

SORBONNE UNIVERSITÉ

PROJET P-A.N.D.R.O.I.D.E

DÉPÔT GITHUB : [HTTPS://GIT.IO/J39ZB](https://git.io/J39ZB)

---

# Branch and Bound pour les Diagrammes d'influence

---

*Auteurs:*

David PINAUD  
Emilie BIEGAS

*Encadrant:*

M. Pierre-Henri WUILLEMIN

8 Mai 2021



# Table des Matières

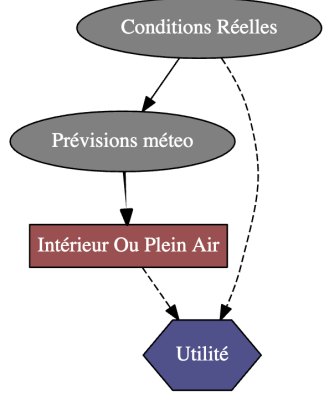
<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
1.1	Les diagrammes d'influence (ID)	2
1.2	Les LIMIDs	3
1.3	Limites des implémentations actuelles	3
1.4	But du projet	6
<b>2</b>	<b>Algorithme de Branch and Bound pour la résolution de LIMIDS</b>	<b>6</b>
2.1	Description informelle	6
2.2	Implémentation des arbres ET/OU	7
2.3	Implémentation de l'algorithme	7
2.3.1	ID relaxé et calcul des bornes	7
2.3.1.1	Sufficient Information Set (SIS)	7
2.3.2	Branch and bound	8
2.4	Test	9
2.5	Documentation	9
<b>3</b>	<b>Évaluation de l'algorithme Branch and Bound</b>	<b>10</b>
3.1	Performances en temps	10
3.2	Performances en espace	10
3.2.1	Exemples	11
3.2.1.1	Exemple 1	11
3.2.1.2	Exemple 2	12
3.2.1.3	Exemple 3	13
<b>4</b>	<b>Intégration possible de l'algorithme dans PyAgrim</b>	<b>13</b>
4.1	Délivrables du projet	13
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>14</b>
<b>6</b>	<b>Bibliographie</b>	<b>15</b>
<b>7</b>	<b>Annexes</b>	<b>16</b>
7.1	Liens divers	16
7.2	Structure des éléments de l'arbre ET/OU	16
7.3	Documentation version PDF (voir page suivante)	17

# 1 Introduction

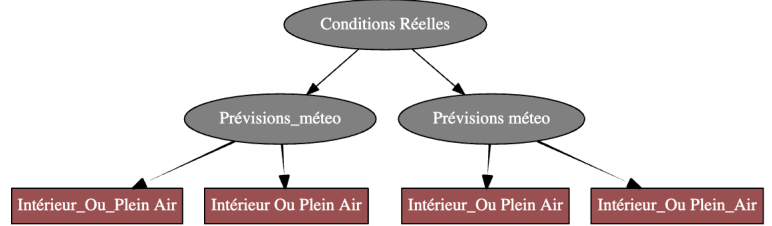
## 1.1 Les diagrammes d'influence (ID)

Un diagramme d'influence est une représentation graphique et mathématique compacte d'une situation de décision. Il s'agit d'une généralisation d'un réseau bayésien, dans lequel non seulement les problèmes d'inférence probabiliste, mais aussi les problèmes de prise de décision peuvent être modélisés et résolus. Le diagramme d'influence est une bonne alternative aux arbres de décision qui peuvent devenir extrêmement complexes. En effet, elles permettent de représenter des arbres de décision symétriques de façon compacte. On se place dans ce projet dans le cadre de l'espérance du maximum d'utilité.

Considérons, par exemple, une situation de décision concernant le choix d'une activité (de domaine : sport en plein air ou sport en intérieur) prise selon la prévision météorologique qui dépend, elle, des conditions réelles (leurs domaines est : pluvieux ou ensoleillé). Le diagramme d'influence 1 (a) ci-dessous permet de représenter cette situation et est équivalent à l'arbre de décision de la figure 1 (b).



(a) Diagramme d'influence



(b) L'arbre de décision symétrique associé

Figure 1: ID et Arbre de décision

Plus précisément, les diagrammes d'influence (ID) sont des graphes dirigés acycliques présentant trois types de nœuds. Les nœuds de *chance*, illustrés graphiquement par un ovale, représentent des variables aléatoire (dont le domaine est fini et non vide). Les nœuds de *décision*, illustrés graphiquement par un rectangle, représentent des variables de décision (dont le domaine est fini et non vide) tandis que les nœuds d'*utilité*, illustrés graphiquement par un octogone ou un hexagone, représentent une fonction d'utilité locale exprimant la préférence. Lorsqu'il y a plusieurs nœuds d'utilité, l'utilité totale en est la somme (c'est une décomposition partiellement additive de l'utilité).

Les arcs de ce graphe représentent une dépendance entre les nœuds et ont une signification différente en fonction du type de nœud à son extrémité. En effet, si un arc pointe vers un nœud de chance, cela représente une dépendance probabiliste; si il pointe vers un nœud de décision, il a un but informatif; enfin, si il pointe vers un nœud d'utilité, il représente une dépendance fonctionnelle.

Les IDs respectent deux hypothèses, une hypothèse de régularité (les décisions sont ordonnées dans le temps) et une hypothèse dite non-oublant (chaque décision est conditionnée par

toutes les observations de décisions antérieures). L'ensemble des instanciations des nœuds de chance pour les décisions antérieures d'une certaine décision est appelé l'*historique*.

## 1.2 Les LIMIDs

Les *Limited-Memory Influence-Diagrams* (LIMIDs) sont des diagrammes d'influence qui assouplissent les deux hypothèses précédemment citées.

Tout d'abord, les LIMIDs assouplissent l'hypothèse non-oubliant de manière à conditionner une décision sur un nombre limité d'observations et de décisions antérieures pertinentes (pour un compromis qualité/complexité).

Ensuite, assouplir l'hypothèse de régularité permet par exemple de modéliser la coopération de problèmes de décision multi-agents où un agent n'est pas au courant de décision d'autres agents. Les IDs forment alors un sous-ensemble des LIMIDs. On peut en voir un exemple ci-dessous.

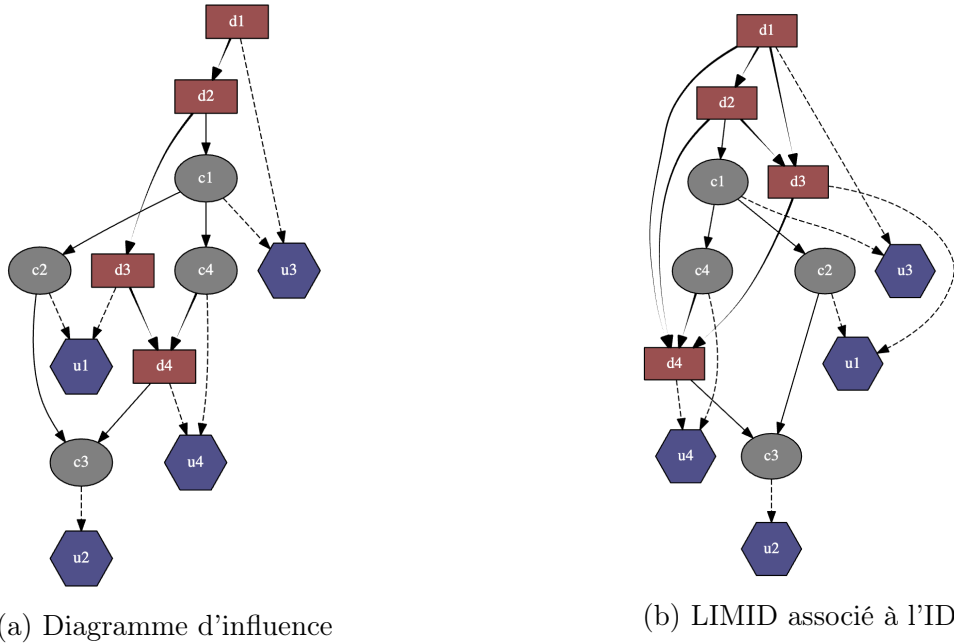
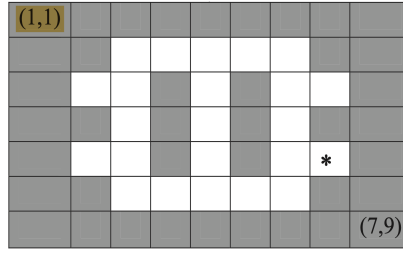


Figure 2: ID et LIMID

## 1.3 Limites des implémentations actuelles

Les méthodes de résolution exactes actuelles de LIMIDs ou IDs sont limitées par leur complexité en temps et en espace. Pour exemple, considérons un ID qui modélise un robot dans un labyrinthe représenté par une matrice  $n \times m$  composé de cases *mur*, de cases *libre* et d'une case *objectif*. On représente le labyrinthe comme ci-dessous, les cases grises, blanches, et étoilées étant respectivement les cases *mur*, *libre*, et *objectif*.

