

INFO-F203 - Algorithmique 2: Projet 1

Rapport

Pascal Tribel
Noémie Muller

14 novembre 2018

Sommaire

I	Sous-arbre de poids maximum	2
1	Introduction	2
2	Choix d'implémentation	2
2.1	La classe "Tree"	2
2.1.1	La méthode somme	2
2.2	La fonction maxSubTree	2
3	Conclusion	2
II	Les hypergraphes et hypertrees	3
4	Introduction	3
5	Choix d'implémentation	3
5.1	Les classes	3
5.1.1	La classe HyperNode	3
5.1.2	La classe HyperArete	3
5.1.3	La classe HyperGraph	3
5.1.4	La classe Node	3
5.1.5	La classe Graph	3
5.2	Les fonctions	3
5.2.1	incidenceGraph	3
5.2.2	primalGraph	4
5.2.3	dualGraph	4
5.2.4	LexOrder	4
5.2.5	getMaximalCliqueFromNode	4
5.2.6	getMaximalCliques	4
5.2.7	areCliquesHyperAretes	4
5.2.8	isChordal	4
5.2.9	isAlphaAcyclic	4
5.2.10	isHyperTree	5
6	Conclusion	5

Première partie

Sous-arbre de poids maximum

1 Introduction

2 Choix d'implémentation

2.1 La classe "Tree"

La classe Tree a été implémentée sous forme d'un arbre récursif, où les enfants d'un noeud sont eux-mêmes un arbre, stockés dans une liste. Si cette liste est vide, on est alors confronté à une feuille. L'intérêt de cette implémentation est d'une part que le code est tout à fait compréhensible et lisible, et que la plupart des opérations se font avec une complexité raisonnable.

2.1.1 La méthode somme

Cette méthode donne la valeur de la somme de tous les noeuds d'un arbre (c'est-à-dire la somme des sommes de ses sous-arbres). Cette opération de visite qu'une fois chaque noeud, et donc s'exécute avec une complexité de $O(n)$ pour n le nombre de noeuds de l'arbre.

2.2 La fonction maxSubTree

Cette fonction détermine le sous-arbre maximum de l'arbre passé en paramètre. Sa complexité s'exprime en $O(n^2)$ pour n le nombre de noeuds de l'arbre (en effet, chaque noeud n'est visité qu'une fois, pour calculer la somme du sous-arbre dont il est racine).

3 Conclusion

L'implémentation de cet exercice a été faite de manière à être la plus compréhensible possible, c'est pourquoi nous n'avons pas utilisé de modules externes. L'objectif était d'entièrement contrôler nos structures de données, en permettant ainsi de nous assurer de sa clarté et de son efficacité.

Deuxième partie

Les hypergraphes et hypertrees

4 Introduction

Pour cet exercice, comme pour le précédent, nous avons décidé d'implémenter nous-même les classes, les méthodes et les fonctions, au lieu de les emprunter à des modules. En effet, au-delà de l'intelligibilité du code écrit, cela nous a permis d'entièrement contrôler l'exécution de notre programme. Évidemment, ce choix comporte ses inconvénients : nous ne pouvons être certains d'avoir écrit les algorithmes les plus efficaces, et nous sommes limités quant aux représentations graphiques qui nous sont permises. Néanmoins, il nous a semblé que notre compréhension primait sur ces-dits inconvénients.

5 Choix d'implémentation

5.1 Les classes

5.1.1 La classe HyperNode

Cette classe hérite de la classe Node, car un hyper-noeud est un noeud qui appartient à une hyper-arête. La complexité de toutes ses méthodes s'exprime en $O(1)$.

5.1.2 La classe HyperArete

A l'initialisation d'un objet de cette classe, on va marquer dans chaque hyper-noeud de l'hyper-arête qu'il appartient à celle-ci. Aussi, la création d'un tel objet s'exécute avec une complexité exprimée en $O(n)$, pour n le nombre de noeuds qu'il contient. Il en va de même pour la fonction d'affichage. Toutes les autres méthodes s'exécutent en $O(1)$.

Le lecteur peut s'étonner de ne voir aucun setter pour cette classe. En effet, nous n'avons pas prévu que la classe serait utilisée en dehors du contexte que nous prévoyons, et de ce fait, un setter n'est pas requis.

