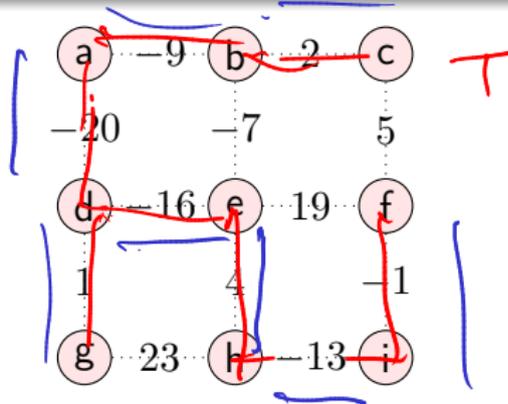


Problème d'arbre couvrant de poids minimum

Arbre couvrant de poids minimum

- ▶ **Instance.** Graphe non orienté $G = (V, E)$, poids $(c(e))_{e \in E}$.
- ▶ **Question.** Trouver un arbre couvrant $T = (V, E')$ de poids minimum

$$c(T) = \sum_{e \in E'} c(e)$$



Algorithme de Kruskal

$$G = (V, E)$$

1. Trier les arêtes $e \in E$ par coût croissant : $E = \{e_1, \dots, e_m\}$,
avec $c(e_i) \leq c(e_j)$ si $i < j$

Algorithme de Kruskal

$$G = (V, E)$$

1. Trier les arêtes $e \in E$ par coût croissant : $E = \{e_1, \dots, e_m\}$,
avec $c(e_i) \leq c(e_j)$ si $i < j$
2. $E'_0 = \emptyset$

Algorithme de Kruskal

$$G = (V, E)$$

1. Trier les arêtes $e \in E$ par coût croissant : $E = \{e_1, \dots, e_m\}$,
avec $c(e_i) \leq c(e_j)$ si $i < j$
2. $E'_0 = \emptyset$
3. Pour tout $i \in \{1, \dots, m\}$
 - ▶ Si $E'_{i-1} \cup \{e_i\}$ n'a pas de cycles : $E'_i = E'_{i-1} \cup \{e_i\}$
 - ▶ Sinon, $E'_i = E'_{i-1}$

Algorithme de Kruskal

$$G = (V, E)$$

1. Trier les arêtes $e \in E$ par coût croissant : $E = \{e_1, \dots, e_m\}$,
avec $c(e_i) \leq c(e_j)$ si $i < j$
2. $E'_0 = \emptyset$
3. Pour tout $i \in \{1, \dots, m\}$
 - ▶ Si $E'_{i-1} \cup \{e_i\}$ n'a pas de cycles : $E'_i = E'_{i-1} \cup \{e_i\}$
 - ▶ Sinon, $E'_i = E'_{i-1}$
4. Retourner $T = (V, E'_m)$