Le robot est initialement placé sur une des cases *libre* et l'objectif du robot est d'atteindre la case *objectif*. À chaque étape, le robot peut se déplacer dans toutes les directions (nord,

Figure 3: Un exemple de représentation d'un labyrinthe  $9 \times 7$ 

sud, est, ouest et les diagonales) d'une seule case ou choisir de ne pas se déplacer. Il possède quatre capteurs pointés vers les quatre cardinaux qui indiquent au robot la présence d'un mur ou non.

À chaque étape, le robot choisit une direction cardinale où faire un pas puis le mouvement du robot suit une mesure de probabilité :

- Un pas vers la case voulu a une probabilité  $pBouger$  de réussir.
- Échouer de bouger survient avec probabilité  $pEchecBouger$ .
- Un pas vers un *mur* a une probabilité de 0.
- À chaque étape, il y a une chance que le robot fasse un mouvement erratique :
  - Faire un pas vers la droite ou vers la gauche (c'est-à-dire vers l'est ou vers l'ouest si son choix est de se diriger vers le nord), s'il est possible de le faire, survient avec une probabilité de  $pCote$  dans chacun des deux cas.
  - Faire un pas en arrière (c'est-à-dire vers le sud si son choix est de se diriger vers le nord), s'il est possible de le faire, survient avec une probabilité  $pArriere$ .
- Les autres probabilités sont normalisées afin de former une distribution de probabilité.

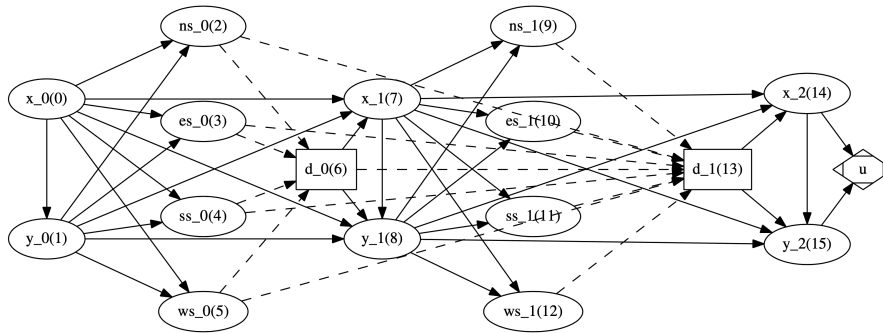


Figure 4: L'ID modélisant le problème du robot à deux étapes

A l'étape  $i$ , les nœuds de chance  $x_i$  et  $y_i$  représentent les coordonnées du robot sur la grille,  $ns_i, es_i, ss_i, ws_i$  les capteurs du robot dans les sens nord, est, sud et ouest respectivement. Les nœuds  $d_i$  sont les nœuds de décision. Pour visualiser le caractère exponentiel de la complexité en espace, voici un tableau récapitulatif des tailles des arbres de jonctions selon le nombre d'étapes ainsi que les graphes associés.

Nombre d'étapes	Tree-width (largeur de l'arbre)	taille en mémoire de l'arbre (en Go)
2	11	0,002
3	15	0,038
4	20	0,787
5	24	12
6	29	984
7	34	76 000
8	37	246 000
9	42	19 687 000
10	46	315 000 000

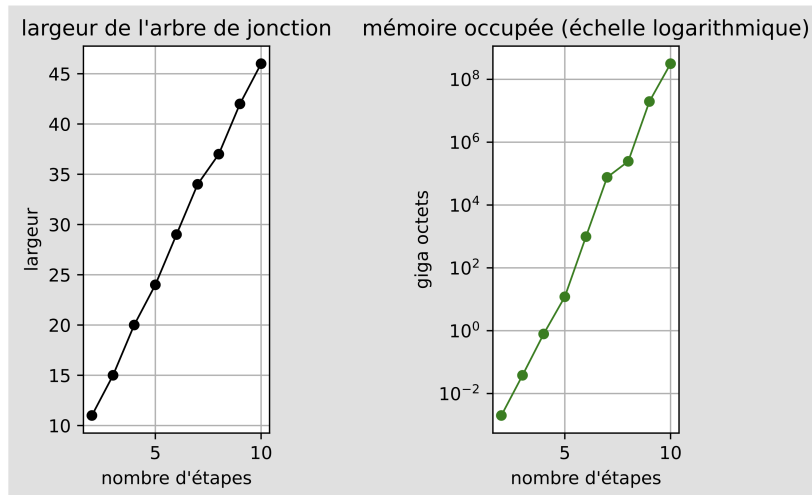


Figure 5: Graphes sur la complexité en temps et espace des méthodes actuelles

On parvient à résoudre cet ID avec les méthodes exactes actuelles (une machine avec 128Go de mémoire vive) sur des instances du problèmes comprenant jusqu'à 5 étapes. Au delà de 5 étapes, la mémoire nécessaire et le temps pour trouver la solution explose.

Il n'est pas envisageable de concevoir une machine capable de stocker autant de données pour résoudre de façon exacte cet ID. Il y a donc un réel besoin d'avoir une implémentation permettant de résoudre plus rapidement les IDs et en nécessitant moins d'espace.

## 1.4 But du projet

Ce projet avait un cadre prospectif et était orienté recherche. Ni nous ni notre encadrant ne savions quels en seraient les aboutissants. Pour mener à bien ce projet, nous avons donc d'abord eu besoin de nous familiariser avec le sujet et de trouver les documents adéquats pour répondre à nos questions. Après cela, nous avons donc pour but d'étudier et d'implémenter un algorithme de Branch and Bound pour résoudre des LIMIDs afin de proposer une solution à l'explosion en espace des algorithmes actuels. Nous nous appuierons fortement sur les travaux de Yuan et Hensen [4], et d'Acid et Campos [6] qui posent les bases et explicitent les étapes de construction de l'algorithme. Celui-ci devra être documenté et testé. Enfin, il est envisagé d'intégrer l'algorithme dans la librairie Python PyAgrum.

Ce sujet d'implémentation étant orienté recherche, nous n'avons pas de réel cahier des charges et avons décidé de l'inclure directement à ce rapport. Ce dernier correspond à la partie 4.1.

# 2 Algorithme de Branch and Bound pour la résolution de LIMIDS

## 2.1 Description informelle

Les LIMIDs sont résolus en trouvant une stratégie qui maximise l'utilité prévue. L'algorithme étudié dans ce projet résout les LIMIDs en les convertissant en un graphe ET/OU puis en effectuant un parcours en profondeur sur ces derniers.

Les nœuds ET sont alors des variables aléatoires correspondant aux nœuds chances qui sont informatifs à un nœud de décision et les nœuds OU sont des nœuds de décision (représentant des alternatives de décision), enfin les feuilles sont les nœuds d'utilités.

Durant le parcours en profondeur, un chemin racine-feuille représente une instance des nœuds d'information et de décision. Ces nœuds sont générés à la volée, ce qui permet de limiter l'utilisation de la mémoire. Les bornes supérieures et les évaluations des solutions candidates sont aussi calculées à la volée, permettant d'élaguer les chemins non prometteurs [3]. Les calculs des bornes supérieures sont faites sur un ID relaxé, dont la construction est détaillée plus tard dans le rapport.

Il faut souligner que cet algorithme n'applique pas classiquement le Branch and Bound comme dans le problème du sac à dos par exemple (où les nœuds sont des sacs avec plus ou moins d'objets) dont une branche peut être élaguée si une solution courante est meilleure que la borne supérieure de cette branche.

En effet, l'élagage se produit uniquement sur les branches sortant de nœuds de décision (ceux qui ne sont pas des feuilles) et non tous les nœuds. L'arbre se compose aussi de nœuds chances mais on ne peut pas élaguer leurs branches car ces nœuds construisent toutes les instances possibles du LIMID. On élague donc seulement sur les branches sortant des nœuds de décision car leurs évaluations sont commensurables puisqu'elles ont le même contexte. En contrepartie, un nœud de décision ne peut pas faire élaguer une branche d'un autre nœud de décision car elles ne possèdent pas le même contexte : si une branche d'un nœud de décision est élaguée car un autre nœud de décision est mieux évaluée, c'est une alternative du LIMID qu'on n'exploreras pas et donc on ne va pas résoudre entièrement le LIMID.

