



GRAPHES ET RECHERCHE OPÉRATIONNELLE

Rapport final

Chef de projet :

Martin CARTON

Responsable qualité :

Maxime ARTHAUD

Maxence AHLOUCHE

Korantin AUGUSTE

Thomas FORGIONE

Thomas WAGNER

20 décembre 2013

Table des matières

1	Introduction	4
2	UA : Graphes	5
2.1	Introduction	5
2.2	Définitions	5
2.3	Modélisation	6
2.4	Graphes eulériens	7
2.4.1	Analyse mathématique	7
2.4.2	Méthode de résolution	7
2.5	Graphes hamiltoniens	8
2.5.1	Analyse mathématique	8
2.5.2	Méthode de résolution	9
2.6	Problème du postier chinois	9
2.6.1	Analyse mathématique	9
2.6.2	Méthode de résolution	9
2.6.3	Exemple	10
2.7	Problème du voyageur de commerce	11
2.7.1	Analyse mathématique	11
2.7.2	Heuristiques	11
2.7.3	Recherche locale	12
2.7.4	Métaheuristiques	12
2.7.5	Conclusion	13
2.8	Conclusion	13
3	UA : Programmation linéaire	14
3.1	Introduction	14
3.2	Problème du sac à dos	14
3.2.1	Présentation du problème	14
3.2.2	Résolution exacte	14
3.2.3	Résolution approchée	15
3.2.4	Relation avec le voyageur de commerce	15
3.3	Problème d'optimisation linéaire	15
3.3.1	Point de vue mathématique	16
3.3.2	Algorithme du simplexe	16
3.4	Conclusion	18
4	UA : Jeux	19
4.1	Introduction	19
4.2	Shifumi	19
4.2.1	Chaines de Markov	19
4.2.2	Variantes	20

4.3	Jeu de la somme magique	20
4.3.1	Représentation sous forme de morpion	20
4.3.2	Algorithme du minimax appliqué au jeu du morpion	21
4.3.3	Élagage alpha-bêta	21
4.4	Duopôles	22
4.4.1	Modélisation	22
4.4.2	Stratégies possibles	22
4.5	Conclusion	23
5	UA : Processus stochastiques	24
5.1	Introduction	24
5.2	Colonie de scarabées	24
5.2.1	Chaines de Markov	24
5.2.2	Temps moyen entre rencontres	25
5.2.3	Exemple	26
5.3	Théorie des files d'attente	27
5.3.1	Cas M/M/1	27
5.3.2	Cas M/M/S	28
5.4	Conclusion	29
6	UA : Ingénierie robotique	30
6.1	Suivi de murs	30
6.1.1	Introduction	30
6.2	Labyrinthe	30
6.2.1	Suivi de mur	30
6.2.2	Algorithme de Dijkstra	30
6.2.3	Algorithme A*	31
6.3	Construction du labyrinthe par le robot	32
6.4	Conclusion	32
7	Bilan	33
7.1	Enseignement	33
7.2	Travail en groupe	33
7.3	Apprentissage	33
	Références	35
	Annexe – Algorithmes	36

1 Introduction

Dans ce rapport, nous allons présenter les différents algorithmes, modèles, théorèmes, etc. que nous avons pu découvrir ou approfondir lors de l'UE de graphes et recherche opérationnelle. Cette UE était très riche et nous y avons beaucoup appris. Mais ce rapport ne présentera pas exhaustivement ce que nous avons fait.

En effet, il ne servira pas à présenter les travaux accomplis lors des différentes unités d'acquisitions, ni à présenter nos programmes et les résultats de nos tests (pour cela, se référer aux rapports respectifs des différentes UAs), mais à présenter les connaissances théoriques que nous avons acquises.

Il se terminera par un bilan de ce que nous avons acquis lors des différentes UAs, accompagné de remarques sur notre travail en groupe.

2 UA : Graphes

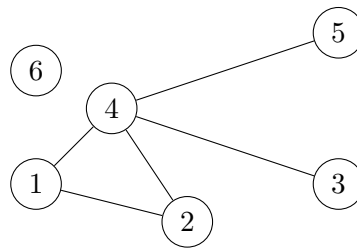
2.1 Introduction

La théorie des graphes est un domaine entre les mathématiques et l'informatique très utilisé dans la résolution de nombreux problèmes : cela peut aller du routage sur internet au calcul d'itinéraire par des GPS...

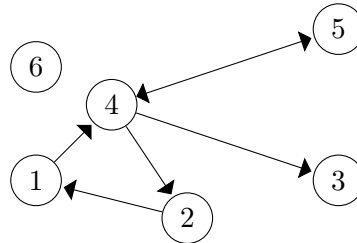
Nous verrons dans cette section quelques applications des graphes. Une dernière application sera vu dans la section 6.2.

2.2 Définitions

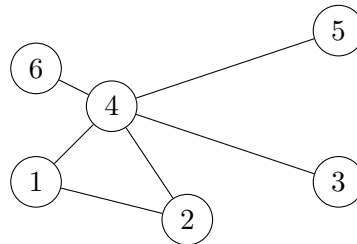
Graphe Un graphe est constitué d'un ensemble de sommets, et d'un ensemble d'arêtes (c'est-à-dire des couples de sommets) qui relient ces sommets.



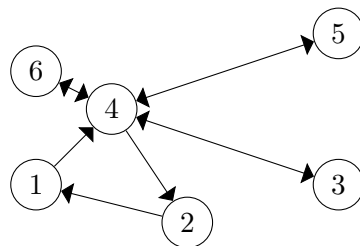
Graphe orienté Un graphe orienté n'est pas constitué d'arêtes mais d'arcs (des paires de sommets).



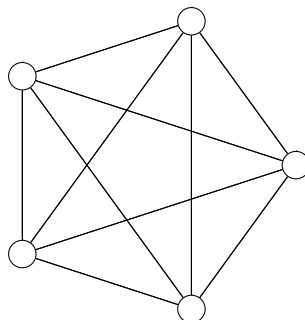
Graphe connexe Un graphe est dit connexe quand on peut relier deux sommets quelconques par une chaîne (une suite d'arêtes dont chaque terme possède un sommet commun avec le terme précédent).



Graphe fortement connexe Un graphe orienté est dit fortement connexe quand on peut aller de n'importe quel sommet vers n'importe quel autre sommet en suivant des arcs; on parle alors de chemin.



Graphe complet Un graphe est dit complet quand tout ses sommets sont reliés deux à deux par une arête. Le nombre d'arêtes d'un tel graphe est alors $\frac{n(n-1)}{2}$.



Degré d'un sommet Le degré d'un sommet est le nombre d'arêtes incidentes à ce sommet.

2.3 Modélisation

Il existe plusieurs moyens de représenter des graphes. Parmi ceux-ci, le plus simple est la matrice d'adjacence, où l'on stocke une matrice de taille $n \times n$ (n étant le nombre de sommets), dont chaque colonne et chaque rangée représente un sommet. La case i, j de la matrice contient un 1 si les sommets i et j sont reliés par une arête (ou un arc dans le bon sens, dans le cas orienté). Évidemment, cette représentation est loin d'être efficace, la mémoire utilisée étant exponentielle quand le nombre de sommets du graphe augmente. Toutefois, elle peut servir pour certains algorithmes. Notamment, un algorithme de recherche de chemin peut multiplier la matrice d'adjacence par elle-même m fois : alors, il existera un chemin de taille m entre deux sommets si la case correspondante contient un 1. On notera toutefois que les matrices d'adjacences étant souvent creuses (remplies de 0), il existe des moyens de les représenter autrement que par un tableau.

On peut également représenter les graphes par une liste de sommets, chacun ayant une liste d'arêtes. En mémoire, cette structure est donc constituée d'une liste de pointeurs vers des sommets, les sommets contenant une liste de pointeurs vers des arêtes. Chaque arête dispose d'un pointeur vers chaque sommet extrémité. Cette structure est évidemment plus efficace, car elle ne stocke que les informations nécessaires.

2.4 Graphes eulériens

2.4.1 Analyse mathématique

Un graphe eulérien est un graphe contenant un cycle eulérien, c'est-à-dire une chaîne parcourant toutes les arêtes du graphe une et une seule fois, en revenant au sommet de départ.

Théorème d'Euler Un graphe connexe est eulérien si et seulement si chacun de ses sommets est de degré pair.

Un graphe semi-eulérien, quant à lui, contient une chaîne eulérienne : celle-ci passe également par toutes les arêtes du graphe une seule et unique fois, mais ne retourne pas au sommet de départ. Le théorème précédent se généralise alors aux graphes semi-eulériens : un graphe connexe est semi-eulérien si et seulement si tous ses sommets sauf deux sont associés à un nombre pair d'arêtes. Dans ce cas, la chaîne eulérienne aura pour départ l'un des deux sommets associés à un nombre impair d'arêtes et pour sommet d'arrivée le deuxième.

2.4.2 Méthode de résolution

Afin de trouver une chaîne ou un cycle eulérien dans un graphe, on peut utiliser deux méthodes : une méthode qui teste toutes les possibilités, et une autre plus intelligente et moins coûteuse.

Matrices latines La première méthode (voir algorithme 1) est inspirée des matrices latines. Chaque coefficient de la matrice sera un ensemble de chaînes, une chaîne étant elle-même une liste de sommets. La matrice latine de notre graphe sera la matrice M dont chaque coefficient $m_{i,j}$ vaudra :

- l'ensemble vide si le nœud i n'est pas relié au nœud j dans le graphe ;
- un ensemble contenant pour unique élément la chaîne $[N_i, N_j]$ si les nœuds i et j sont reliés (où N_k représente le nœud k).

Nous définissons ensuite un produit sur les coefficients d'une telle matrice (voir algorithmes 2 et 3). Le produit de deux chaînes sera :

- nul si le dernier nœud de la première chaîne n'est pas le premier nœud du deuxième ;
- la concaténation des deux chaînes sinon.