5.1.3 La classe HyperGraph

Dernière classe de la famille des "hyper", elle est définie par les hyper-noeuds et les hyper-arêtes qu'elle contient. Ses méthodes d'expriment toutes en $O(1)$, sauf sont affichage, qui dépend de l'affichage de chacune de ses hyper-arêtes. Cette méthode d'affichage s'exprime donc avec une complexité de $O(n * m)$, pour n le nombre d'hyper-arêtes et m le nombre d'hyper-noeuds de l'hyper-graphe.

5.1.4 La classe Node

Toutes les méthodes de la classe Node se font en $O(1)$. Cette classe est utilisée à la fois dans la classe *Graph*, et dans la classe *HyperNode* qui hérite d'elle.

5.1.5 La classe Graph

La classe *Graph* consiste en un dictionnaire dont les clés sont des noeuds, et les valeurs pointées par ces clés sont les noeuds reliés par une seule arête à ce noeud. L'initialisation d'un graphe se fait en $O(1)$. Son affichage, dans le pire des cas (dans le cas d'un graphe complet), se fait en $O(n^2)$. Toutes les autres méthodes de cette classe se font en $O(1)$, car elles ne sont constituées que d'instruction simples et/ou de structures conditionnelles.

5.2 Les fonctions

Dans cette sous-partie, nous allons étudier l'implémentation et le comportement des différentes fonctions nécessaires pour la grande fonction de cette partie : *isHyperTree()*.

5.2.1 incidenceGraph

Cette fonction permet de créer le graphe d'incidence de l'hyperGraph passé en paramètre. Le pire des cas se présentant ici, est le cas où tous les noeuds (de nombre n) appartiennent à des hyper-arêtes contenant $n-1$ noeuds. En effet, nous partons du principe que deux hyper-arêtes contenant exactement les mêmes noeuds n sont en fait la même hyper-arête. Dans ce cas, il y a n noeuds et n hyper-arêtes, et la fonction est alors d'une complexité de $O(n^2)$. Dans le meilleur des cas, où chaque noeud n'appartient à aucune hyper-arête, alors la complexité est de $O(n)$.

5.2.2 primalGraph

Cette fonction crée le graphe primal de l'hyperGraph passé en paramètre. Le pire des cas, comme pour la fonction précédente, est le cas où tous les noeuds (de nombre n) appartiennent à des hyper-arêtes contenant $n-1$ noeuds. Seulement, pour cette fonction, la complexité dans ce pire cas est alors de $O(n^3)$, car pour chaque noeud (si n est le nombre de noeuds), on regarde chaque hyper-arête (du nombre de $n-1$), puis on regarde tous les autres noeuds de cette hyper-arête (dont le nombre est de $n-1$ aussi). Le total tend alors vers n^3 .

5.2.3 dualGraph

Cette fonction permet de créer l'hyperGraphe dual de l'hyperGraph passé en paramètre. Le pire des cas se présentant ici, est le cas où tous les noeuds (de nombre n) appartiennent à des hyper-arêtes contenant $n-1$ noeuds. Dans ce cas, il y a n noeuds et n hyper-arêtes, et la fonction est alors d'une complexité de $O(n^2)$. Dans le meilleur des cas, où chaque noeud n'appartient à aucune hyper-arête, alors la complexité est de $O(n)$.

5.2.4 LexOrder

Cette fonction réalise un ordonnancement Lexicographique. Elle exécute au plus n fois des opérations de complexité $O(1)$, sauf pour la fonction `isInSubset`, qui elle a une complexité dans le tous les cas de $O(n)$. Dans le pire des cas, la complexité de cette fonction est alors de $O(n^2)$.

5.2.5 getMaximalCliqueFromNode

La complexité dans le pire des cas de cette fonction est grande : si le graphe est complet, alors, sa complexité s'exprime en $O(n^4)$: en effet, chaque noeud est ajouté une fois (n), puis on teste si le graphe est complet (au plus n^3). On conservera néanmoins cette implémentation car dans le cas moyen, le graphe est loin d'être complet, et dès lors sa complexité est loin d'être aussi grande.