## 2.2 Implémentation des arbres ET/OU

Les implémentations actuelles des arbres ET/OU ne sont pas satisfaisantes au regard des besoins de l'algorithme, nous avons donc implémenté notre version de l'arbre. Cette implémentation contient trois classes : une classe modélisant un graphe ET/OU, une classe modélisant les nœuds ET (nœuds de chance) et enfin une classe modélisant les nœuds OU (nœuds de décision).

Dans l'arbre ET/OU, un nœud OU (décision) est créé pour chaque alternative d'instanciation des nœuds chances parents de ce nœud, et cela pour tous les nœuds de décision différents dans l'ID. C'est-à-dire que chaque nœud de décision dans l'ID a plusieurs contextes de nœuds chances possibles et tous sont représentés dans le graphe ET/OU par un nœud OU correspondant, à la suite du chemin des nœuds ET correspondants au contexte. Notre arbre se structure donc en couche, chaque couche étant constituée du même nœud de décision plusieurs fois (une fois par contexte possible) précédé de ses nœuds parents chance instanciés.

Ensuite, chaque nœud de décision va construire à la volée des branches au nombre égal, au maximum, au nombre de possibilités de décision de ce nœud (au maximum car il peut y avoir élagage). Ces fils vont être structurés de la même manière que précédemment en créant tous les contextes possibles pour le prochain nœud de décision. Soulignons encore qu'on ne peut ainsi pas élaguer entre nœuds de couches différentes mais seulement entre fils d'un même nœud de décision.

La structure détaillée de l'implémentation est accessible en annexe.

## 2.3 Implémentation de l'algorithme

### 2.3.1 ID relaxé et calcul des bornes

Pour permettre l'élagage, nous devons calculer les bornes supérieures et inférieures pour toute les valeurs d'instanciation possibles des nœuds ET (décision). La borne inférieure est la meilleure valeur courante calculée pour un nœud OU. Pour sa borne supérieure, il faut résoudre un ID relaxé. Ce dernier est créé en ajoutant des informations à l'ID de départ et en simplifiant l'ID en supprimant les arcs non requis.

Les informations ajoutées sont sous la forme d'arcs entre des nœuds d'information et des nœuds de décision. Pour savoir quels arcs à ajouter à un nœud de décision, il faut calculer son *sufficient information set* (SIS).

L'ID relaxé est alors créé en deux étapes : tout d'abord, le SIS de chaque nœud de décision est calculé dans l'ordre temporel inverse des décisions (donné par le décideur)  $D_n, \dots, D_1$  faisant de chaque nœud chance dans leur SIS correspondant un de leur nœud parent. Enfin, les arcs d'information non requis sont supprimés de l'ID.

#### 2.3.1.1 Sufficient Information Set (SIS)

Le calcul du SIS a été un point majeur de l'implémentation de l'algorithme et nous a pris une grande partie du temps alloué au développement.

Nous nous sommes basé sur l'article d'Acid et Campos [6] qui propose une méthode basé sur l'algorithme de Ford et Fulkerson afin de trouver l'ensemble séparant entre deux nœuds dans un graphe non dirigé et l'article de Yuan et al. [4] qui nous propose les ensembles de nœuds sur lesquels appliquer l'algorithme.



Nous avons implémenté 3 versions de l'algorithme :

- La première se basait sur la construction complète d'un graphe auxiliaire à partir de l'ID, sur lequel on pouvait appliquer Ford et Fulkerson.
- La deuxième, plus performante, utilisait quant à elle un algorithme sur un graphe moralisé ancestral où on applique Ford et Fulkerson de manière implicite.
- La troisième, dont la majorité du code a été fourni par M. Willemin, était assez similaire à la deuxième mais présentait néanmoins une structure plus modulaire qui permettait aussi de calculer des ensembles séparants pour des réseaux bayésiens. Il contenait aussi des éléments qui permettait de mieux déboguer et de comprendre le comportement de l'algorithme de Acid et Campos [6].

Nous soulignons le fait que la compréhension des articles était délicat, d'une part à cause de notre inexpérience sur ce sujet et d'autre part à cause de l'écriture confuse et expéditive de la part d'Acid et Campos [6]. L'implémentation de cet algorithme est complète mais il reste des points confus qui restent à discuter tel que le choix final des nœuds dans le SIS, la méthode de parcours du graphe moralisé ancestral dans certaines parties de l'algorithme ou encore la validité de la théorie derrière l'adaptation de l'algorithme Ford and Fulkerson. Il est d'autant plus important pour le projet de bien comprendre cette partie au vu de l'importance d'une relaxation informative du diagramme d'influence.

### 2.3.2 Branch and bound

Après avoir construit l'ID relaxé, nous pouvons commencer à appliquer l'algorithme.

L'idée de départ était d'appliquer un Branch and Bound sur un *graphe* ET/OU construit à partir d'un LIMID donné, d'évaluer les solutions candidates et de calculer les bornes supérieures avec un algorithme itératif utilisant les arbres de jointures fort construit eux aussi à partir de l'ID.

Par manque de temps, nous nous sommes résolus à :

- Utiliser un arbre ET/OU au lieu d'un graphe ET/OU. En effet, l'idée originale était de construire un graphe ET/OU au lieu d'un arbre ET/OU pour la résolution de LIMID car ils offraient des optimisations en temps et en espace en exploitant le fait que, dans un LIMID, comme l'hypothèse du non oubliant est assoupli, beaucoup de décisions seront prises dans le même contexte. Ce qui augmenterait à la fois le temps de calcul en faisant des inférences plusieurs fois, mais aussi l'espace requis car on doit stocker plus de nœuds. Le graphe ET/OU devait en plus des nœuds ET et OU, avoir des nœuds spéciaux qui facilite l'implémentation de l'algorithme.
- Calculer les bornes supérieures et les évaluations avec de l'inférence exacte complète à chaque fois, ce qui augmente grandement notre complexité en temps (qui va même devenir le goulot d'étranglement de l'algorithme).

Nous devons donc commencer par construire l'arbre ET/OU, et ce à la volée. Pour cela, nous commençons par choisir dans l'ordre de décision donné avec le LIMID, le premier nœud de décision  $d_0$ .

Nous générons alors les alternatives possibles d’instanciations des parents de  $d_0$  que nous appellerons *couche* de  $d_0$ . Cette couche est composée de nœuds ET (chance), nous ajoutons alors des nœuds OU (décision) correspondant à  $d_0$  sur les feuilles de cette couche. Pour exemple, si  $d_0$  est le nœud (6) de décision dans l’ID de la figure 2, ses parents sont  $ns_0, es_0, ss_0, ws_0$ . Ceux-là ont pour domaine  $[True, False]$  donc il y a  $2^4 = 16$  alternatives possibles pour  $d_0$ . Lorsque cela est fait, s’il y a plus d’un seul nœud de décision dans le LIMID, nous calculons la borne supérieure des nœuds OU générés (pour toutes les valeurs de son domaine) et nous générons la couche pour les nœuds de décision suivants dans l’ordre de décision donné pour une branche d’un des nœuds OU qu’on vient de créer (on garde en mémoire, pour les nœuds OU, quelles branches ont été développées, évaluées, ou élaguées). Lorsque nous arrivons au dernier nœud de décision, il faut faire une inférence pour tous les nœuds de décision de cette couche feuille, pour tous les éléments de domaines de ces nœuds afin qu’on puisse remonter par un processus similaire à l’induction arrière dans la résolution d’un arbre de décision (la valeur d’un nœud chance est la moyenne pondérée par les probabilités postérieures des valeurs de ses fils et la valeur d’un nœud de décision est le maximum des valeurs de ses enfants). Lorsque cette induction arrière qui remonte la couche atteint son nœud de décision père, nous pouvons regarder si on peut élaguer en comparant les bornes supérieures des autres branches du nœud de décision avec l’évaluation de la couche (on met aussi à jour la meilleure solution courante pour ce nœud de décision s’il le faut). Lorsque un nœud de décision a toutes ses branches évaluées ou élaguées, il est *processed*. Lorsque tous les nœuds de décision dans une couche sont *processed*, nous pouvons faire l’induction arrière pour cette couche. Nous répétons ces étapes jusqu’à atteindre la racine de l’arbre ET/OU.

Si, par contre, il n’y a qu’un seul nœud de décision, la première couche est alors une couche feuille dans l’arbre ET/OU et nous procédons comme dans le premier cas.