Le produit de deux ensembles de chaînes sera l'ensemble contenant les produits de chaque couple de nœuds.

Pour tout k entier naturel, le coefficient (i, j) de la matrice M^k représentera l'ensemble des chaînes de longueur k reliant les nœuds i et j .

Puisqu'une chaîne eulérienne passe une unique fois par chaque arête, il suffira de calculer la matrice latine élevée à cette puissance pour trouver sur sa diagonale l'ensemble des cycles possibles. En éliminant à chaque produit les chaînes qui passent plusieurs fois par la même arête, on trouve l'ensemble des cycles eulériens.

La complexité de cet algorithme est exponentielle : calculer la puissance de la matrice latine revient en fait à calculer chaque chaîne possible dans le graphe, et tester si elle est un cycle eulérien ou non.

Algorithme d'Euler La deuxième méthode, basée sur l'algorithme d'Euler est nettement plus efficace. Une fonction récursive cherche un cycle eulérien d'un sous-graphe de notre graphe de départ, puis s'appelle récursivement sur chacun des sommets parcourus par cette chaîne, dans le graphe où l'on a supprimé les arêtes déjà parcourues. En reconstruisant ces cycles astucieusement, on parvient à trouver un cycle eulérien avec une complexité linéaire suivant le nombre d'arêtes du graphe.

2.5 Graphes hamiltoniens

2.5.1 Analyse mathématique

Un graphe hamiltonien (resp. semi-hamiltonien) est un graphe sur lequel on peut trouver un cycle (resp. une chaîne) passant par tous les sommets une et une seule fois. Ce problème est donc celui d'un enfant qui souhaiterait visiter de manière unique toutes les salles d'un musée.

Le problème de savoir si un graphe est (semi-)hamiltonien est NP-complet, de même que trouver un cycle ou une chaîne s'il y en a.

Il existe cependant des conditions suffisantes pour lesquelles on peut affirmer qu'un graphe est hamiltonien.

Théorème Un graphe complet est hamiltonien. C'est une conséquence du théorème de Dirac.

Théorème de Dirac Un graphe simple à n sommets ($n \geq 3$) dont chaque sommet est au moins de degré $\frac{n}{2}$ est hamiltonien.

Théorème de Ore Un graphe simple à n sommets ($n \geq 3$) tel que la somme des degrés de toute paire de sommets non adjacents vaut au moins n est hamiltonien.

Théorème de Pósa Un graphe simple à n sommets ($n \geq 3$) est hamiltonien si :

- pour tout entier k tel que $1 \leq k < \frac{n-1}{2}$ le nombre de sommets de degré inférieur ou égal à k est inférieur à k ;
- le nombre de sommets de degré inférieur ou égal à $\frac{n-1}{2}$ est inférieur ou égal à $\frac{n-1}{2}$.

Fermeture d'un graphe La fermeture d'un graphe est le graphe construit à partir de celui en rajoutant des arêtes entre chaque sommets a et b tel que $\deg(a) + \deg(b) > n$ tant qu'il en existe.

Théorème de Bondy et Chvátal Un graphe est hamiltonien si et seulement si sa fermeture est hamiltonienne.

Ce théorème n'est utile que si l'on peut utiliser l'un des théorèmes précédents sur la fermeture.

2.5.2 Méthode de résolution

Pour tester si un graphe est hamiltonien, on peut utiliser les théorèmes précédents. Si le graphe ne respecte les conditions d'aucun de ces théorèmes, on recherche une chaîne hamiltonienne dans ce graphe.

Pour rechercher une chaîne hamiltonienne dans un graphe, on pourrait chercher parmi toutes les chaînes possibles. La complexité d'un tel algorithme (voir algorithme 4) dans le pire des cas est donc très mauvaise : $O(n!)$. Comme on peut s'arrêter dès qu'on a trouvé une chaîne sans devoir tester toutes les autres chaînes possibles, la complexité moyenne sera inférieure.

2.6 Problème du postier chinois

2.6.1 Analyse mathématique

Le problème du postier chinois consiste à trouver la chaîne la plus courte dans un graphe connexe non-orienté passant au moins une fois par chaque arête, et revenant à son point de départ.

Ce problème est donc celui du facteur qui souhaite réaliser une tournée le plus rapidement possible en passant par toutes les rues et retournant à la poste.

Ce problème peut être réduit à la recherche d'un couplage parfait de coût minimum, qui peut être résolu en temps polynomial dans le cas général.

Couplage Un couplage d'un graphe est un ensemble d'arêtes de ce graphe qui n'ont pas de sommets en commun.

Couplage parfait Un couplage parfait est un couplage tel que tout sommet du graphe est présent une fois et une seule dans le couplage.

Clique Une clique est un ensemble de sommets deux à deux adjacents.

2.6.2 Méthode de résolution

On remarque que dans le cas d'un graphe eulérien, il suffit d'appliquer l'algorithme d'Euler pour avoir la chaîne voulue.

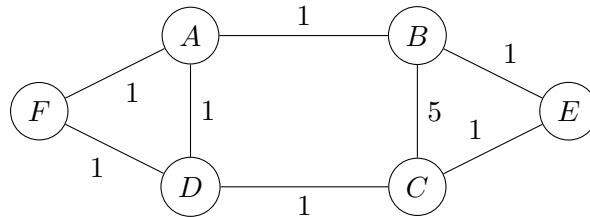
Dans les autres cas, la méthode de résolution consiste à transformer le graphe en graphe eulérien, en ajoutant des arêtes. Une méthode possible est la suivante :

1. on crée d'abord le graphe partiel contenant uniquement les sommets de degré impair ;
2. on transforme ensuite ce graphe en clique : pour chaque couple de sommets non reliés entre eux, on crée une arête les rejoignant, de poids égal au coût le plus faible possible pour rejoindre ces sommets dans le graphe initial (ceci se calcule facilement avec l'algorithme de Dijkstra, voir algorithme 11) ;
3. on cherche le couplage parfait de coût minimum en utilisant des algorithmes comme celui d'Edmonds. On peut aussi tester simplement toutes les possibilités (voir algorithme 8) ;

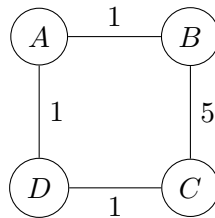
4. pour chaque arête de cet ensemble, on double la chaîne la plus courte reliant les sommets reliés par cette arête dans le graphe initial ;
5. on obtient alors un graphe eulérien, sur lequel on applique l'algorithme d'Euler.

2.6.3 Exemple

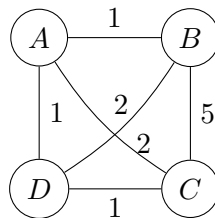
Prenons comme exemple le graphe ci-dessous, et essayons de trouver un parcours partant de A :



On crée le graphe partiel :



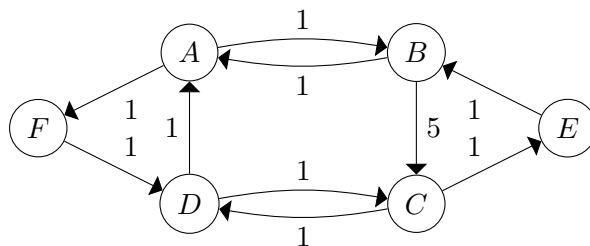
On le transforme en clique, avec les bons poids :



Nos couplages parfaits sont alors :

- $\{AB, DC\}$ de poids 2 ;
- $\{AD, BC\}$ de poids 6 ;
- $\{AC, BD\}$ de poids 4.

On duplique donc les arêtes AB et DC , et on applique l'algorithme d'Euler :



2.7 Problème du voyageur de commerce

2.7.1 Analyse mathématique

Le problème du voyageur de commerce consiste à chercher un chemin passant par tous les sommets du graphe, de longueur minimale. Ce problème peut s'illustrer par l'exemple d'une fraiseuse qui doit percer des trous dans une plaque le plus rapidement possible, ou encore par un car de touristes qui souhaiteraient trouver l'itinéraire le plus rapide pour visiter un certain nombre de lieux.

On peut modéliser ce problème par un graphe complet, dont les arêtes ont un cout qui correspond à la distance entre chaque sommet, on cherche alors le cycle hamiltonien de cout minimal. On sait qu'un tel cycle existe car le graphe est complet.

Cependant trouver un tel cycle est un problème NP-complet : il n'existe donc pas d'algorithme efficace pour trouver ce cycle, à part une recherche exhaustive. En effet, la seule méthode exacte consisterait à tester toutes les chaînes hamiltoniennes, et à prendre la plus courte, mais le nombre de chaînes hamiltoniennes croît exponentiellement en fonction du nombre de sommets dans le graphe.

Nous allons donc nous concentrer sur les méthodes approchées de résolution, qui peuvent donner de très bons résultats tout en étant rapides. Toutefois, ces méthodes n'offrent aucune garantie quant à la qualité du résultat.

2.7.2 Heuristiques

Les heuristiques vont nous permettre de construire un chemin court (par rapport au plus court possible), de manière rapide, avec le moins de calcul possible. Étant donné qu'on est confronté à énormément de possibilités pendant la recherche, elles vont permettre d'orienter cette dernière, en faisant des choix les plus judicieux possibles sur les possibilités à explorer.

Exemple Une heuristique simple consiste à partir d'un sommet au hasard du graphe et à aller au sommet le plus proche sur lequel on n'est pas encore passé (puis à retourner au sommet de départ pour boucler le cycle). Cet algorithme est en $O(n)$ et donc rapide. Mais il n'offre cependant aucune garantie de résultat, il existe même des graphes pour lesquels il donne le pire cycle.

Plus généralement, chercher parmi les p sommets les plus proches s'avère être une solution relativement efficace, avec une complexité en $O(p^n)$ (donc toujours exponentielle

si $p \neq 1$).