Algorithme de Kruskal

$$G = (V, E)$$

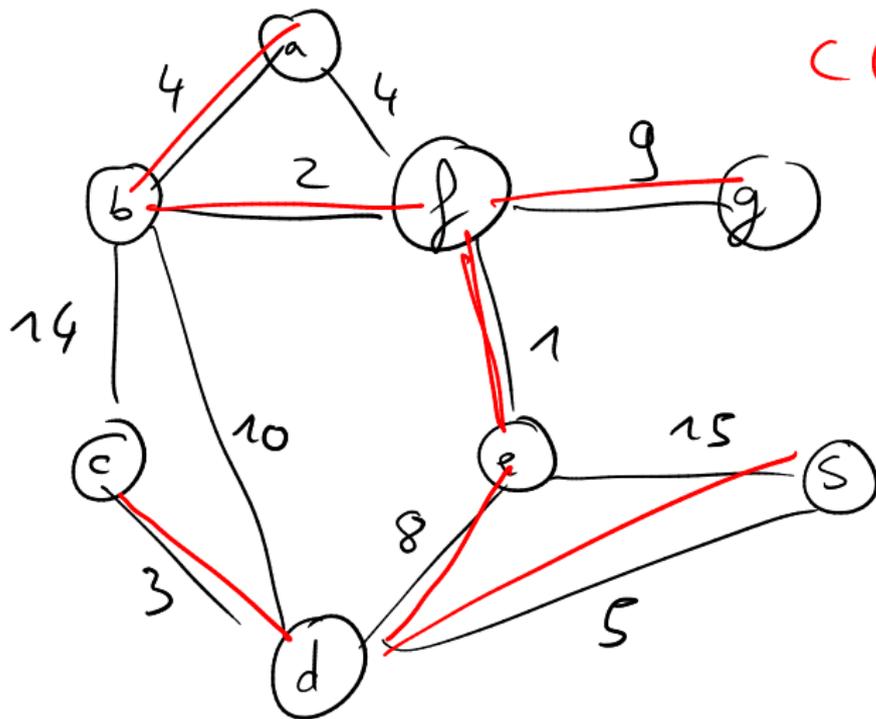
1. Trier les arêtes $e \in E$ par coût croissant : $E = \{e_1, \dots, e_m\}$,
avec $c(e_i) \leq c(e_j)$ si $i < j$
2. $E'_0 = \emptyset$
3. Pour tout $i \in \{1, \dots, m\}$
 - ▶ Si $E'_{i-1} \cup \{e_i\}$ n'a pas de cycles : $E'_i = E'_{i-1} \cup \{e_i\}$
 - ▶ Sinon, $E'_i = E'_{i-1}$
4. Retourner $T = (V, E'_m)$

Proposition. Si G est connexe, l'algorithme de Kruskal retourne un arbre couvrant de poids minimum en $\mathcal{O}(|E| \cdot \log |E|)$
(= $\mathcal{O}(|E| \cdot \log |V|)$)

Algorithme de Kruskal : exercice 4.2 $\tau = (V, E)$

G

$C(\tau) = 23$

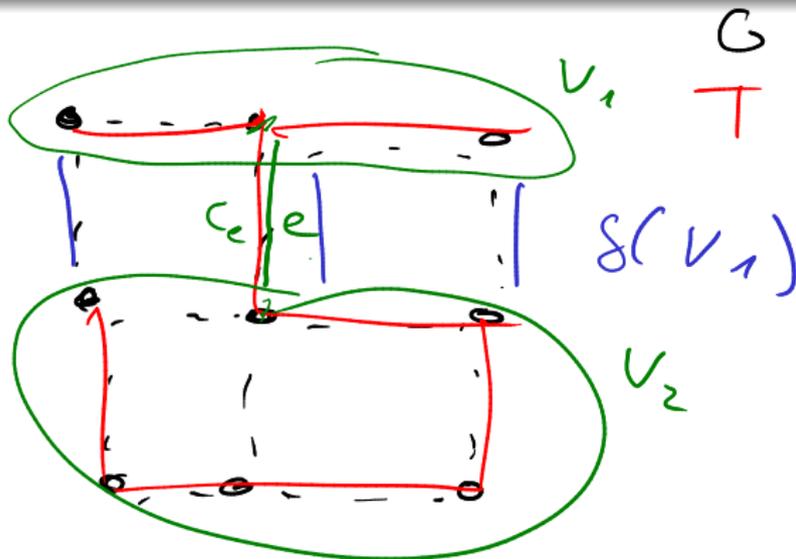


$$G = (V, E)$$

Proposition intermédiaire

$$\delta(V_1) = \{ (u, v) \in E \mid u \in V_1, v \notin V_1 \}$$

Proposition. Un arbre couvrant $T = (V, E')$ est de coût minimum ssi pour tout $e \in E'$, e est l'arête de poids minimale de la coupe $\delta(V_1)$ entre les deux composantes connexes V_1 et V_2 de $(V, E' \setminus \{e\})$.



Preuve = (V, E')

⇒ T de coût minimum.