À la fin d’une exécution, nous avons donc un arbre ET/OU dont les nœuds de décision ont une décision optimale et une valeur d’utilité pour cette décision, les nœuds chances ont des probabilités postérieures associées ainsi qu’une valeur. Nous avons donc calculé pour toutes les alternatives une décision optimale.

## 2.4 Test

Nous avons écrit plusieurs test unitaires, notamment pour tester l’algorithme de calcul du SIS. Celui-ci calcule en réalité l’ensemble séparant minimal dans un réseau bayésien. Nous avons donc testé sur des réseaux bayésiens générés aléatoirement si l’ensemble séparant minimal de deux nœuds tirés au hasard font bien de ces deux nœuds des nœuds indépendants. Nous avons aussi testé le branch and bound sur des IDs aléatoires afin de vérifier qu’il prenne en charge tous types de diagrammes.

## 2.5 Documentation

Une documentation des classes et des méthodes est disponible en annexe sous format PDF, elle a été rédigée en anglais dans le style numpy. Une version en ligne est aussi disponible sur [https://davidpinaud.github.io/PANDROIDE\\_InfDiag\\_BandB/](https://davidpinaud.github.io/PANDROIDE_InfDiag_BandB/)

### 3 Évaluation de l'algorithme Branch and Bound

#### 3.1 Performances en temps

Sur l'exemple de la figure 2, l'ID relaxé construit avec les SIS était mauvais et donnait des valeurs (les bornes supérieures) de MEU très élevées comparées aux évaluations des solutions candidates. Il n'y avait donc pas d'élagage possible et l'exécution était très longue : 25 minutes comparé à moins d'une seconde avec la méthode classique.

La performance en temps dépend largement de la qualité de la relaxation et donc de la borne supérieure qui influe directement sur le nombre d'inférences à faire par les élagages qu'elle permet. Elle est aussi très impactée par le fait que nous avons choisi de faire des inférences exactes à chaque calcul de bornes ou d'évaluation au lieu d'implémenter la méthode itérative.

Les performances en temps du branch and bound comparées à celles de l'algorithme Shafer Shenoy sont mauvaises aussi. Ce dernier est exponentiellement plus rapide proportionnellement au nombre de nœuds et d'arcs dans le LIMID. Ceci est peut être du à la mauvaise optimisation de notre code, couplé aux concessions sur l'algorithme initial décidées, mais aussi au fait que le branch and bound a été écrit en Python et l'implémentation de l'algorithme de Shafer Shenoy en C++.

#### 3.2 Performances en espace

La performance en espace de notre algorithme dépend largement de la structure du LIMID. En effet, l'arbre est d'autant plus profond qu'il y a de nœuds de décision et d'autant plus large que le nombre de parents des nœuds de décision et leur domaine. Nous rappelons aussi que la performance en espace est impactée par notre choix d'utiliser des arbres ET/OU et non des graphes ET/OU. Elle dépend aussi des potentiels des nœuds et de la qualité du relaxé : plus le relaxé est bon, plus on élaguera.

À titre de comparaison avec l'exemple de la figure 2, voici le nombre de nœuds créés et la quantité de mémoire occupée dans le graphe ET/OU en fonction du nombre de stages.

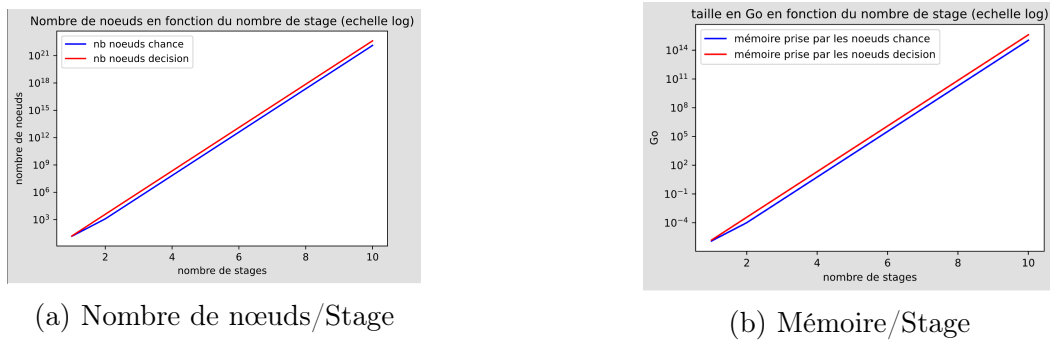


Figure 6: Performance en espace

Remarquons que c'est la même complexité exponentielle que les algorithmes de résolutions actuels qui ressort. C'est parce que le LIMID relaxé n'était pas informatif et aucun élagage n'a été fait ! Cet exemple souligne encore l'importance du relaxé, en effet, l'élagage peut théoriquement diminuer de façon drastique le nombre de branches explorées. Sur des exemples

où des élagages ont pu être fait, nous observons une réduction souvent drastique (souvent plus de 40%) de la quantité de mémoire occupée et du nombre de nœuds créés dans l'arbre ET/OU. En comparaison directe avec l'implémentation de Shafer Shenoy en C++, le branch and bound occupe beaucoup plus d'espace sur le disque. Cette différence de performance est sûrement due au choix du langage d'implémentation et à l'optimisation de l'algorithme.

### 3.2.1 Exemples

Voici des exemples illustrant les performances en temps et en espace ainsi que l'importance de l'élagage :

#### 3.2.1.1 Exemple 1

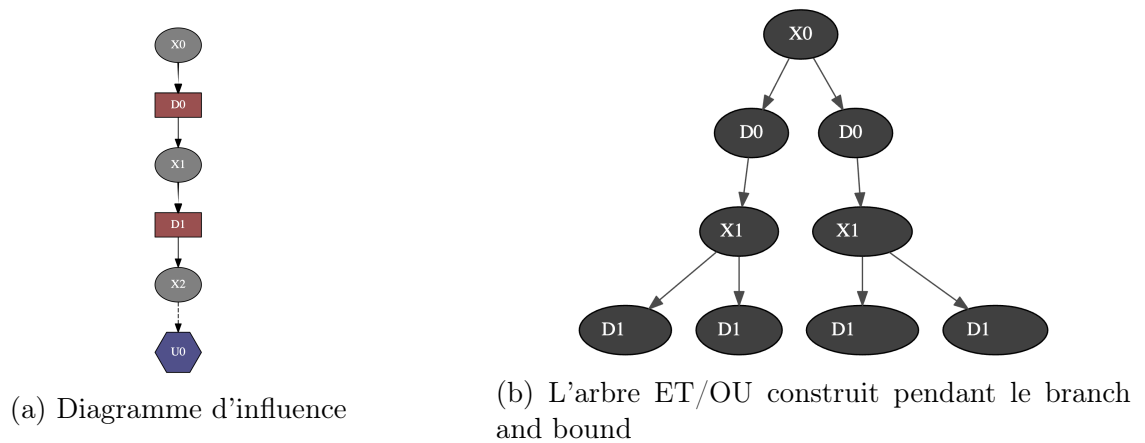


Figure 7: ID et Arbre ET/OU

En effet, voici l'arbre ET/OU complet si aucun élagage n'est fait :

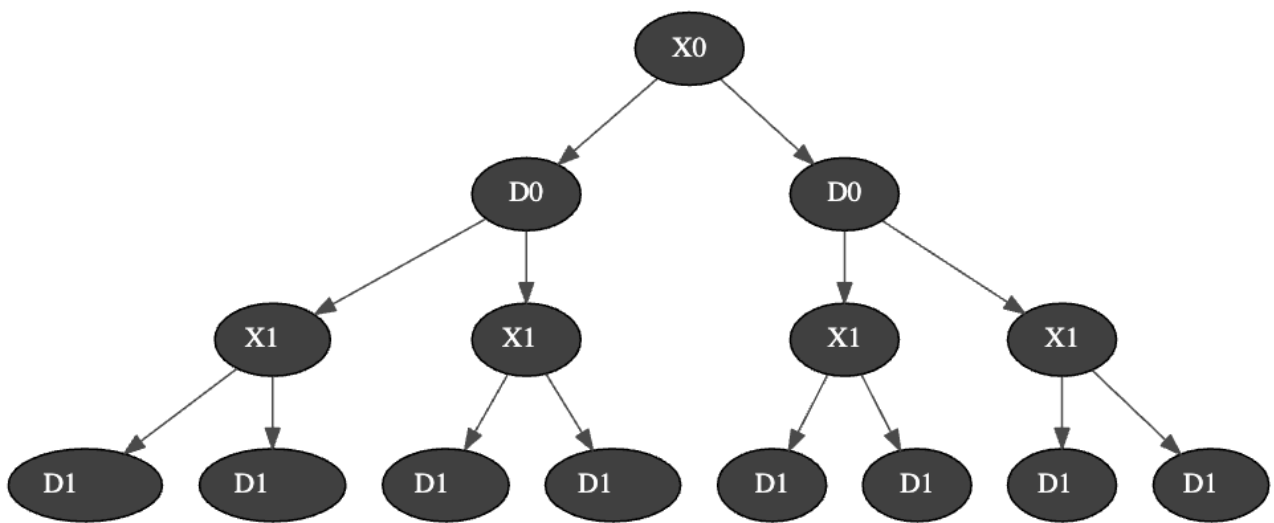


Figure 8: Arbre ET/OU complet

Une branche des deux nœuds  $D_0$  est élaguée, ce qui nous fait économiser la construction de 6 nœuds, représentant une économie d'espace de 40%. Cela nous libère aussi de  $4 \times 2 = 8$  calculs d'inférence exacte (fait sur les nœuds  $D_1$ ), ce qui représente 50% des calculs d'inférence et de deux remontées de sous-arbres (qui économise aussi du calcul car on n'a plus à calculer les valeurs des nœuds chances  $X_1$  avec les probabilités à posteriori).