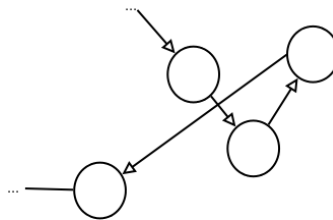
Une méthode purement basée sur cette heuristique consisterait donc à parcourir tout le graphe, en allant sur le voisin le plus proche du sommet courant.

2.7.3 Recherche locale

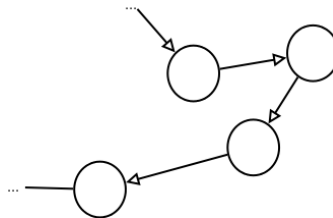
Les heuristiques nous donnant des solutions acceptables, choisies avec un minimum de bon sens, il est ensuite possible de tenter d'améliorer ces solutions, via de la recherche locale. Partant d'une solution fournie, on va explorer les solutions voisines à cette dernière, afin de voir s'il est possible de trouver de meilleures solutions parmi leur voisinage.

Exemple Un algorithme de recherche locale adapté au problème du voyageur de commerce est le 2-opt (voir algorithme 6). Le principe du 2-opt consiste à tenter d'éliminer les « boucles » qui pourraient survenir dans le chemin, afin de le rendre plus court [7].

Ainsi, partant du chemin suivant (qu'on obtiendrait logiquement en suivant l'heuristique consistant à aller sur le sommet le plus près) :



On obtiendrait ceci, en éliminant le croisement :



Il a une complexité quadratique suivant le nombre de sommets du cycle.

L'application du 2-opt sur le chemin obtenu via une heuristique simple peut donner des résultats plus proches de la solution optimale qu'on pourrait le penser, et la combinaison des deux est donc une bonne méthode.

2.7.4 Métaheuristiques

Plutôt que d'utiliser une simple heuristique pour trouver une solution à priori bonne, puis d'y appliquer une recherche locale pour tenter de l'améliorer, il est possible d'utiliser des « métaheuristiques ». Ces algorithmes vont avoir besoin d'heuristiques et de recherche locale, mais vont s'en servir en boucle, pour tenter sans cesse de trouver une solution meilleure.

Ils vont partir explorer différentes parties de l'espace, souvent en guidant leur exploration grâce à l'heuristique, et en essayant de retomber sur des parties de l'espace les plus intéressantes possibles grâce aux algorithmes de recherche locale.

Il existe énormément de métaheuristiques. En voici quelques uns :

Recherche locale itérée métaheuristique très simple consistant à utiliser une heuristique puis appliquer de la recherche locale pour améliorer son résultat. Ensuite, on perturbe légèrement ce résultat, on applique à nouveau une recherche locale et on recommence.

Recherche taboue amélioration de la recherche locale itérée, qui va utiliser une « liste taboue » bannissant toute recherche autour des zones de l'espace déjà explorées.

Recuit simulé exploration au premier abord de l'espace sans se restreindre aux parties donnant des solutions efficaces, puis restriction de plus en plus au voisinage de celles-ci. Convergence donc vers les solutions les plus efficaces trouvées, puis relâchement des contraintes et exploration autour de ces dernières, quitte à trouver des solutions vraiment moins efficaces. Retour au début.

Algorithmes génétiques imitation de la sélection naturelle, avec une population de solutions qui évoluent en mutant et en s'échangeant leurs caractéristiques entre elles. Il est même possible de faire évoluer des populations séparément avec les modèles en îles, pour avoir plusieurs populations très différentes.

Colonies de fourmis simulation des phéromones déposées par des fourmis virtuelles, qui orientent la recherche au fil du temps.

2.7.5 Conclusion

Il est intéressant de constater que les heuristiques, les méthodes de recherche locales et les métaheuristiques sont des méthodes extrêmement générales, utilisées pour résoudre énormément de problèmes demandant d'explorer un espace extrêmement grand. Elles ne sont donc pas propres au voyageur du commerce.

On a vu comment, dans ce cas précis, on pouvait obtenir des résultats corrects en se passant des métaheuristiques que nous avons décrites. On pourrait néanmoins améliorer ces résultats en les utilisant.

2.8 Conclusion

Les graphes sont donc un outil très utile permettant de résoudre beaucoup de problèmes (nous en verrons d'ailleurs d'autres par la suite) bien que leur étude puisse être difficile au niveau algorithmique.

3 UA : Programmation linéaire

3.1 Introduction

La programmation linéaire, ou optimisation linéaire, consiste à maximiser (ou, de manière équivalente, minimiser) une fonction linéaire sur un polyèdre convexe (dont un cas particulier courant est la maximisation sous des contraintes linéaires).

3.2 Problème du sac à dos

3.2.1 Présentation du problème



Ce problème paraît simple en apparence : nous avons un ensemble d'objets, chaque objet pouvant avoir une masse différente et ayant une certaine valeur, et nous voulons remplir un sac à dos de manière à maximiser la valeur totale, sans dépasser une certaine masse maximale.

Résoudre ce genre de problèmes est utile par exemple en gestion de portefeuilles pour trouver le meilleur rapport entre rendement et risque, ou en découpe de matériaux, pour minimiser les chutes.

Ce problème est un problème d'optimisation linéaire. En effet, cela revient à résoudre le problème :

$$\max_{i \in S' \subset S} v_i \quad \left| \quad \sum_{i \in S'} m_i \leq W \right.$$

où S est l'ensemble des objets, S' est un ensemble de n objets choisis, v_i la valeur de l'objet $i \in S$, m_i sa masse et W la masse maximale autorisée dans le sac.

Cependant la résolution de ce problème n'est pas simple : déterminer s'il est possible de dépasser une valeur minimale sans dépasser le poids maximal est un problème NP-complet.

3.2.2 Résolution exacte

Une exploration exhaustive de l'ensemble des parties de S n'est pas très réaliste, car celui-ci est de cardinal $2^{\text{card}S}$.

Mais, ce problème peut être résolu en utilisant la programmation dynamique¹. En

1. Qui consiste à résoudre un problème de taille n à partir de la résolution d'un problème de taille $n - 1$.

effet, on peut déterminer si un objet i fait partie de l'ensemble des objets à choisir en considérant le problème sur l'ensemble $S \setminus \{i\}$ et la masse maximale $W - m_i$.

Toutefois, un tel algorithme (voir algorithme 9) fonctionne uniquement si les poids des objets sont des entiers. De plus sa complexité en temps est en $O(nW)$ et celle en mémoire en $O(W)$ ².

3.2.3 Résolution approchée

Un autre algorithme pour résoudre ce problème, dit algorithme glouton, consiste simplement à choisir les « meilleurs » objets jusqu'à que la masse maximale soit dépassée. Le critère déterminant quels sont les meilleurs objets pourrait être la masse faible, le prix élevé, ou le rapport prix/masse élevé.

Cet algorithme est beaucoup plus rapide que le précédent (il a une complexité en temps de $O(n \log n)$, pour le tri des objets) et ne nécessite en mémoire que la liste des objets. De plus il peut être utilisé quand les masses ne sont pas entières. Mais ce n'est qu'un algorithme approché qui ne fournit aucune garantie de résultat.

Un autre algorithme pour résoudre ce problème est inspiré du comportement des fourmis : une « fourmi » se promène plus ou moins au hasard dans l'ensemble des possibilités en marquant les objets choisis comme intéressants (comme les fourmis le font avec les phéromones). Ces fourmis vont essayer de choisir de plus en plus souvent les objets ayant souvent été marqués intéressants. On s'arrête après un certain nombre de tours, ou quand les nouvelles itérations ne sont plus considérées suffisamment intéressantes.

3.2.4 Relation avec le voyageur de commerce

Il est intéressant ici de faire le lien avec le problème du voyageur du commerce : les solutions utilisées ici sont *les mêmes*.

En effet, on a vu que ce problème (avec des poids non entiers, donc impossible à résoudre par programmation dynamique) se résout seulement par une recherche exhaustive.

On a aussi vu comment le résoudre de manière approchée via une heuristique simple, et l'algorithme des fourmis est une métaheuristique qu'on a mentionnée précédemment.

Plus intéressant encore, on peut même construire une « bijection » entre un problème du sac à dos et un problème du voyageur de commerce sur un graphe[8] ! Ceci démontre que ces deux algorithmes sont équivalents, et appartiennent donc à la même classe d'algorithmes.

3.3 Problème d'optimisation linéaire

Le but du problème est de maximiser une fonction linéaire sous certaines contraintes, linéaires elles aussi.

2. En pratique on pourrait l'utiliser sur des masses non-entières en les multipliant, ce qui augmenterait la complexité du même facteur. De plus on peut réduire la complexité temporelle en $O(nW')$ avec $W' = \frac{W}{\text{ppcm}(\text{toutes les masses})}$.

3.3.1 Point de vue mathématique

Considérons le problème suivant :

$$(P) \quad \max_{x \in C \subset \mathbb{R}^n} f(x)$$

Nous nous placerons dans le cas où f est linéaire, où $x \geq 0$, et où C est décrit par des contraintes d'inégalités linéaires, c'est-à-dire qu'il existe une matrice A et un vecteur b tels que $Ax \leq b$.

Existence de solutions Pour un tel problème, trois possibilités s'offrent à nous :

- les contraintes sont incompatibles ;
- la fonction est non majorée sur C ;
- le problème admet un maximum sur C .

Nous savons de plus que C est un polyèdre convexe. Un théorème garantit alors que si ce problème a une solution, alors il s'agit d'un de ses sommets. Nous allons donc chercher les solutions parmi les sommets de C .