5.2.6 getMaximalCliques

Cette fonction renvoie les cliques maximales du graphe passé en paramètre, de taille 2 au minimum. Pour n le nombre de noeuds du graphe, elle exécute n fois des opérations en temps constant, sauf pour `getMaximalCliqueFromNode`, dont la complexité est de $O(n^4)$ dans le pire des cas (voir plus haut), d'où sa complexité est de $O(n^5)$. Fort heureusement, ce pire des cas est bien rare, et le cas moyen est largement au-dessous en terme de complexité.

5.2.7 areCliquesHyperAretes

Cette fonction se sert du résultat de `getMaximalCliques`, et vérifie si toutes ces cliques maximales sont aussi des hyper-arêtes dans l'hyperGraph de base. Le pire des cas se présente comme suit : les cliques sont des paires de noeuds, disjointes, tel que le nombre de cliques est de $n/2$ avec n le nombre de noeuds. Dès lors, pour m le nombre d'hyper-arêtes de l'hyperGraph (et dans le pire des cas, qui contiennent chacune 2 hyper-noeuds), la complexité de cette fonction est de $O((n/2) * m * 2) = O(n * m)$.

5.2.8 isChordal

Cette fonction, autre grande fonction pour déterminer si un hyperGraph est un hyperTree, vérifie si un hyperGraph est cordal (autrement dit, si son graphe primal est cordal). Elle commence par effectuer un `LexOrd`, de complexité $O(n^2)$. Ensuite, pour n le nombre de noeuds, elle effectue n fois la fonction `findClosestVoisin` (d'une complexité dans le pire des cas de $O(n)$), puis la fonction `getSubsetVoisinsPrevious`, qui a aussi une complexité de $O(n)$, et enfin la fonction `isSubset`, qui elle encore a une complexité de $O(n)$. Dès lors, la complexité de `isChordal` est de $O(n^2)$.

5.2.9 isAlphaAcyclic

Cette fonction détermine l' α -acyclicité d'un hyperGraph h.

Pour n le nombre de noeuds et m le nombre d'hyper-arêtes, on a :

Elle commence par déterminer le graphe primal p de h : complexité de $O(n^3)$. Ensuite, elle détermine la cordalité de p : complexité de $O(n^2)$. Elle cherche alors les cliques maximales de p : complexité de $O(n^5)$. Elle finit par vérifier que ces cliques sont toutes de hyperArêtes : complexité de $O(n * m)$.

La complexité de cette fonction est dès lors, dans le pire des cas, $O(n^5)$.

5.2.10 isHyperTree

Cette fonction commence par créer l'hyperGraph dual de l'hyperGraph passé en paramètre, puis détermine si il est α -acyclique. Alors, sa complexité dans le pire des cas est la même que la fonction précédente, c'est-à-dire $O(n^5)$.

6 Conclusion

Nous avons, évidemment, quelques critiques et remarques à émettre sur le travail dont vous venez de lire le rapport. La grande découverte de ce projet a été pour nous, le travail de groupe. Par manque d'organisation, seule une moitié du binôme n'a réellement travaillé sur le projet ainsi que sur le rapport, et de là découlent les difficultés que nous avons rencontré. Premièrement, la gestion du temps. Constamment en attente des résultats du travail du binôme, j'ai dû systématiquement rattraper le travail non-fait en dernière minute avant les dead-lines que nous nous étions fixés. Deuxièmement, le stress que cette mauvaise gestion occasionne. Il est terriblement difficile d'être efficace, quand on se sent submergé par le travail de deux personnes.

A cause cette mauvaise gestion, nous avons donc les résultats prévisibles : un code probablement moins lisible, des algorithmes beaucoup moins efficaces, et un travail qui tente "tout juste" de répondre aux attentes. Nous sommes tout à fait conscients qu'une complexité de $O(n^5)$ pour la deuxième partie est gigantesque, mais, comme l'objectif était de réussir à conclure le travail, nous n'avons pu nous permettre d'améliorer ces algorithmes. Néanmoins, nous sommes aussi conscients que cela faisait partie de la difficulté du projet. A nous maintenant, d'en tirer les conclusions nécessaires pour les projets qui suivront.

Pascal Tribel - Noémie Muller