En comparaison avec l'inférence Shafer Shenoy, notre algorithme a fait l'inférence en 0.00956 secondes comparé à 0.00054 pour la méthode état de l'art soit 17,7 fois plus rapide.

Shafer Shenoy a construit un arbre de jonction de largeur 2 et a utilisé environ 32 octets de mémoire tandis que le branch and bound a utilisé un arbre ET/OU de profondeur 4 et environ 432 octets soit 32 fois plus d'espace occupé. Shafer Shenoy étant écrit en C++ et le branch and bound en Python, il est aisé de comprendre l'écart de performance entre les deux algorithmes.

### 3.2.1.2 Exemple 2

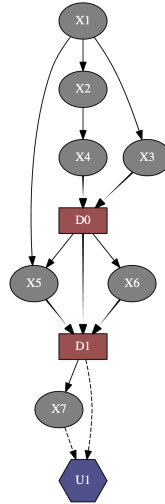
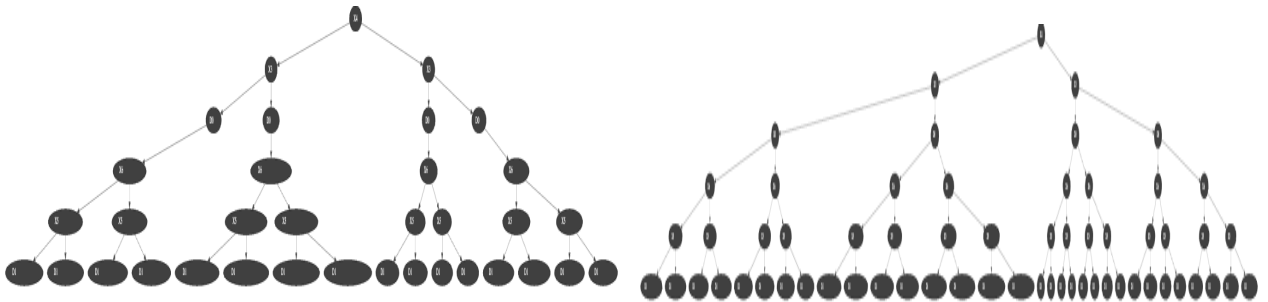


Figure 9: Diagramme d'influence



(a) L'arbre ET/OU construit pendant le branch and bound

(b) Arbre ET/OU complet

Figure 10: Arbre ET/OU complet et élagué

Le branch and bound a élagué 4 branches, ce qui a permis de ne développer que 35 nœuds au lieu de 63 pour un temps d'exécution de 0.07885 secondes et un arbre de profondeur 6

occupant 1680 octets comparé à un arbre de jonction de largeur 3 occupant environ 64 octets et un temps d'exécution de 0.00126 secondes pour Shafer Shenoy. Le branch and bound est donc 62,57 fois plus lent et occupe 26,25 fois plus d'espace que la méthode actuelle.

### 3.2.1.3 Exemple 3

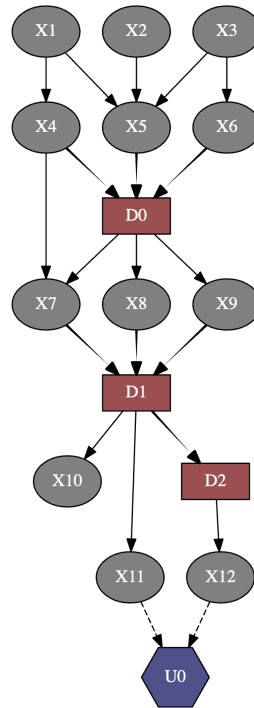


Figure 11: Diagramme d'influence

Le branch and bound a élagué 8 branches, ce qui a permis de ne développer que 135 nœuds au lieu de 255 pour un temps d'exécution de 0.56199 secondes et un arbre de profondeur 7 occupant 6480 octets comparé à un arbre de jonction de largeur 4 occupant environ 128 octets et un temps d'exécution de 0.00275 secondes pour Shafer Shenoy. Le branch and bound est donc 204,36 fois plus lent et occupe 50,625 fois plus d'espace que la méthode actuelle.

## 4 Intégration possible de l'algorithme dans PyAgrum

### 4.1 Délivrables du projet

Le projet a pour but de réaliser :

- Un état de l'art et stabilisation des algorithmes pour la résolution avec Branch and Bound, en particulier l'analyse du calcul des bornes et des probabilités postérieures.
- Une implémentation efficace et compacte des arbres ET/OU.
- Une intégration de l'algorithme correctement documentée (style python en anglais) dans l'API pyAgrum vérifiant l'implémentation des méthodes (liste non exhaustive) :

- `makeInference` : Réalise l'inférence sur un LIMID.
  - `PosteriorUtility` : Retourne la probabilité postérieure d'un nœud.
  - `LIMInfluenceDiagram` : Retourne le LIMID associé à l'instance de la classe.
  - `optimalDecision` : Retourne la décision optimale pour un certain nœud décision basée sur le critère MEU.
  - `MEU` : Retourne l'utilité maximale espérée de l'inférence.
  - `junctionTree` : Retourne l'arbre de jonction associé au LIMID
  - `andOrTree` : Retourne le graphe de jonction développé
  - une fonction pour visualiser l'arbre ET/OU
- Une série de tests unitaires effectués sur les méthodes avec l'API `TestUnit`.
  - Une série de benchmark validant l'utilité de notre implémentation de la méthode `branch and bound` face aux méthodes existante.

## 5 Conclusion

En conclusion, après avoir testé les algorithmes actuels sur un exemple, nous avons implémenté un algorithme de résolution de LIMID basé sur le `branch and bound` qui fait honneur à la promesse de performance en terme d'espace de ce type d'approche (et qui pourrait également l'être en terme de temps de calcul en utilisant un algorithme incrémental), malgré la faible performance en comparaison directe avec l'algorithme de Shafer Shenoy dû à l'optimisation insuffisante de notre code.

Nous avons souligné le rôle majeur de la relaxation dans les performances et montré que l'algorithme pour la création de celle-ci n'est pas encore très bien compris au vu des difficultés que l'on a rencontré pendant l'implémentation du programme concernant le calcul de SIS.

Nous avons donc appris à avoir un œil critique sur les documents étudiés et nous avons pu approfondir des notions dans le domaine d'aide à la prise de décision. Nous avons également appris à utiliser plus en profondeur la librairie `PyAgrum` et sa documentation.

Enfin, nous remercions M.Pierre-Henri Wuillemin pour ses contributions et ses conseils sans lesquels nous n'aurions sans doute pas pu mener ce projet à terme.