3.3.2 Algorithme du simplexe

Le principe de cet algorithme est de considérer un des sommets du polyèdre, puis de se déplacer en suivant les arêtes de ce polyèdre en augmentant à chaque itération le gain. L'algorithme se terminera lorsque nous nous trouverons sur un sommet, dont tous les sommets adjacents présentent un gain plus faible. La convexité du polyèdre nous garantit que le résultat est optimal.

L'algorithme du simplexe (algorithme 10) a une complexité dans le pire des cas exponentielle, mais en pratique, cet algorithme est efficace.

Cet algorithme ne permet pas de maximiser une fonction pour des variables entières (par exemple pour connaître un nombre de produits à produire, donc un nombre entier) à produire pour maximiser un gain (bien qu'on pourrait en pratique l'utiliser en considérant que la solution optimale entière est suffisamment proche de la solution optimale réelle).

Forme standard et tableau canonique Pour résoudre le problème, la première étape est de le mettre sous forme standard. Pour cela on ajoute à chaque inéquation j de la forme $\sum a_{j,i}x_i \leq 0$ une variable dite d'écart pour la transformer en égalité : $\sum a_{j,i}x_i + s_j = 0$ où $s_j \geq 0$.

Les inéquations de la forme $\sum a_i x_i \geq 0$ sont d'abord multipliées par -1 avant cette étape.

On construit ensuite un tableau dit canonique représentant le problème comme suit :

- la première ligne de la matrice est $[m_0, m_1, \dots, m_n, 0, \dots, 0]$ où les (m_i) sont les coefficients du problème $\min \sum m_i x_i$ et à laquelle on ajoute autant de 0 qu'on a ajouté de variables d'écart ;

- les autres lignes de la matrice sont $[a_{j,0}, \dots, a_{j,n}, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]$ où les 1 sont placés de manière à former une matrice identité (ils correspondent aux variables d'écart ajoutées).

Exemple Considérons le problème suivant : nous pouvons créer 4 produits à partir de 3 ressources. Chaque produit rapporte un certain bénéfice et nous cherchons à maximiser notre gain.

	P_1	P_2	P_3	P_4	stock
R_A	2	4	5	7	72
R_B	1	1	2	2	17
R_C	1	2	3	3	24
bénéfice	7	9	18	17	

La première étape de l'algorithme revient à construire le tableau suivant, en rajoutant les variables d'écart x_1 , x_2 et x_3 .

	P_1	P_2	P_3	P_4	x_1	x_2	x_3	stock
R_A	2	4	5	7	1	0	0	72
R_B	1	1	2	2	0	1	0	17
R_C	1	2	3	3	0	0	1	24
bénéfice	7	9	18	17	0	0	0	

Le produit qui rapporte le plus est P_3 , et on peut en produire au maximum 8 (c'est $\arg\min_i \frac{\text{stock}(i)}{P_3(i)}$). On va donc en produire le plus possible, puis mettre à jour le tableau pour aboutir au tableau suivant :

	P_1	P_2	P_3	P_4	x_1	x_2	x_3	stock
R_A	1/3	2/3	0	2	1	0	-5/3	2
R_B	1/3	-1/3	0	0	0	1	-2/3	1
R_C	1/3	2/3	1	1	0	0	1/3	8
bénéfice	1	-3	0	-1	0	0	-6	-144

Dans la case en bas à gauche se trouve l'opposé du gain. Si on recommence, on va donc produire P_1 (on en produira 1/3). Le prochain tableau sera donc le suivant :

	P_1	P_2	P_3	P_4	x_1	x_2	x_3	stock
R_A	0	1	0	2	1	-1	-1	1
R_B	1	-1	0	0	0	3	-2	3
R_C	0	1	1	1	0	-1	1	7
bénéfice	0	-2	0	-1	0	-3	-4	-147

On voit maintenant que dans la ligne des bénéfices, les coefficients sont tous négatifs ou nuls. Ainsi, quelle que soit la direction dans laquelle on se déplace, on baissera nécessairement notre gain. Nous avons donc atteint l'optimum : le gain maximal sera de 147 et il sera atteint en produisant 3 produits P_1 et 7 produits P_3 .

Dégénérescence Un problème du simplexe est dit dégénéré si plus de deux contraintes vont devoir être nulles en un sommet. Graphiquement, cela veut dire qu'au moins 3 droites vont se rencontrer en un sommet du polyèdre.

Ceci va empêcher l'algorithme du simplexe de progresser entre deux itérations : il va simplement changer de base. Le problème étant que sur des cas particuliers, il pourra changer de base sans progresser, puis boucler à l'infini en faisant un cycle sur des bases qui n'améliorent pas la solution.

Pour éviter cela, on pourrait utiliser des règles d'anti-cyclage, dont la règle de Bland[10], qui consiste à choisir judicieusement les variables qu'on fera entrer et sortir de la base, dans le cas où il y aurait plusieurs possibilités aussi intéressantes les unes que les autres.

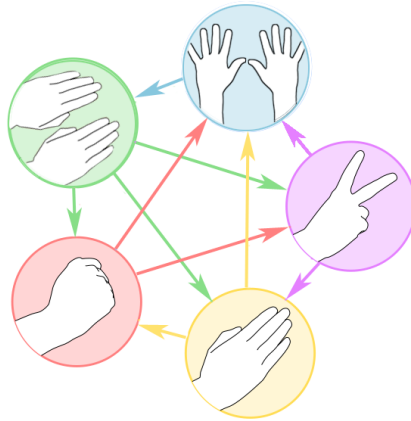
3.4 Conclusion

4 UA : Jeux

4.1 Introduction

Nous nous intéresserons dans cette section de la résolution de différents jeux.

4.2 Shifumi



Une stratégie simple et efficace à laquelle on pourrait penser pour gagner au Shifumi serait de jouer de manière aléatoire.

Et en effet, il s'avère que si les deux joueurs jouent de manière équiprobable, on a affaire à un équilibre de Nash : aucun changement de stratégie de la part d'un joueur ne pourra lui permettre d'augmenter ses chances de gagner même en connaissant la stratégie adverse.

De plus, si un adversaire ne joue pas de manière aléatoire (ou augmente la probabilité de jouer un certain élément), alors on pourra prévoir ce qu'il va jouer et donc trouver une stratégie qui pourra le battre. Les humains étant très mauvais pour jouer de manière aléatoire, il est assez facile d'écrire une stratégie permettant de les battre.

4.2.1 Chaines de Markov

Une autre stratégie se base sur des chaines de Markov : en se basant sur les derniers éléments joués, elle regarde dans l'historique pour voir l'élément qui était joué le plus souvent par l'adversaire après les derniers coups joués.

Cette stratégie s'avère vraiment efficace contre un joueur humain. Toutefois, elle est prévisible : si on sait qu'on a affaire à une telle stratégie, on peut jouer de manière à la battre.

C'est pour cela qu'une stratégie aléatoire est la seule pouvant maximiser nos gains dans le pire des cas.

4.2.2 Variantes

Toutes les variantes du Shifumi qui consistent à rajouter des éléments pour obtenir un nombre d'éléments pair (par exemple pierre/papier/ciseaux/puits) vont créer un dés-équilibre, car un élément sera moins efficace contre les autres. L'équilibre de Nash du jeu va alors consister à ne jamais jouer cet élément (et jouer aléatoirement parmi les autres).

Si le nombre d'éléments est impair, alors le jeu pourra être équilibré, comme un Shifumi classique.

4.3 Jeu de la somme magique

Ce jeu consiste à choisir, à tour de rôle, n nombres entre 1 et n^2 afin que leur somme soit égale à $\frac{n(n^2+1)}{2}$.

4.3.1 Représentation sous forme de morpion

Une représentation possible de ce jeu est le carré magique : les joueurs doivent choisir, l'un après l'autre, une case dans un carré magique d'ordre n , leur but étant de contrôler une ligne, une colonne ou une diagonale entière de ce carré magique ; alors, les nombres qu'ils auront choisis totaliseront le score voulu. De même, ce problème correspond exactement au jeu du morpion, étendu à des grilles $n \times n$.

16	3	2	13
5	10	11	8
9	6	7	12
4	15	14	1

TABLE 1 – Un carré magique d'ordre 4 – on remarque que les sommes des lignes, colonnes et diagonales sont biens égales à $\frac{4(4^2+1)}{2} = 34$

Ainsi, une des stratégies possibles pour un joueur du jeu de la somme magique est de construire un carré magique, et de représenter les nombres choisis par l'adversaire par un rond dans la case correspondante. Afin de choisir un nombre, il suffit d'appliquer la stratégie de morpion de son choix sur le carré magique, et de jouer le nombre correspondant.

Cependant, pour $n > 3$, il n'y a pas un seul carré magique d'ordre n (en ignorant les réflexions et rotations). Cette méthode n'est donc exacte que dans le cadre des morpions 3×3 . En effet, pour de plus grandes tailles les deux joueurs pourraient jouer dans des carrés magiques différents. D'un point de vue du morpion, on aura alors l'impression que l'adversaire joue n'importe quoi, alors qu'il peut être en train de jouer correctement.

Le morpion étant un jeu où l'on essaie de minimiser la perte maximum, on peut s'intéresser à l'algorithme du minimax, pour déterminer une stratégie non perdante.

4.3.2 Algorithme du minimax appliqué au jeu du morpion

L'algorithme du minimax consiste à évaluer toutes les positions de jeu atteignables depuis la position courante, sur une certaine profondeur (autrement dit, un certain nombre de tours de jeu), et à jouer de manière à atteindre la position la plus avantageuse, en supposant que l'adversaire joue toujours le meilleur coup pour lui-même (ce coup étant évalué avec notre propre fonction d'évaluation, qui n'est pas forcément la même que celle de l'adversaire).

Par conséquent, afin d'implémenter l'algorithme du minimax, il faut commencer par déterminer une fonction d'évaluation.