Si $e \in E$, $e' \in \delta(v_1)$ tq $c_{e'} < c_e$

$$T' = (V, E' \setminus \{e\} \cup \{e'\})$$

$$c(T') = c(T) - c_e + c_{e'} < c(T)$$

⇐ T_0 arbre couvrant de coût min A traverser

les arêtes différentes par rapport à T

itérativement $T_k = T$ de coût min

Preuve de Kruskal

- A chaque itération $T_i = (V, E_i)$ est une forêt.
- A la fin T_m est un arbre couvrant
- T_m est de poids minimal d'après la proposition

Preuve de Kruskal

- 1 Arbres couvrants
- 2 Théorie de la complexité

Quelques définitions

Problème de décision (P)

- ▶ **Instance.** données/input
- ▶ **Question.** réponse par oui ou non pour l'instance

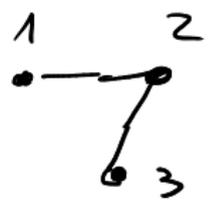
Quelques définitions $2^{p-1} \leq n \leq 2^p - 1$
 $\log_2(n+1) \leq p$
 $\frac{10}{2^{21}} \frac{1000}{2^{17}}$

Problème de décision (P)

- ▶ **Instance.** données/input
- ▶ **Question.** réponse par oui ou non pour l'instance

Taille d'une instance. Taille binaire $|I|_2$

- ▶ Taille d'un entier naturel n ? $\rightarrow \lceil \log_2(n+1) \rceil$
- ▶ Taille d'un graphe $G = (V, E)$? $\rightarrow |V|^2$
- ▶ Taille d'un graphe $G = (V, E)$ pondéré par c



Matrice d'adjacence : M de taille $|V| \times |V|$

$M_{ij} = 1$ si $(i, j) \in E$
 0 sinon

$M = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$

Quelques définitions

Problème de décision (P)

- ▶ **Instance.** données/input
- ▶ **Question.** réponse par oui ou non pour l'instance

Taille d'une instance. Taille binaire $|I|_2$

- ▶ Taille d'un entier naturel n ? $\rightarrow \lceil \log_2(n+1) \rceil$
- ▶ Taille d'un graphe $G = (V, E)$? $\rightarrow |V|^2$
- ▶ Taille d'un graphe $G = (V, E)$ pondéré par c ?
 $\rightarrow \sum_{(i,j) \in A} \lceil \log_2(c_{i,j} + 1) \rceil$ (+ $|V|^2$)

Un algorithme \mathcal{A} est dit **polynomial** s'il trouve la solution de toute instance I en $\mathcal{O}(Q(|I|_2))$, avec Q un polynôme.

Exemples : Dijkstra

Algorithme de Dijkstra : $\mathcal{O}(n^2)$ ($n = |V|$)

$$|I|_2 = \sum_{i,j} \lceil \log_2(c_{ij} + 1) \rceil$$

Exemples : Dijkstra

Algorithme de Dijkstra : $\mathcal{O}(n^2)$

$$|I| = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \underbrace{[\log_2(c_{i,j} + 1)]}_{\geq 1} \geq n^2$$

$+ n^2$

Soit $Q(x) = x$.

On a $Q(n^2) \leq Q(|I|)$, i.e. $\underline{n^2} \leq \underline{Q(|I|)}$

donc complexité(\mathcal{A}) = $\mathcal{O}(Q(|I|))$ car $\mathcal{O}(n^2)$

\implies Dijkstra est polynomial.

Exemples : test de primalité

Pour tester si n est premier, on essaie de la diviser par tous les entier de 1 à \sqrt{n} : $\mathcal{O}(\sqrt{n})$

Exemples : test de primalité

Pour tester si n est premier, on essaie de la diviser par tous les entier de 1 à \sqrt{n} : $\mathcal{O}(\sqrt{n})$

$$|I| = \lceil \log_2(n + 1) \rceil \simeq \log_2(n)$$

$$\sqrt{n} = \sqrt{2^{\log_2 n}} = 2^{\frac{|I|}{2}} \implies \text{non polynomial}$$

Classification des problèmes

On souhaite séparer les problèmes "faciles" et "difficiles", pour savoir quel type de méthode utiliser :