## 6 Bibliographie

- 1 C.Yuan and E.Hansen, « Efficient Computation of Jointree Bounds for Systematic MAP Search. », IJCAI Int. Jt. Conf. Artif. Intell., p. 1989, janv. 2009.
- 2 D.Nilsson and S.Lauritzen, « Evaluating influencediagrams using LIMIDs », Proc. Sixt. Conf. Uncertain. Artif. Intell., janv. 2013.
- 3 A.Khaled, E.Hansen, and C.Yuan, « Solving Limited-Memory Influence Diagrams Using Branch-and-Bound Search », Int. Symp. Artif. Intell. Math. ISAIM 2012, sept. 2013.
- 4 C.Yuan, X.Wu, and E.Hansen, Solving MultistageInfluence Diagrams using Branch-and-Bound Search. 2012, p. 700.
- 5 R.Dechter and R.Mateescu, « AND/OR searchspaces forgraphical models », Artif. Intell.,vol. 171, p. 73-106, févr. 2007, doi: 10.1016/j.artint.2006.11.003.
- 6 S.Acid and L.M.deCampos, « An Algorithm for Finding Minimum d-Separating Sets in Belief Networks », in Proceedings of the twelfth Conference of Uncertainty in Artificial Intelligence, 1996, p. 22.
- 7 D.D.Maua, C.P.deCampos, and M.Zaffalon, « Solving Limited Memory Influence Diagrams », J. Artif. Intell. Res., vol. 44, p. 97-140, mai 2012, doi: 10.1613/jair.3625.
- 8 D.R.Morrison, S.H.Jacobson, J.J.Sauppe, and E.C.Sewell, « Branch-and-bound algorithms: A survey of recent advances in searching, branching, and pruning », Discrete Optim., vol. 19, p. 79-102, févr. 2016, doi: 10.1016/j.disopt.2016.01.005.
- 9 R.A.Howard, J.E.Matheson, and Strategic Decisions Group, Éd.,Readings on the principles and applications of decision analysis, Repr. Menlo Park, Calif: SDG, 1989.
- 10 A.J. Myles, R. N. Feudale, Y. Liu, N. A. Woody, and S. D. Brown, « An introduction to decision tree modeling », J. Chemom., vol. 18, no 6, p. 275-285, 2004, doi: <https://doi.org/10.1002/cem.873>.
- 11 D. Geiger, T. Verma, and J. Pearl, « d-Separation: From Theorems to Algorithms », in Machine Intelligence and Pattern Recognition, vol. 10, M. Henrion, R. D. Shachter, L. N. Kanal, et J. F. Lemmer, Éd. North-Holland, 1990, p. 139-148.
- 12 David Kahle, Terrance Savitsky, Stephen Schnelle, and Volkan Cevher, « Junction tree algorithm », Stat, Volume 631, 2008.



## 7 Annexes

### 7.1 Liens divers

#### Documentation :

- WEB : [https://davidpinaud.github.io/PANDROIDE\\_InfDiag\\_BandB/](https://davidpinaud.github.io/PANDROIDE_InfDiag_BandB/)
- PDF : [https://github.com/davidPinaud/PANDROIDE\\_InfDiag\\_BandB/tree/master/docs/documentation](https://github.com/davidPinaud/PANDROIDE_InfDiag_BandB/tree/master/docs/documentation)

#### Carnet de Bord :

- PDF : [https://github.com/davidPinaud/PANDROIDE\\_InfDiag\\_BandB/blob/master/docs/pdf/Carnet%20de%20bord.pdf](https://github.com/davidPinaud/PANDROIDE_InfDiag_BandB/blob/master/docs/pdf/Carnet%20de%20bord.pdf)

#### Dépendances :

- Python >3.8.5 : <https://www.python.org/downloads/>
- PyAgrum >0.20.2 : <https://gitlab.com/agrumery/aGrUM/blob/0.20.2/wrappers/pyAgrum/doc/sphinx/index.rst>
- NumPy >v1.20.0 : <https://numpy.org/install/>
- pydotplus >2.0.2 : <https://pypi.org/project/pydotplus/>
- Matplotlib >3.4.1: <https://matplotlib.org/stable/users/installing.html>

### 7.2 Structre des éléments de l'arbre ET/OU

Les nœuds de décision ont pour attributs :

- Un identifiant au sein de l'arbre ET/OU
- Un dictionnaire de contexte dont la clef est l'identifiant du nœud (dans le diagramme d'influence, ce qui est possible même s'il y a plusieurs nœuds correspondant au même nœud de décision, puisqu'on regarde le contexte dans l'ID et non pas dans l'arbre ET/OU) et dont la valeur est la valeur d'instanciation
- Une valeur d'instanciation du nœud
- Deux identifiants (celui du nœud correspondant dans l'ID pour retrouver à quel nœud dans l'ID celui ci correspond, et un autre identifiant pour le graphe ET/OU)
- Une liste de parents.
- Un dictionnaire de bornes supérieures dont la clef est la valeur du domaine et dont la valeur est un tuple (moyenne, variance).
- Un dictionnaire d'enfants dont la clef est la valeur du domaine et dont la valeur est l'enfant, un dictionnaire d'évaluations dont la clef est la valeur du domaine et dont la valeur est un tuple (moyenne, variance).

- Un support (domaine du nœud).
- Une décision optimale (une valeur du domaine du nœud de décision).
- La valeur de cette décision (la moyenne du MEU).
- Une liste de nœuds élagués.
- L'inférence qui a été faite sur l'instanciation qui a mené à ce nœud.
- La liste des enfants qui ont été évalués.

Les nœuds de chance ont pour attributs :

- Un identifiant.
- Un support.
- Un dictionnaire d'enfants dont la clef est la valeur du support et dont la valeur est l'enfant.
- Une valeur d'instanciation, une liste de parents, et leurs valeurs.
- Un dictionnaire de probabilités postérieures dont la clef est la valeur du support et dont la valeur est la probabilité.
- Un dictionnaire de contexte dont la clef est l'identifiant du parent, et dont la valeur est le domaine.
- Un identifiant au sein de l'arbre ET/OU.

L'arbre (classe `andOrGraph`) a pour attributs :

- Le diagramme d'influence que l'on utilise pour l'arbre ET/OU.
- Un nœud chance racine.
- Une liste de nœuds.
- Une liste de nœuds chance.
- Une liste de nœuds de décision.
- Un identifiant au sein de l'arbre ET/OU.

### 7.3 Documentation version PDF (voir page suivante)

---

# **PANDROIDE Branch and bound method for LIMID Inference**

***Release 1.0.0***

**David PINAUD, Emilie BIEGAS**

**May 09, 2021**



**CONTENTS:**

<b>Python Module Index</b>	<b>13</b>
<b>Index</b>	<b>15</b>



- `genindex`
- `modindex`

File containing a class that allows the encapsulation of an influence diagram and its resolution by a branch and bound method

**class** `bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference` (*ID*, *OrdreDecision*, *verbose=False*)

Class that allows the encapsulation of an influence diagram and its resolution by a branch and bound method

**ID**

The influence diagram to encapsulate

**Type** `pyAgrum.InfluenceDiagram`

**OrdreDecision**

**Type** list of decision node ids in the order in which the decisions are taken in the influence diagram

**SIS** (*decisionNodeID*, *ID*)

Function that returns the Sufficient information set for a given decision node and influence diagram

**Parameters**

- **decisionNodeID** (*int*) – the id of the decision node
- **ID** (`pyAgrum.InfluenceDiagram`) – the ID on which to base the creation of the graph

**Returns** **SIS** – The sufficient information set of the given decision node in the given influence diagram

**Return type** set of ints

**addCouche** (*index*, *root*, *parents\_chanceID*, *pile*)

Function that creates a new branch given a root node and the index of the decision node that is the bottom layer to be

**Parameters**

- **index** (*int*) – index of the decision node that is going to be the bottom layer in the branch
- **root** (`chanceNode`) – the node that serves as a root of the subtree
- **parents\_chanceID** (*list*) – list of the parents of the decision node, used to build the tree before adding the decisions nodes as bottom layer
- **pile** (*list*) – the list of decision nodes still to be processed

**Returns** the list of nodes that constitutes the new branch

**Return type** list

**branchAndBound** ()

Function that executes the branch and bound algorithm. It generated the and or graph on the fly and calculates the MEU for every decision nodes/chance nodes for every instantiation possible

**checkNameTaken** (*bn*, *name*)

Utility function for `viewAndOrGraphNoCuts`, checks if a name is taken in the BN (we need it because the and or tree has a lot of nodes with the same name)

**Parameters**

- **bn** (`pyAgrum.BayesNet`) – the bn to check

- **name** (*str*) – the name to check

**Returns** true if the name is in the bn

**Return type** bool

**createCoucheChance** (*parents, root, contexte*)

Function that builds a new branch by adding recursively layers of chance nodes (only, decision nodes are added with the createCoucheDecision function)

**Parameters**

- **parents** (*list*) – the set of parents of the decision node for which we are branching (not the one from where we branch but the ones that will be created)
- **root** (*chanceNode*) – the chance node that is the root of the subtree
- **contexte** (*dict*) – the instantiation path of the root