Fonction d'évaluation La fonction d'évaluation que nous avons choisie est très simple : une ligne, colonne ou diagonale (que nous appelleront désormais simplement "ligne") complétée avec notre symbole (ce qui signifie qu'on a gagné) vaut $+\infty$; si, au contraire, l'adversaire a complété une ligne, alors cette ligne vaut $-\infty$. Une ligne contenant uniquement notre symbole rapporte le nombre d'occurrences de notre symbole dans cette ligne ; à l'inverse, une ligne contenant uniquement le symbole de l'adversaire rapportera négativement le nombre. Toutes les autres lignes ne rapportent aucun point. Ainsi, l'évaluation d'une position de jeu est la somme des points rapportés par chacune de ses lignes, colonnes et diagonales.

Minimax L'algorithme du minimax va construire (implicitement) l'arbre des coups possibles à partir de la position courante. L'évaluation d'un nœud de cet arbre sera :

- si c'est à notre tour de jouer, le maximum de l'évaluation de nos fils ;
- si c'est à l'adversaire de jouer, le minimum de l'évaluation de ses fils (i.e. on suppose que l'adversaire joue le meilleur coup à sa disposition, selon la fonction d'évaluation du joueur courant).

L'évaluation d'une feuille de l'arbre se fera par la fonction d'évaluation définie précédemment.

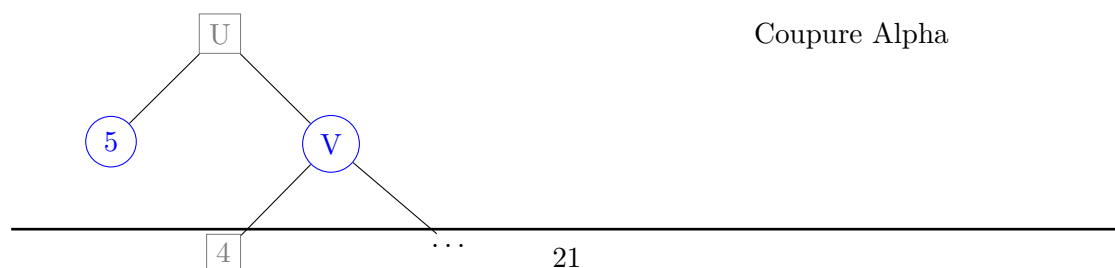
Ainsi, l'algorithme se dirigera naturellement vers la position la plus avantageuse pour lui.

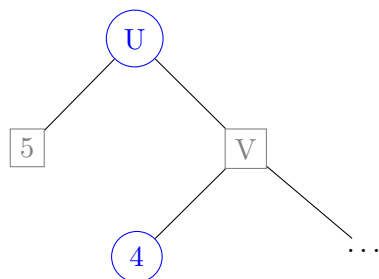
4.3.3 Élagage alpha-bêta

L'élagage alpha-bêta permet de réduire le nombre de nœuds à parcourir durant l'algorithme du minimax.

Cet algorithme arrête le parcours des fils d'un nœud quand il se rend compte qu'il ne pourra pas faire mieux.

Dans l'exemple suivant, où les nœuds en bleus sont ceux où l'on doit prendre le minimum, et ceux en gris le maximum :





Coupure Béta

On se rend bien compte qu'on n'a pas besoin de parcourir les nœuds suivant, car on prend le maximum des minimums, ou l'inverse.

Par exemple, pour la coupure alpha : si on trouve des fils de V plus petit que 4, on va prendre le maximum, donc c'est 4 qui sera utilisé, et si on trouve plus grand ou égal à 5, on devra prendre le minimum au niveau de V , donc on prendra 5 dans tous les cas.

Au final, cette amélioration permet de gagner un temps considérable pour obtenir le même résultat.

4.4 Duopôles

Les jeux précédents sont des jeux non coopératifs à somme nulle (on peut soit gagner, soit perdre).

Il peut aussi être intéressant de voir les jeux à somme non nulle, c'est à dire qu'il n'y a pas forcément un gagnant (1 point) et un perdant (-1 point), mais il est possible de faire des situations plus ou moins gagnant-gagnant, voire même perdant-perdant.

Le duopôle de Cournot est un bon exemple de ce genre de jeu : il met en jeu deux entreprises qui produisent des biens sur le même marché. Elles se font donc concurrence, mais plus le marché est inondé de produits, plus leur marge est faible (elles peuvent même faire des pertes!).

4.4.1 Modélisation

On modélise le cout de production unitaire par une constante γ , et le prix de vente unitaire est une fonction affine décroissante de la production totale $x + y$ (où x est la production d'une entreprise, et y celle de l'autre) : $p(x, y) = \alpha - \beta \times (x + y)$. Ce dernier est bien évidemment commun aux deux entreprises.

Les gains des entreprises sont donc respectivement :

$$\begin{aligned} g_1(x, y) &= x \times (p(x, y) - c(x)) = x(\alpha + \gamma - \beta(x + y)) \\ g_2(x, y) &= y \times (p(x, y) - c(y)) = y(\alpha + \gamma - \beta(x + y)) \end{aligned}$$

Par la suite, nous noterons $a = \alpha + \sigma$.

4.4.2 Stratégies possibles

Coopération Il est possible de coopérer complètement avec l'adversaire, en partant du principe que s'il produit autant que nous, on maximisera le gain commun de chaque en-

treprise. Cette stratégie permet de très bons gains avec toute autre stratégie qui coopère, mais elle se fera souvent écraser par des stratégies qui vont « profiter d'elle ».

Pour coopérer il suffit de maximiser $g_1(x, y) + g_2(x, y)$ par rapport à $x + y$ soit

$$g_1(x, y) + g_2(x, y) = 2(x + y)(a - \beta(x + y))$$

Le maximum est donc atteint en $x + y = \frac{a}{2\beta}$.

Pour que chaque entreprise ait le même gain, on a $g_1(x, y) = g_2(x, y)$. Elles doivent donc produire $x = y = \frac{a}{4\beta}$.

Stackelberg TODO

Œil pour œil, dent pour dent Le principe de cette stratégie est d'être coopérative tant que l'adversaire l'est, et de devenir plus agressive quand il ne l'est plus : à chaque fois que l'autre joueur n'est pas coopératif, on joue comme le ferait la stratégie Stackelberg.

Une variante de cette stratégie consiste à le pénaliser de plus en plus : la première fois on le pénalise une fois, puis deux, puis trois, etc.

Ces deux stratégies sont efficaces à la fois quand l'autre joueur est coopératif (on est alors coopératif) et contre un joueur non-coopératif (on devient alors agressif).

4.5 Conclusion

La résolution de jeux est donc un domaine intéressant nécessitant des approches très différentes selon le jeu considéré.

5 UA : Processus stochastiques

5.1 Introduction

Un processus stochastique représente l'évolution au cours du temps d'une variable aléatoire. Dans cette section, nous étudierons particulièrement les processus de Markov, qui sont des processus stochastiques dont l'état futur ne dépend pas des états passés.

Une chaîne de Markov est un processus de Markov à temps discret. On peut la représenter sous forme d'un graphe, dont les sommets représentent des états et les arêtes des transitions d'un état à l'autre.

Irréductible Une chaîne de Markov est irréductible si son graphe est fortement connexe.

Récurrente Une chaîne de Markov irréductible est récurrente si une trajectoire typique du système passe infiniment souvent par cet état.

Apériodique Une chaîne de Markov est apériodique si pour tout sommet i ,

$$\text{pgcd}(\{n \geq 1 \mid A^n[i, j] > 0\}) = 1$$

où A est la matrice d'adjacence de son graphe.

5.2 Colonie de scarabées

Le problème consiste, à partir d'un graphe dont les nœuds représentent des positions et les arêtes contiennent la probabilité pour un scarabée de passer d'une position à l'autre, à calculer les probabilités de présence de chaque scarabée au bout de N itérations, selon sa position de départ.

Pour cela, on représente le graphe sous la forme de matrice d'adjacence A , où chaque élément de la matrice représente la probabilité de passer d'un nœud à un autre.

Si on met cette matrice à la puissance N , elle contiendra les probabilités de passer d'un nœud à un autre en exactement N itérations.

En multipliant cette matrice par un vecteur contenant uniquement des zéros, sauf au nœud de départ (on mettra un 1), on peut obtenir la probabilité pour le scarabée de se trouver à chaque point, au bout d'exactly N tours. Si cette probabilité est nulle, il est impossible qu'il s'y trouve.

Pour savoir la probabilité que les deux scarabées se rencontrent en un point au bout de N itérations, il suffit de multiplier les probabilités de présence de chaque scarabée en ce point. Pour connaître leur probabilité de se rencontrer en n'importe quel point, on peut tout simplement sommer les probabilités de rencontre sur chaque point.

De plus, si on calcule $\lim_{N \rightarrow \infty} A^N$ (une telle limite n'existera que si la chaîne est irréductible, récurrente positive et apériodique, et ça ne sera pas toujours le cas!), le produit du vecteur contenant la position de départ par cette matrice nous donnera les probabilités pour le scarabée d'être en chaque position une fois qu'il aura suffisamment voyagé et que sa position de départ n'aura plus d'importance.

5.2.1 Chaines de Markov

Le problème des scarabées peut aisément être modélisé par des chaines de Markov. En effet, nos coléoptères se promènent en temps discret dans leur graphe de promenade ; de plus, l'état d'un scarabée (autrement dit, sa position) ne dépend pas du passé, mais uniquement de l'état présent.

La matrice de transition (dite aussi matrice stochastique) représente les probabilités de passer d'un état aux autres. Par conséquent, la matrice de transition à la puissance n représente la probabilité de passer d'un état à un autre par un chemin de longueur n .

On constate qu'on se rapproche beaucoup de la matrice décrite précédemment : la matrice d'adjacence du graphe de promenade et la matrice de transition de notre chaîne de Markov sont équivalentes !