- ▶ Problème "facile" \implies algorithme exact
- ▶ Problème "difficile" \implies approximation/heuristique

Classification des problèmes

On souhaite séparer les problèmes "faciles" et "difficiles", pour savoir quel type de méthode utiliser :

- ▶ Problème "facile" \implies algorithme exact
- ▶ Problème "difficile" \implies approximation/heuristique

Facile	Difficile
Cycle eulérien	Cycle Hamiltonien
Plus court chemin avec $c > 0$	Plus court chemin avec $c < 0$
Arbre couvrant de poids min	Arbre de Steiner
Vehicle scheduling (flots)	Stochastic Vehicle Scheduling

Classe \mathcal{P} (polynomial)

Un problème est dit **polynomial** s'il existe un algorithme polynomial le résolvant.

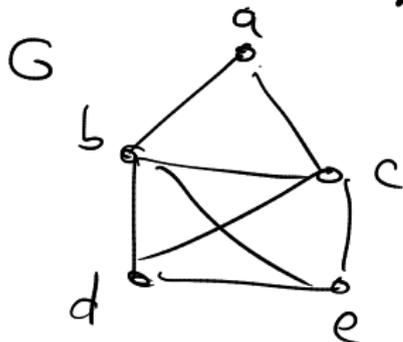
Définition. $\mathcal{P} = \{\text{problèmes polynomiaux}\}$ (problèmes "faciles").

Classe \mathcal{NP} (non deterministic polynomial)

Définition. $\mathcal{NP} = \{ \text{problèmes de décision pour lesquels on peut vérifier qu'une instance positive admet bien la réponse "oui" en temps polynomial à l'aide d'un certificat proposé par un devin} \}$

Cycle Hamiltonien $\in \mathcal{NP}$

Certificat = un cycle hamiltonien



certificat : $(a b d e c)$

Conjecture $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$

Théorème. $\mathcal{P} \subset \mathcal{NP}$

Transformations polynomiales



Soit D et D' deux problèmes de décision. On dit que \underline{D} se transforme/réduit polynomialement en \underline{D}' s'il existe une application φ vérifiant :

1. $\forall I$ instance de D , $\varphi(I)$ est une instance de D'
2. $\forall I$ instance de D , I et $\varphi(I)$ admettent la même réponse
3. φ est polynomial

On écrit alors $D \prec D'$.

Interprétation de $D \prec D'$: D' est au moins aussi difficile que D .

Proposition. Si $\underline{D'}$ est polynomial et $D \prec D'$, alors D est polynomial

Classe \mathcal{NP} -complet

Définition. Un problème de décision D est \mathcal{NP} -complet si :

1. $D \in \mathcal{NP}$
2. $\forall D' \in \mathcal{NP}, D' \preceq D$ (i.e. D est au moins aussi difficile que tous les problèmes de \mathcal{NP})

Comment montrer qu'un problème est \mathcal{NP} -complet ?

Classe \mathcal{NP} -complet

Définition. Un problème de décision D est \mathcal{NP} -complet si :

1. $D \in \mathcal{NP}$
2. $\forall D' \in \mathcal{NP}, D' \prec D$ (i.e. D est au moins aussi difficile que tous les problèmes de \mathcal{NP})

Comment montrer qu'un problème est \mathcal{NP} -complet ?

Théorème. Soit D un problème de décision. Si on a :