**createCoucheDecision** (*root, decisionNodeID, contexte, pile, couche*)

Function that builds the layer of decision node at the base of a new branch

**Parameters**

- **root** (*chanceNode*) – the root of the subtree
- **decisionNodeID** (*int*) – the id of the decision node (in the ID) for which we must build the layer
- **contexte** (*dict*) – the instantiation path of a decision node
- **pile** (*list*) – the list of decision nodes to expand during the branch and bound, new decisions nodes are added as they are created
- **couche** (*list*) – the branch for which we must create the layer

**Returns** the branch but now with a layer of decision nodes

**Return type** list

**createRelaxation** ()

Function that creates the relaxation of the encapsulated influence diagram by adding informations to the ID through the SIS and removing non-required arcs

**Returns** The relaxed influence diagram

**Return type** pyAgrum.InfluenceDiagram

**createRest** (*bn, decisionNodeCreated, i*)

Function that creates the rest of the BN for viewAndOrGraphNoCuts

**Parameters**

- **bn** (*pyAgrum.BayesNet*) – the BN
- **decisionNodeCreated** (*list*) – the decision created in a layer
- **i** (*int*) – the index of the current decision node that is being developed

**evaluate** (*ID, evidence*)

Function that makes the inference over an ID given evidence

**Parameters**

- **ID** (*pyAgrum.InfluenceDiagram*) – The influence diagram to evaluate
- **evidence** (*set of {key:nodeID, value:probability} (cpt)*) – the evidence to set in the inference



**Returns** The inference object with makeInference() already called

**Return type** pyAgrum.ShaferShenoyLIMIDInference

**findCoucheDeNoeudDeDecision** (*decisionNode, couches*)

Utility function that allows to find the branch of a certain decision node

**Parameters**

- **decisionNode** (*decisionNode*) – the decision node for which we want to find the branch
- **couches** (*list*) – the list of all the branches in the and/or tree

**Returns** the branch where the decision node is

**Return type** list or None

**findLigneAuDessus** (*ligne*)

function that allows to find the layer above the layer “ligne” in a branch

**Parameters** **ligne** (*list*) – the layer of nodes (chance of decision nodes) for which we wish to find the layer above

**Returns** the layer of nodes above

**Return type** list

**fromIDToMoralizedAncestral** (*decisionNodeID, ID*)

Function that, given an influence diagram and a decision node id, creates the corresponding moralized ancestral undirected graph and adds a source and a well node. It is used to generate a graph on which the SIS algorithm can work to return the SIS of the decision node given.

**Parameters**

- **decisionNodeID** (*int*) – the id of the decision node
- **ID** (*pyAgrum.InfluenceDiagram*) – the ID on which to base the creation of the graph

**Returns**

- **MoralizedAncestral** (*pyAgrum.UndiGraph*) – the moralized ancestral undirected graph generated
- **alphaXid,BetaYid** (*int*) – the source and well added to the graph

**getBNFromID** (*idiag: pyAgrum.pyAgrum.InfluenceDiagram*)

Function that gives us the bayesian network for finding posterior probability when doing the backwards inductio, part of the branch and bound

**Parameters** **idiag** (*pyAgrum.InfluenceDiagram*) – the ID for which we want the bayesian network

**Returns** the bayesian network generated

**Return type** pyAgrum.BayesNet()

**getDecisionOpt** (*decisionNode*)

Function that, given a decisionNode from the And/Or Graph, returns the optimal decision and its MEU value. It is ONLY used internally and is part of the branch and bound algorithm. It is used only on decision nodes that are leaf nodes in the And/Or Graph that are already evaluated. Do NOT use this function to get the optimal decision of a decision Node.

**Parameters** **decisionNode** (*andOrGraph.decisionNode*) – the decision node, part of the And/Or Graph

**Returns**

- **decisionOpt** (*Object*) – The optimum decision
- **valeurDecisionOptimale** (*float*) – the value of the optimal decision

**getDomain** (*NodeID*)

Function that returns the domain in which this node can instanciate

**Parameters** **NodeID** (*int*) – the id of the node

**Returns** Domain of the node

**Return type** list

**getNameFromID** (*idNode*)

Function that returns the name of a node in the ID from its id

**Parameters** **idNode** (*int*) – the id of the node

**Returns** the name of the node

**Return type** str

**getNamesFromID** (*listId*)

Function that returns the name of nodes in the influence diagram given their ids

**Parameters** **listId** (*list of int*) – list of the ids of the node

**Returns** list of the names of the nodes

**Return type** list of str

**getParents\_chanceID** (*decisionNodeID, nodeADevID*)

Function that returns the parents of a decision node (that is the leaf the branch we want to create)

**Parameters**

- **decisionNodeID** (*int*) – the id of the decision node in the and or graph
- **nodeADevID** (*int*) – the id of the decision node in the ID

**Returns** list of parents of the decision node

**Return type** list

**getSIS** (*decisionNodeID*)

Function that returns the Sufficient Information Set of a decision node

**Parameters** **decisionNodeID** (*int*) – the id of the decision node

**Returns** the Sufficient Information Set of the decision Node

**Return type** set of ints

**induction** (*ligne*)

Function that allows to go up through a layer in a branch given a layer ligne. It calculates the values of the chance nodes when the layer consist of chance nodes and the MEU of decision nodes when it consist decision node

**Parameters** **ligne** (*list*) – layer in which we want to start the going up process

**Returns** the layer above the layer ligne

**Return type** list

**inductionArriere** (*couche, pile, couches, indexPile*)

Function that is called when the algorithm arrives at decision nodes that are leafs in the and/or graph, it allows to go back up through the branch while computing the values of the chance nodes and the MEU of the decision nodes. It also prunes branches that upper bound are smaller than the best evaluation. It is a recursive function that uses the induction function.

**Parameters**

- **couche** (*list*) – the branch we wish to go up through
- **pile** (*list*) – the list of decisions nodes to expand
- **couches** (*list*) – the list of branches present in the and/or tree
- **indexPile** (*int*) – the next decision node to expand

**Returns** if the algorithm reaches the root of the and or graph, it returns None and the algorithm has finished, otherwise, it returns an int that is the index of next decision node to expand in the pile

**Return type** int or None

**isAllDecisionNodeProcessed** (*couches*)

Function that checks if all the decision nodes are processed

**Parameters** **couches** (*list of list*) – list of all the branches in the and or graph

**Returns** true if all the decision nodes are processed, false otherwise

**Return type** bool

**setVerbose** (*verbose: bool*) → None

Function that allows to set the verbose parameter, true will print the trace, false will not

**Parameters** **verbose** (*bool*) – the parameter

**viewAndOrGraph** ()

Creates a BN that allows to visualize the and or graph (without branches that have been cut)

**Returns** the BN

**Return type** BayesNet

**viewAndOrGraphNoCuts** ()

Creates a BN that allows to visualize the complete and or graph (with branches that have been cut).

**Returns** the BN

**Return type** BayesNet

**viewCreateCoucheChance** (*bn, s, parents, idNodeIDParent, idNodeBNParent*)

creates a layer of chance node for viewAndOrGraphNoCuts

**Parameters**

- **bn** (*pyAgrum, BayesNet*) – the bn in which to add the nodes
- **s** (*str*) – utility string to modulate the name of the nodes (prevent reuse)
- **parents** (*list*) – list of chance nodes that are parents of the decision node
- **idNodeIDParent** (*int*) – id in the influence diagram of the parent of the chance node that is being developed
- **idNodeBNParent** (*int*) – id in the bayesian network of the parent of the chance node that is being developed

**viewCreateDecisionCouche** (*bn, decisionNode, root*)

creates a layer of decision node for viewAndOrGraphNoCuts

**Parameters**

- **bn** (*pyAgrum.BayesNet*) – the bn in which to add the nodes
- **decisionNode** (*int*) – the id of the decision node to add in the layer
- **root** (*int*) – the id of the root of the layer (a chance node)

**Returns** list of ids of the decision node in the bn

**Return type** list

**class** andOrGraph.**andOrGraph** (*ID, root*)

Class that emulates an And/Or Graph (in reality its a tree) .. attribute:: ID

The influence diagram we use for the And/Or Graph

**type** pyAgrum.InfluenceDiagram

**root**

the root of the And/Or Graph

**Type** *andOrGraph.chanceNode*

**noeuds**

The list of nodes in the graph

**Type** list of andOrGraph.chanceNode and andOrGraph.decisionNode

**noeudsChance**

The list of andOrGraph.chanceNode in the graph

**Type** list of andOrGraph.chanceNode

**noeudsDecision**

The list of andOrGraph.decisionNode in the graph

**Type** list of andOrGraph.decisionNode

**IDNoeudDecisionAndOr**

Integer that serves to give ids to the decision nodes (different to their influence ids)