5.2.2 Temps moyen entre rencontres

À partir d'un même point Considérons que les deux scarabées sont sur le même sommet. On peut donc calculer la probabilité qu'après N tours, ils finissent à nouveau sur le même sommet (en sommant le carré des probabilités que chacun se retrouve sur un sommet).

Notons $U_k = pA^k(pA^k)^\top$ la probabilité que les deux scarabées se retrouvent sur la même case après k tours.

Notons V_k la probabilité que les deux scarabées se retrouvent sur la même case après k tours, sans s'être déjà rencontrés avant. On a :

$$V_k = (1 - U_1) \times (1 - U_2) \times \cdots \times (1 - U_{k-1}) \times U_k$$

V_k peut donc se réécrire par récurrence :

$$\begin{aligned} V_1 &= U_1 \\ V_{k+1} &= V_k \times \frac{1 - U_k}{U_k} U_{k+1} \end{aligned}$$

Pour avoir le temps moyen au bout duquel ils vont se rencontrer en partant de ce même point, il suffit de prendre l'espérance de cette suite V_k .

À partir de deux points différents Dans le cas où les points de départ des scarabées sont différents, on peut appliquer le même principe.

Par contre, on ne peut pas supposer $U_k \neq 0$. On peut introduire une suite W_k :

$$\begin{aligned} W_0 &= 1 \\ W_k &= W_{k-1} \times (1 - U_k) \end{aligned}$$

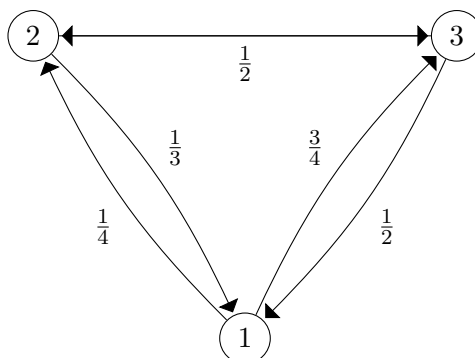
On a donc :

$$\begin{aligned} V_1 &= U_1 \\ V_k &= W_{k-1} \times U_k \end{aligned}$$

Pour avoir un temps moyen de rencontre global, on fait la moyenne du temps de rencontre pour chaque position initiale possible.

5.2.3 Exemple

Partons du graphe suivant :



La matrice d'adjacence de ce graphe est :

$$A = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{4} & \frac{3}{4} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix}$$

Si on veut connaître la probabilité qu'un scarabée se trouve au sommet 2 en partant du sommet 1 sur 10 tours, on calcule :

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{4} & \frac{3}{4} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix}^{10} \approx \begin{pmatrix} 0.30188 & 0.32244 & 0.37568 \end{pmatrix}$$

La probabilité voulue est donc 0.32244.

De plus, on remarque que A^n converge vers

$$\begin{pmatrix} 0.29787 & 0.31915 & 0.38298 \\ 0.29787 & 0.31915 & 0.38298 \\ 0.29787 & 0.31915 & 0.38298 \end{pmatrix}$$

lorsque $n \rightarrow +\infty$, donc quelle que soit la position de départ du scarabée, après un nombre suffisant de tours, la probabilité qu'il soit sur le sommet 2 est 0.31915.

En calculant l'espérance de la suite V_k , on a le temps moyen entre chaque rencontre :

Départ	Temps moyen entre chaque rencontre
1	1.991808
2	2.810620
3	2.272463

5.3 Théorie des files d'attente

Une file d'attente est un système ayant une entrée par laquelle arrivent des tâches, ou clients, qui attendent leur tour avant d'être traitées une par une pour en sortir.

Elles sont utilisées pour l'étude de beaucoup de systèmes : attentes de clients à des guichets, trafic routier, traitement des tâches par un serveur, etc.

Les files sont étudiées en fonction de la loi qui gère l'entrée, la loi qui gère la sortie et le nombre de "serveurs" qui traitent les clients.

La loi de Little est cependant un résultat général :

$$N = \lambda T_s$$

où N est le nombre moyen de clients dans le système, λ la fréquence moyenne d'entrée et T_s le temps moyen passé dans le système.

5.3.1 Cas M/M/1

On considère une file d'attente où la loi d'entrée suit une loi de Poisson de paramètre λ (λ est donc le nombre moyen d'arrivées par unité de temps) et où le temps de service suit une loi exponentielle de paramètre μ ($\frac{1}{\mu}$ est donc le temps moyen de traitement, sans compter l'attente dans la file).

On dit que ce genre de file d'attente est de type $M/M/1$ selon les notations de Kendall.

Dans ce cas, le nombre moyen d'arrivées pendant le temps de service, appelé trafic offert, est $\rho = \frac{\lambda}{\mu}$. Le système converge alors si et seulement si $\rho < 1$.

La file peut être représentée comme une chaîne de Markov où chaque état i représente la probabilité qu'il y ait i voitures dans le système (voir figure 1).

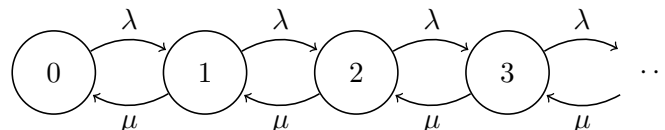


FIGURE 1 – Représentation d'une file M/M/1 comme une chaîne de Markov [6]

Ces états sont liés en régime permanent par les équations :

$$\begin{cases} \lambda p_0 = \mu p_1 \\ \lambda p_1 = \mu p_2 \\ \dots \\ \lambda p_n = \mu p_{n+1} \\ \dots \end{cases}$$

et

$$\sum_{i=0}^{+\infty} p_n = 1$$

D'où $p_n = \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^n p_0 = \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^n \left(1 - \frac{\lambda}{\mu}\right) = \rho^n (1 - \rho)$ (d'où la condition $\rho < 1$).

Le nombre moyen de clients dans le système est donc :

$$N = \sum_{i=0}^n n p_n = \frac{\rho}{1 - \rho}$$

D'après la loi de Little, le temps moyen passé dans le système est donc :

$$T_s = \frac{1}{\lambda} \frac{\rho}{1 - \rho} = \rho \frac{\lambda}{\mu - \lambda}$$

5.3.2 Cas M/M/S

Une généralisation du cas précédent sont les files de type $M/M/S$, où S dénote le nombre de serveurs. Les lois d'entrée et sortie restent les mêmes.

Ces files peuvent aussi être représentées avec les chaînes de Markov (voir figure 2).

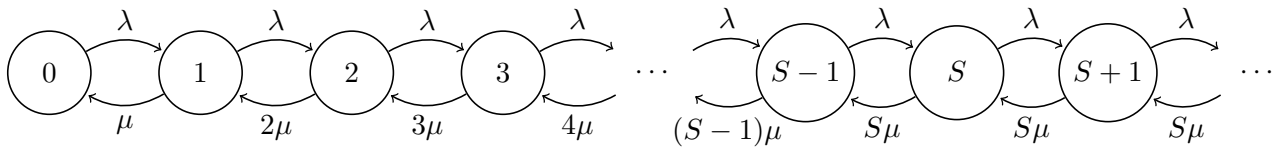


FIGURE 2 – Représentation d'une file M/M/S comme une chaîne de Markov [6]

L'étude de ces chaînes est plus compliquée car les états ne sont plus liés par la même équation :

$$\left\{ \begin{array}{l} \lambda p_0 = \mu p_1 \\ \lambda p_1 = 2 \times \mu p_2 \\ \dots \\ \lambda p_{S-2} = (S-1) \times \mu p_{S-1} \\ \lambda p_{S-1} = S \times \mu p_S \\ \lambda p_S = S \times \mu p_{S+1} \\ \lambda p_{S+1} = S \times \mu p_{S+2} \\ \dots \end{array} \right.$$

On peut montrer que le système est en équilibre si et seulement si $\rho = \frac{\lambda}{S\mu} < 1$. Le nombre moyen de clients et temps moyen dans le système sont par contre beaucoup moins intuitifs :

$$N = \rho \left(1 + \frac{P_a}{S - \rho} \right)$$

$$T_s = \frac{1}{\mu} \left(1 + \frac{P_a}{S - \rho} \right)$$

où $P_a = P_0 \frac{\rho^S}{(S-1)!(S-\rho)}$ est la probabilité d'attendre et $P_0 = \frac{1}{\sum_{k=0}^{S-1} \frac{\rho^k}{k!} + \frac{\rho^S}{S!} \frac{1}{1-\rho/S}}$ est la probabilité que le système soit vide.

On remarque qu'on retrouve bien les mêmes résultats que précédemment pour $S = 1$.

5.4 Conclusion

Les processus stochastiques nous montrent une fois de plus l'utilité des graphes.

6 UA : Ingénierie robotique

6.1 Suivi de murs

6.1.1 Introduction

On s'intéresse ici à la programmation d'un robot ³ afin qu'il puisse longer un mur.

Afin de longer un mur, on peut par exemple poser un capteur à ultrasons sur le côté gauche de notre robot. Lorsqu'il détecte qu'il est trop éloigné du mur, il tourne légèrement à gauche. Donc s'il ne détecte plus de mur à gauche (le mur tourne) le robot va naturellement tourner à gauche.

Cette méthode donnant des résultats peu probants si la direction initiale du robot n'est pas exactement parallèle au mur, on peut ajouter un autre capteur à ultrasons à l'avant du robot. Ainsi, on peut tourner désormais à gauche, tout en avançant légèrement, dès qu'on détecte que le mur est trop loin ; et si on se retrouve face à notre mur, alors on tourne vers la droite jusqu'à ne plus l'être.

Ainsi, on peut suivre un mur droit de manière assez régulière.