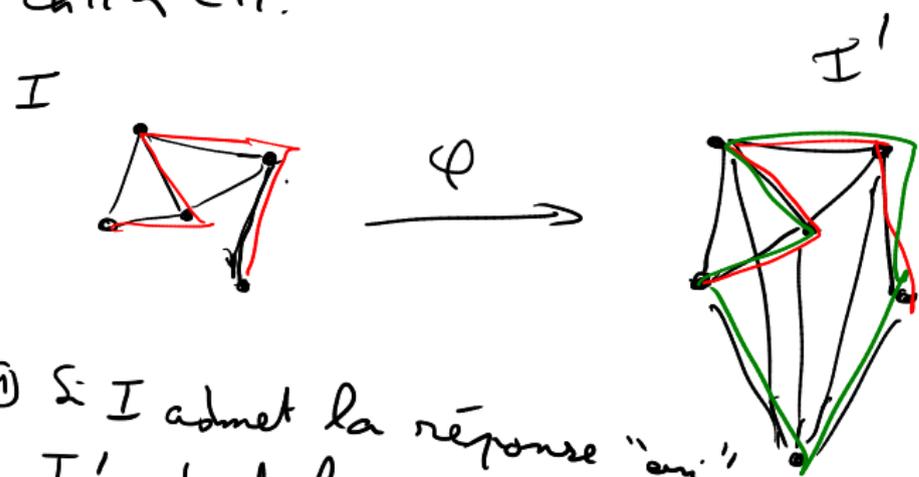
1. $D \in \mathcal{NP}$
2. $D' \prec D$ avec D' un problème \mathcal{NP} -complet.

Alors D est \mathcal{NP} -complet.

Exemple : 3.20

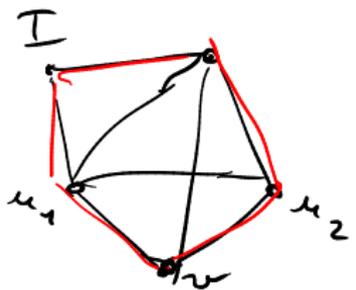
Cycle Hamiltonien = CH
Chemin ————— = CH

• $CH \prec CH$:

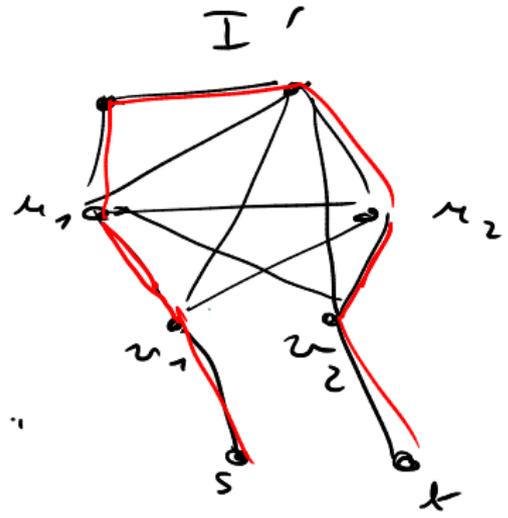


- ① Si I admet la réponse "oui"
 I' admet la réponse "oui"
- ② Si I' admet la réponse "oui"
 I admet la réponse "oui"

CH & CH:



φ



• Si I admet la réponse "oui"

on a un cycle $v u_1 \equiv u_2 v$

Dans I', on rélectifonne $u_1 v_1$ et $u_2 v_2$

on construit le chemin

$s v_1 u_1 \equiv u_2 v_2 t$

I' admet la réponse "oui"

Classe \mathcal{NP} -difficile

$$PO: I$$

$$: \min_{x \in X(I)} C(x)$$

$$PD: \bullet \underline{I}, \underline{K}$$

$$\bullet \text{ existe-t-il } x \in X(I) \text{ tq } \underline{C(x)} \leq \underline{K}?$$

Définition. Un problème d'optimisation est \mathcal{NP} -difficile s'il est au moins aussi difficile que tous les problèmes de \mathcal{NP} .

Rappel : b -flot

Definition. Soit $D = (V, A)$ un graphe orienté, $\ell : A \rightarrow \mathbb{R}_+$ et $u : A \rightarrow \mathbb{R}_+$ des capacités telles que $\ell \leq u$, et $b : V \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction telle que $\sum_{v \in V} b(v) = 0$.

Un b -flot est une application $f : A \rightarrow \mathbb{R}_+$ telle que :

$$\forall v \in V, \sum_{a \in \delta^+(v)} f(a) - \sum_{a \in \delta^-(v)} f(a) = b(v)$$

Et pour tout $a \in A$:

$$\ell(a) \leq f(a) \leq u(a)$$

Une circulation est un b -flot avec $b = 0$.