6.2 Labyrinthe

6.2.1 Suivi de mur

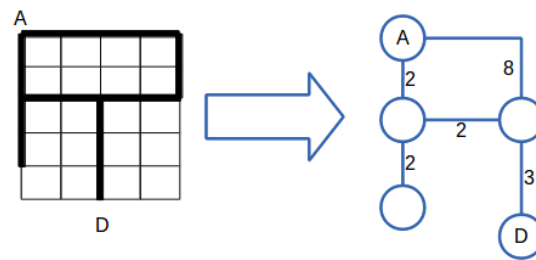
Pour sortir d'un labyrinthe, le suivi de mur est déjà un algorithme admissible, il trouvera une solution s'il en existe une. En effet, si on n'arrive pas à sortir du labyrinthe en suivant cette méthode, c'est qu'on longe un ilot dans le labyrinthe, ce qui est impossible si l'on vient de l'extérieur.

L'algorithme de Dijkstra et l'algorithme A* (qui est considéré comme une extension du premier) sont utilisés pour trouver le chemin le plus court permettant de sortir du labyrinthe.

6.2.2 Algorithme de Dijkstra

L'algorithme de Dijkstra est un algorithme permettant de trouver le plus court chemin entre deux sommets d'un graphe (orienté ou non) : il est donc utile dans le cas du labyrinthe, car celui-ci peut être représenté comme un graphe. En effet il suffit de représenter chaque intersection du labyrinthe comme un sommet du graphe, et chaque chemin du labyrinthe par une arête du graphe comme sur l'illustration suivante :

3. Un robot en Lego Mindstorms NXT, accompagné seulement de deux capteurs à ultrasons et deux boutons poussoirs.



La complexité de cet algorithme est polynomiale suivant le nombre de sommets du graphe.

Son principe est simple : il parcourt le graphe en gardant en mémoire la longueur du chemin le plus court vers chaque sommet.

6.2.3 Algorithme A*

L'algorithme A* est une amélioration de Dijkstra, qui utilise une heuristique pour orienter la recherche. Si l'heuristique est bien choisie, il est même possible de s'assurer qu'A* donnera bien le résultat optimal (et plus rapidement que Dijkstra).

Cet algorithme utilise deux listes de nœuds : une liste, dite ouverte, qui contient les nœuds explorables et une liste, dite fermée, qui contient les nœuds déjà explorés.

- On crée un nœud en lui attribuant un cout heuristique qui correspond à la somme du cout du nœud et d'une estimation de la distance de ce nœud à l'arrivée.

Remarque : l'utilisation de ce cout heuristique constitue une différence notable avec l'algorithme de Dijkstra, elle permet de s'assurer que l'on va toujours plus ou moins dans la bonne direction.

Par exemple dans un graphe en étoile avec des branches de même taille et plusieurs nœuds par branches où l'on part du centre pour rejoindre l'extrémité d'une branche l'algorithme de Dijkstra explore toutes les branches simultanément alors qu'avec l'utilisation du cout heuristique on explore directement et uniquement la bonne branche.

- On ajoute ce nœud à la liste ouverte.
- On prend le nœud qui a le meilleur cout heuristique dans la liste ouverte et on l'ajoute à la liste fermée.
- On crée les nœuds adjacents et pour chacun d'eux :
 - leur cout est égal à la somme des couts de leurs prédécesseurs et du cout entre les deux ;
 - si l'un d'eux est présent dans la liste ouverte on vérifie si ce nouveau chemin trouvé est plus rapide. Si c'est le cas on remplace celui qui est dans la liste ouverte par le nouveau sinon on oublie le nouveau ;
 - s'il est déjà dans la liste fermée c'est qu'il a déjà été traité ou qu'il est en train d'être traité donc on l'oublie ;

— et s'il n'est ni dans la liste ouverte ni dans la liste fermée, on l'ajoute à la liste ouverte.

À la fin, en remontant tous les prédécesseurs, on remonte le chemin le plus court.

6.3 Construction du labyrinthe par le robot

Cependant pour pouvoir appliquer ces algorithmes il faut connaître le labyrinthe, afin de construire son graphe.

Or ceci est loin d'être évident : le robot n'ayant aucun moyen de se repérer avec précision dans l'espace, il lui faudrait se baser sur la vitesse des moteurs pour déterminer sa position. Mais cette méthode peut se révéler très mauvaise notamment si le robot change souvent la vitesse d'un moteur (pour tourner par exemple) ou s'arrête souvent : il va alors accumuler les erreurs de position. De plus, le sol et les roues n'étant pas parfaits, le robot dérape relativement souvent, ce qui augmente encore les erreurs.

6.4 Conclusion

Le problème du robot dans un labyrinthe est assez simple en théorie. Mais, comme souvent, la pratique est bien plus compliquée, car en plus des mathématiques qui sont derrière ce problème, viennent des problèmes intrinsèques aux robots.

7 Bilan

7.1 Enseignement

Nous avons été surpris de la façon dont fonctionnent les séances de TD, et avons eu du mal à nous y faire : lors des séances, nous étions censés être lâchés sur les différents problèmes et nous renseigner par nous-mêmes. Toutefois, le professeur présent se mettait souvent à présenter des choses au tableau, et nous ne savions plus trop si nous devons avancer, ou stopper tout travail et l'écouter. De plus, il était souvent difficile de savoir si le professeur s'adressait à un seul groupe ou à toute la classe ; enfin, il n'était généralement pas trivial de discerner la structure des informations données.

Il a aussi été assez frustrant de se répartir le travail : comme nous étions dans un groupe de 6 et avions quand même un certain nombre de choses à faire, il fallait forcément se concentrer sur un seul problème. Du coup, chacun a simplement abordé quelques points précis sur chaque UA, et n'a pas vraiment acquis de connaissances poussées sur tout le reste des sujets abordés.

Le fait de devoir faire des rapports à chaque séance était aussi très lourd à gérer, et assez peu pratique : nous avons l'impression de passer énormément de temps à écrire des rapports. Ajouté au rapport final, cela donne un travail de rédaction très important.

7.2 Travail en groupe

L'utilisation d'un gestionnaire de version nous a permis de nous faciliter énormément le travail en centralisant tout le code et les rapports. Pour les rapports de fin de séance, nous avons aussi utilisé un « pad », qui permet d'éditer à plusieurs du texte en temps réel (alternative libre et simpliste à Google Docs).

Concernant le travail en groupe, il est clair que travailler en groupe de 6 en faisant en sorte que tout le monde travaille efficacement n'est pas évident.

Nous avons donc essayé de nous répartir le travail le plus efficacement possible mais ça n'a pas non plus été évident : à de nombreuses reprises, il fallait se recentrer et essayer de se re-répartir les tâches clairement, et ce n'est pas évident. Il y a donc eu certaines séances très peu productives (ou alors seulement sur certains points), avec aussi des pertes de motivation lors de certaines UAs.

Toutefois, les tâches étaient quand même généralement assignées à des binômes ou trinômes, et le travail a, dans l'ensemble, été plutôt efficace.

7.3 Apprentissage

Une chose reste certaine : nous avons tous appris de nouvelles choses pendant cette UE, même si elles ne reflètent qu'une partie de ce qui était demandé.

Le fait de se répartir le travail nous a aussi permis de travailler sur ce qui nous intéressait le plus, ce qui est plutôt motivant, quand on a eu un sujet qui nous intéressait. Malheureusement, nos centres d'intérêts étant souvent les mêmes, il n'était pas rare d'être déçu par son affectation. Notamment, nous ne nous sommes pas bousculés pour travailler sur Sisyphe, avec raison : ce logiciel s'est avéré horrible à prendre en main, et le groupe

qui a travaillé sur les scarabées a pu coder un programme de tests équivalent en autant de temps qu'il a fallu à l'autre groupe pour maîtriser cet "outil".

Références

- [1] Fabrice Evrard, <http://evrard.perso.enseeiht.fr/Enseignement/2IN/>
- [2] David Pisinger's optimization codes,
<http://www.diku.dk/~pisinger/codes.html>
- [3] Cours 3, Algorithme du Simplexe,
<http://pageperso.lif.univ-mrs.fr/~denis.lugiez/Enseignement/Master1/R0/Cours/cours3.pdf>
- [4] Frédéric Sur, *Les files d'attente*,
www.loria.fr/~sur/enseignement/R0/Files1_FSur.pdf
- [5] Nils Berglund, *Processus aléatoires et applications*,
www.univ-orleans.fr/mapmo/membres/berglund/procal.pdf
- [6] Les figures 1 et 2 sont basées sur le travail de Gareth Jones, sous licence Creative Commons,
<http://en.wikipedia.org/wiki/File:Mmc-statespace.svg>
- [7] Heuristics for the Traveling Salesman Problem,
<http://web.tuke.sk/fei-cit/butka/hop/htsp.pdf>
- [8] Reducing Knapsack to TSP,
<http://cs.joensuu.fi/pages/franti/asa/DAA-Knapsack-to-TSP.ppt>
- [9] Chess tree search,
<http://chess.verhelst.org/1997/03/10/search/#alpha-beta>
- [10] Notes on Simplex Algorithm,
<http://cs.brown.edu/courses/csci1490/notes/day9.pdf>

Annexes – Algorithmes

Entrées : un graphe

Sorties : la liste des cycles ou chaines eulériens si le graphe est eulérien
semi-eulérien ou la liste vide sinon

début

```

    /* Construction de la matrice latine du graphe */
    construire une matrice à n lignes et n colonnes;
    remplir la matrice de listes vides;
    pour chaque nœud du graphe faire
        pour chaque arête sortant de ce nœud faire
            ajouter la liste [noeud de départ, noeud d'arrivée] à la case de la matrice
            correspondante;
        fin
    fin
    n ← le nombre d'arêtes total du graphe;
    calculer la puissance  $(n - 1)$ ième de la matrice
    pour chaque coefficient de la matrice ainsi calculée faire
        si le coefficient n'est pas nul alors
            concaténer ce coefficient à la variable de retour;
        fin
    fin
fin

```

Algorithme 1 : Méthode de la matrice latine

Entrées : A et B deux matrices latines
Sorties : le produit de ces deux matrices
début
 construire la matrice de retour à n lignes et n colonnes;
 initialiser chaque coefficient de cette matrice à la liste vide;
 pour *chaque coefficient de la matrice de retour* **faire**
 pour k allant de 1 jusqu'à n **faire**
 calculer les chaines produits entre $a(i,k)$ et $b(k,j)$;
 ajouter au coefficient de la matrice ces chaines;
 fin
 fin
fin

Algorithme 2 : Produit matriciel

Entrées : liste_1 et liste_2 deux listes de chaine
Sorties : une liste de chaines
début
 créer une liste de chaine vide (liste de retour);
 pour i dans liste_1 **faire**
 pour j dans liste_2 **faire**
 construire la chaine résultante de la concaténation de i et j (en enlevant le nœud présent deux fois);
 construire un ensemble de chaine vide;
 pour k allant de 1 à la longueur de la chaine construit **faire**
 construire la chaine élémentaire menant du nœud k au nœud $k + 1$;
 si cette chaine n'est pas dans l'ensemble **alors**
 ajouter cette chaine dans l'ensemble;
 fin
 sinon
 rendre la chaine nulle;
 sortir de la boucle;
 fin
 fin
 fin
 si le chaine n'est pas nulle **alors**
 concaténer la chaine trouvée à la liste de retour
 fin
fin

Algorithme 3 : Produit entre listes de chaines (coefficients de matrices latines)

Entrées : un graphe
Entrées : un sommet de départ optionnel `node_from`
Entrées : un ensemble (éventuellement vide) de nœuds déjà parcouru `nodes_done`
Sorties : une chaîne hamiltonienne sous la forme d'une liste ordonnée de sommets, ou `None` s'il n'en existe pas

début

```
    si node_from n'a pas été fourni alors
    |   node_from ← un nœud du graphe;
    fin
    ajouter node_from à nodes_done;
    si cardinal(node_from) == ordre(graphe) alors
    |   retourner [node_from]
    fin
    pour chaque arête dans le graphe faire
    |   autre ← le sommet opposé à node_from par rapport à cette arête;
    |   si autre dans nodes_done alors
    |   |   passer à la prochaine arête
    |   fin
    |   appeler la fonction récursivement avec le graphe, node_from et nodes_done
    |   comme paramètres;
    |   si la liste retournée est non-vide alors
    |   |   y ajouter node_from au début et la retourner;
    |   fin
    fin
fin
```

Algorithme 4 : Recherche de chaîne hamiltonienne

Entrées : un graphe complet g
Sorties : $(\text{cout}, \text{cycle})$ où cycle est un cycle hamiltonien construit selon la méthode du plus proche voisin et cout son cout associé sous forme de liste de sommets

début

```

    cout = 0;
    cycle = une liste composée d'un sommet de  $g$  au hasard;
    tant que il reste des sommets faire
        /* On ajoute au cycle le sommet suivant */
        plus_proche = sommet de  $g$  sur lequel on est pas encore passé le plus proche
        du dernier sommet du cycle;
        cout += cout de plus_proche au dernier sommet du cycle construit;
        ajouter plus_proche au cycle;
    fin
    /* On ferme le cycle */
    cout += cout du dernier au premier sommet de cycle;
    ajouter le premier sommet de la chaine à cycle;
    retourner  $(\text{cout}, \text{cycle})$ 
fin

```

Algorithme 5 : Plus proche voisin

Entrées : un cycle hamiltonien (liste de sommets) et son cout
Sorties : un cycle hamiltonien et son cout inférieur ou égal au coup d'entrée

début

```

    pour chaque couple de sommets (a, b) dans le cycle faire
        nouveau_cout ← cout
        - cout de a à son successeur dans le cycle
        - cout de b à son successeur dans le cycle ;
        + cout de a à b
        + cout du successeur de a au successeur de b dans le cycle
        si  $\text{nouveau\_cout} < \text{cout}$  alors
            | cout = nouveau_cout cycle = cycle crée en échangeant a et b dans cycle;
        fin
    fin
    retourner  $(\text{cout}, \text{cycle})$ 
fin

```

Algorithme 6 : 2-opt

Entrées : Un graphe non-orienté et connexe g
Sorties : le cycle le plus court permettant de visiter toutes les arêtes de g
début

```

/* Création du graphe partiel */
pour chaque sommet de  $g$  faire
    si le sommet est de degré impair alors
        créer le sommet dans graphe_partiel;
    fin
fin
pour chaque arête de  $g$  faire
    si ses 2 sommets sont dans graphe_partiel alors
        créer la même arête dans graphe_partiel;
    fin
fin
/* Transformation en clique */
pour chaque couple de sommet ( $s1, s2$ ) dans graphe_partiel faire
    si il n'y a pas d'arête reliant  $s1$  et  $s2$  alors
        ( $cout, chaine$ ) =  $dijkstra(s1, s2)$ ;
        créer l'arête reliant  $s1$  et  $s2$  dans graphe_partiel, de cout  $cout$ ;
    fin
fin
couplage,  $cout$  =  $aux(ensemblevide, ensemblevide, 0)$ ;
pour chaque arête dans couplage faire
    ( $s1, s2$ ) = sommets reliés par arête dans  $g$ ;
    ( $cout, chaine$ ) =  $dijkstra(s1, s2)$ ;
    pour chaque arête dans  $chaine$  faire
        doubler cette arête dans  $g$ ;
    fin
fin
retourner le cycle eulérien de  $g$ 
fin

```

Algorithme 7 : Algorithme du postier chinois


```
Entrées : arêtes, sommets_visités, cout  
début  
  si sommets_visités contient tous les sommets de graphe_partiel alors  
    | retourner (arêtes, cout)  
  fin  
  sinon  
    meilleur_couplage = Vide;  
    meilleur_cout = 0;  
    pour chaque arête de graphe_partiel faire  
      si les 2 sommets de l'arête ne sont pas dans sommets_visités alors  
        | arêtes_copie = copie de arêtes;  
        | sommets_visités_copie = copie de sommets_visités;  
        | ajouter arête dans arêtes_copie;  
        | couplage, cout = aux(arêtes_copie, sommets_visités_copie, cout +  
        | cout de arête);  
        | si meilleur_couplage = Vide ou meilleur_cout > cout alors  
        | | meilleur_couplage = couplage;  
        | | meilleur_cout = cout;  
        | fin  
      fin  
    fin  
    retourner (meilleur_couplage, meilleur_cout)  
  fin  
fin
```

Algorithme 8 : Recherche du couplage parfait de cout minimum par bruteforce

```
Entrées : une liste d'objets  
Entrées : une masse maximale autorisée  
Sorties : la valeur maximale qu'il est possible d'atteindre  
début  
    ligne_courante = liste composée de (masse_max+1) zéros;  
    ligne_prec = liste composée de (masse_max+1) zéros;  
    pour chaque objet obj de la liste d'entrée faire  
        pour m variant de 0 à masse_max faire  
            si masse(obj) ≤ m alors  
                ligne_courante[m] ← max(ligne_prec[m],  
                ligne_prec_line[m-masse(obj)] + prix(obj));  
            fin  
        fin  
    ligne_prec ← ligne_courante  
    fin  
    retourner ligne_courante[masse_max]  
fin
```

Algorithme 9 : Algorithme de résolution exacte du problème du sac à dos

Entrées : Matrice (tableau canonique)
Sorties : Gain maximal, quantités de chaque produit à faire, quantité des ressources restantes

début

```

    base = indices des variables de base de la matrice;
    tant que il reste un coefficient strictement positif dans les bénéfices faire
        à_ajouter = indice du produit qui rapporte le plus;
        à_retirer =  $\operatorname{argmin}_i \frac{\text{stock}(i)}{\text{matrice}(\text{à\_ajouter}, i)}$ ;
        base(à_retirer) = à_ajouter;
        matrice(à_retirer, :) = matrice(à_retirer, :) / matrice(à_retirer, à_ajouter);
        pour i allant de 1 au nombre de lignes faire
            si i ≠ à_ajouter alors
                matrice(i, :) = matrice(à_retirer, :) × matrice(i, à_ajouter) /
                matrice(à_ajouter, à_retirer);
            fin
        fin
    fin
    pour n allant de 0 au nombre de variable hors base -1 faire
        à_produire(base(n)) = matrice(n + 1, stock);
    fin
    pour n allant du nombre de variables hors base au nombre de variables total faire
        restes(base(n)) = matrice(n + 1, stock);
    fin
    retourner (-matrice(0, stock), à_produire, restes)
fin

```

Algorithme 10 : Algorithme du simplexe

```
Entrées : deux sommets s1 et s2
Sorties : le plus court chemin entre s1 et s2
début
  pour chaque sommet du graphe faire
    sommet.parcouru  $\leftarrow \infty$ ;
    sommet.precedent  $\leftarrow 0$ ;
  fin
  s1.parcouru  $\leftarrow 0$ ;
  non_visités  $\leftarrow$  ensemble des sommets du graphe;
  tant que non_visités est non vide faire
    s  $\leftarrow$  le sommet de non_visités avec parcouru minimum;
    supprimer s de non_visités;
    pour chaque sommet f fils de s faire
      si f.parcouru > s.parcouru + poids de l'arc entre s et f alors
        f.parcouru  $\leftarrow$  s.parcouru + poids de l'arc entre s et f;
        f.precedent  $\leftarrow$  s;
        ajouter f dans non_visités;
      fin
    fin
  fin
  chaine  $\leftarrow$  liste vide;
  s = s2;
  tant que s  $\neq$  s1 faire
    chaine.ajouter(s);
    s  $\leftarrow$  s.precedent;
  fin
  chaine.ajouter(s1);
  retourner chaine
fin
```

Algorithme 11 : Algorithme de Dijkstra