Rappel : b -flot de coût minimum

Soit une fonction de coût $c : A \rightarrow \mathbb{R}$, le **coût d'un b -flot f** est :

$$\sum_{a \in A} c(a) f(a)$$

Minimum cost flow

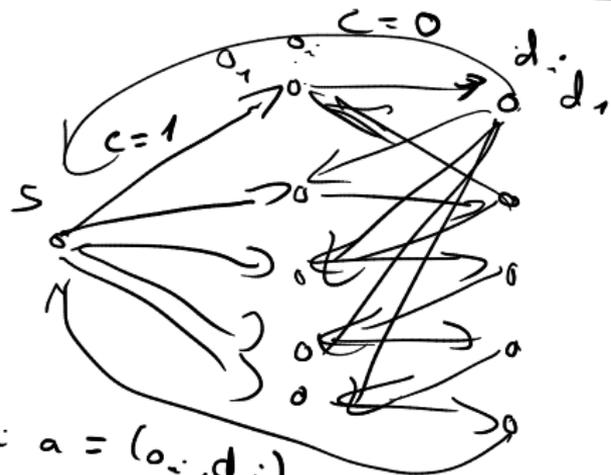
- ▶ **Instance.** Un graphe orienté $D = (V, A)$, $\ell : A \rightarrow \mathbb{R}_+$ et $u : A \rightarrow \mathbb{R}_+$ des capacités telles que $\ell \leq u$, $b : V \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction telle que $\sum_v b(v) = 0$, et une fonction de coût $c : A \rightarrow \mathbb{R}$.
- ▶ **Question.** Un b -flot de coût minimum.

6.13 / p trajets

$i \in [p]$, départ o_i , arrivée d_i

heure de départ h_i , durée t_i

τ_{ji} : temps de trajet entre d_j et o_i



$$\forall i, (o_i, d_i) \in A$$

$$\forall i, (s, o_i) \in A, (d_i, s) \notin A$$

$$\forall i, j, (d_i, o_j) \in A$$

si $\underbrace{h_i + t_i + \tau_{ij}}_{\text{heure d'arrivée en } d_i} \leq h_j$

heure d'arrivée en

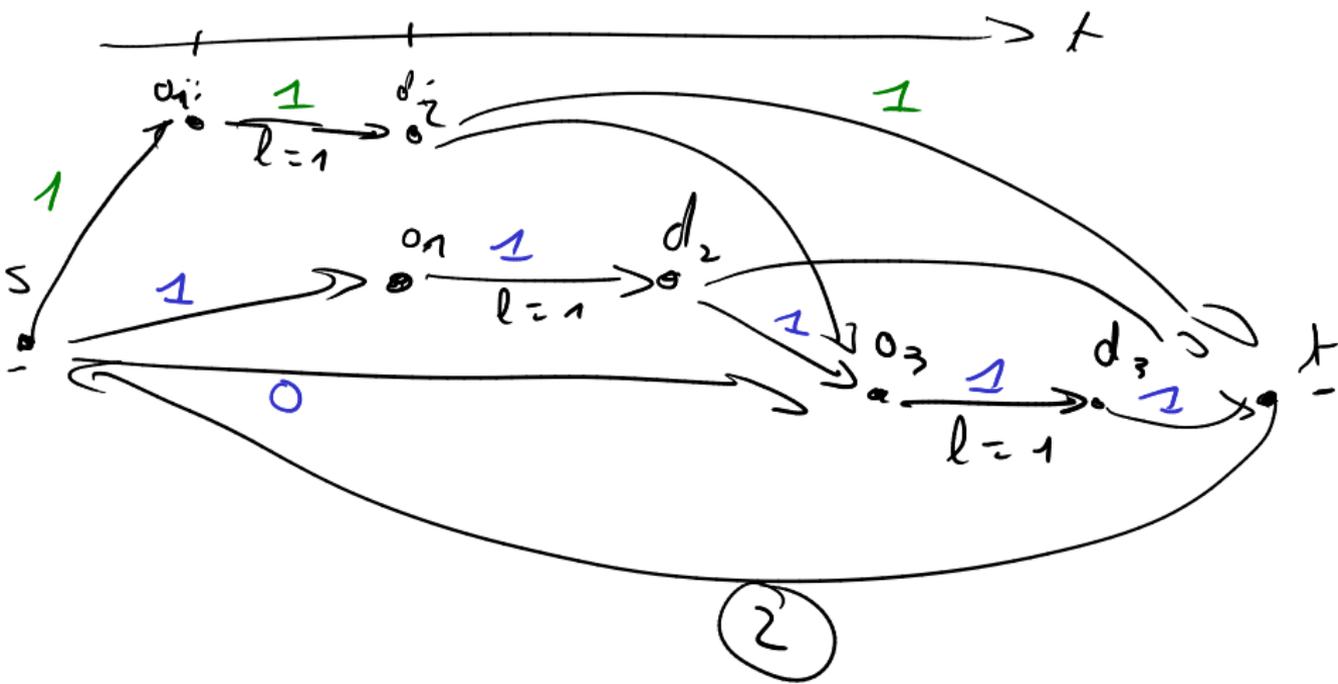
$$\forall i, b(o_i) = 0, b(d_i) = 0$$

Si $a = (o_i, d_i)$

$l(a) = 1$

Simon
 $l(a) = 0$

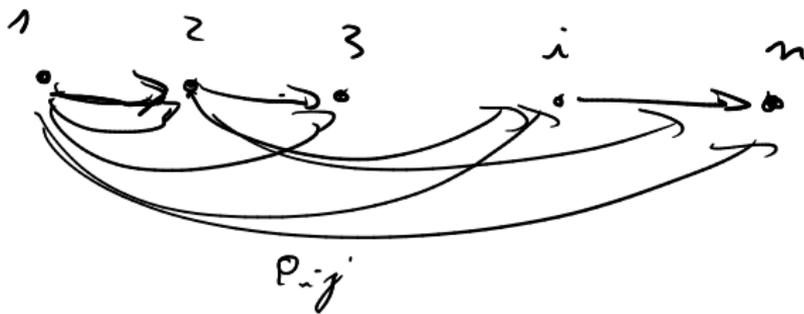
$u = +\infty$



$$\underline{S.10} / V = [1, n]$$

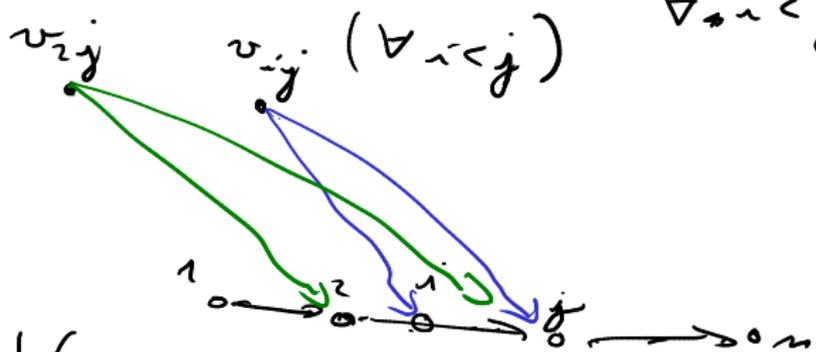
$$A = \{(i, j) \mid i < j\}$$

$$c(i, j) = p_{i, j}$$



$$u(i, j) = d_{i, j} \quad l(i, j) = 0$$

\Rightarrow ne marche pas



$$\forall i < j, \begin{cases} (v_{ij}, i) \in A \\ (v_{ij}, j) \in A \end{cases}$$

$$(i, i+1) \in A$$

$$\underline{b(v_{ij}) = d_{ij}}, \quad \begin{cases} c((v_{ij}, i)) = -c_{ij} \\ c((v_{ij}, j)) = 0 \end{cases}$$

$$u(i, i+1) = B, \quad l = 0$$

$$\underline{b(j) = -\sum_{i < j} d_{ij}} \quad \forall v \in V, \quad \sum b(v) = 0$$