**Type** int

**addNoeudChance** (*noeud*)

Function that adds a andOrGraph.chanceNode to the And/Or Graph

**Parameters** **noeud** (*andOrGraph.chanceNode*) – the chance node to add

**addNoeudDecision** (*noeud*)

Function that adds a andOrGraph.decisionNode to the And/Or Graph It also sets its And/Or Graph id

**Parameters** **noeud** (*andOrGraph.decisionNode*) – the decision node to add

**getID** ()

Getter function for the ID attribute

**Returns** The influence diagram we use for the And/Or Graph

**Return type** pyAgrum.InfluenceDiagram

**getIDNoeudAndOr** ()

Getter function for the IDNoeudAndOr attribute

**Returns** Integer that serves to give ids to the decision nodes (different to their influence ids)

**Return type** int

**getNoeud()**

Getter function that returns all the And/Or Graph nodes

**Returns** The list of nodes in the graph

**Return type** list of andOrGraph.chanceNode and andOrGraph.decisionNode

**getNoeudChance()**

Getter function for the noeudsChance attribute

**Returns** The list of andOrGraph.chanceNode in the graph

**Return type** list of andOrGraph.chanceNode

**getNoeudDecision()**

Getter function for the ID attribute

**Returns** The influence diagram we use for the And/Or Graph

**Return type** pyAgrum.InfluenceDiagram

**getNoeudDecisionAndOrIDs()**

Getter function that returns all the And/Or Graph ids

**Returns** The ids of the nodes in the And/Or Graph

**Return type** list of ints

**getNoeudWithIdAndOr(id\_andOr)**

Getter function for that returns a decision node given its And/Or Graph id (not the Influence Diagram one)

**Returns** the decision node corresponding to the given id

**Return type** *andOrGraph.decisionNode*

**getRoot()**

Getter function for the root attribute

**Returns** the root of the And/Or Graph

**Return type** *andOrGraph.chanceNode*

**setRoot(root)**

Setter function for the root attribute

**Parameters** **root** (*andOrGraph.chanceNode*) – the root of the And/Or Graph

**class** *andOrGraph.chanceNode* (*Id, support, parent, valeurParent, contexte, id\_andOr*)

AND node for the And/Or Graph .. attribute:: Id

the id of this node in the corresponding influence Diagram

**type** int

**support**

the domain of this node

**Type** list

**valeur**

the value of this node calculated during the induction process

**Type** float

**parent**

the parent of this node in the andOrGraph

Type *chanceNode* or *decisionNode*

**probabilitiesPosteriori**

The posterior probabilities calculated during the induction process ; key=a domainValue of this node value:  
a float

Type dict

**contexte**

The instantiation context of this node ; key = id of a node in the influence diagram, value = the instantiation  
value of said node

Type dict

**id\_andOr**

the id of this node in the andOrGraph

Type int

**childs**

children of this node ; key=domainValue, value=chanceNode or decisionNode

Type dict

**getChilds ()**

childs of the node in the And/Or Graph :returns: key=domainValue, value=chanceNode or decisionNode  
:rtype: dict

**getContexte ()**

The instantiation context of this node

**Returns** key = id of a node in the influence diagram, value = the instantiation value of said node

**Return type** dict

**getId\_andOr ()**

**Returns** the id of the node in the AND/OR Graph

**Return type** int

**getNodeID ()**

**Returns** the id of the node in the influence diagram

**Return type** int

**getParent ()**

parent of the node

**Returns** the parent of the node

**Return type** *chanceNode* or *decisionNode*

**getProbabilitiesPosteriori ()**

The posterior probabilities calculated during the induction process

**Returns** key=a domainValue of this node value: a float

**Return type** dict

**getSupport ()**

**Returns** domain of the node

**Return type** list

**getValeur()**

the value of the chance node calculated in the induction process

**Returns** value of the chance node

**Return type** float

**class** andOrGraph.**decisionNode** (*Id, contexte, parent, support, id\_andOr*)

OR node for the And/Or Graph .. attribute:: Id

the id of this node in the corresponding influence Diagram

**type** int

**support**

the domain of this node

**Type** list

**decisionOptimale**

the optimal decision of this node

**Type** any

**ValeurDecisionOptimale**

the value of the optimal decision of this node calculated during the induction process

**Type** float

**parent**

the parent of this node in the andOrGraph

**Type** *chanceNode* or *decisionNode*

**contexte**

The instantiation context of this node ; key = id of a node in the influence diagram, value = the instantiation value of said node

**Type** dict

**id\_andOr**

the id of this node in the andOrGraph

**Type** int

**doNotDevelop**

list of domain values that should not be developped (its upper bound is smaller than the evaluation of another branch corresponding to a domain value of this node)

**Type** list

**inference**

the inference object on which we used to calculated the value of the node (only if this node is a leaf)

**Type** pyAgrum.ShaferShenoyLIMIDInference

**enfants**

children of this node ; key=domainValue, value=chanceNode or decisionNode

**Type** dict

**evaluation**

evaluation of this node ; key=domainValue, value=(mean,variance)

**Type** dict

**borneSup**

upper bounds for the branches of this node (one for each domain value and only if this node is a leaf),  
key=domainValue, value=(mean,variance) ;

**Type** dict

**getBorneSup ()**

Getter function for the upper valuation of the node (only is not a leaf)

**Returns** key=domainValue, value=(mean,variance)

**Return type** dict

**getContexte ()**

The instantiation context of this node

**Returns** key = id of a node in the influence diagram, value = the instantiation value of said node

**Return type** dict

**getDecisionOptimale ()**

Returns the optimal decision for this node

**Returns** the optimal decision of this node, a value of its domain

**Return type** any

**getEnfants ()**

**Returns** key=domainValue, value=chanceNode or decisionNode

**Return type** dict

**getEvaluation ()**

Getter function for the valuation of the node

**Returns** key=domainValue, value=(mean,variance)

**Return type** dict

**getId\_andOr ()**

**Returns** the id of the node in the AND/OR Graph

**Return type** int

**getInference ()**

returns the Shafer Shenoy Object used to make the inference on this node (only if it is a leaf node)

**Returns** the inference object

**Return type** pyAgrum.ShaferShenoyLIMIDInference

**getNodeID ()**

**Returns** the id of the node in the influence diagram

**Return type** int

**getParent ()**

parent of the node

**Returns** the parent of the node

**Return type** *chanceNode*

**getSupport ()**

**Returns** domain of the node



**Return type** list

**getValeurDecisionOptimale()**

return the value of the optimal decision

**Returns** the value

**Return type** float



## PYTHON MODULE INDEX

### **a**

`andOrGraph`, 6

### **b**

`bandbLIMID`, 1



## A

addCouche () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 1  
addNoeudChance () (andOrGraph.andOrGraph  
method), 6  
addNoeudDecision () (andOrGraph.andOrGraph  
method), 6  
andOrGraph  
module, 6  
andOrGraph (class in andOrGraph), 6

## B

bandbLIMID  
module, 1  
borneSup (andOrGraph.decisionNode attribute), 9  
branchAndBound () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 1  
BranchAndBoundLIMIDInference (class in band-  
bLIMID), 1

## C

chanceNode (class in andOrGraph), 7  
checkNameTaken () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 1  
childs (andOrGraph.chanceNode attribute), 8  
contexte (andOrGraph.chanceNode attribute), 8  
contexte (andOrGraph.decisionNode attribute), 9  
createCoucheChance () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 2  
createCoucheDecision () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 2  
createRelaxation () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 2  
createRest () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 2

## D

decisionNode (class in andOrGraph), 9  
decisionOptimale (andOrGraph.decisionNode at-  
tribute), 9  
doNotDevelop (andOrGraph.decisionNode attribute),  
9

## E

enfants (andOrGraph.decisionNode attribute), 9  
evaluate () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 2  
evaluation (andOrGraph.decisionNode attribute), 9

## F

findCoucheDeNoeudDeDecision () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 3  
findLigneAuDessus () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 3  
fromIDToMoralizedAncestral () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 3

## G

getBNFromID () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 3  
getBorneSup () (andOrGraph.decisionNode method),  
10  
getChilds () (andOrGraph.chanceNode method), 8  
getContexte () (andOrGraph.chanceNode method),  
8  
getContexte () (andOrGraph.decisionNode method),  
10  
getDecisionOpt () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 3  
getDecisionOptimale () (andOr-  
Graph.decisionNode method), 10  
getDomain () (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference

method), 4  
 getEnfants () (andOrGraph.decisionNode method), 10  
 getEvaluation () (andOrGraph.decisionNode method), 10  
 getID () (andOrGraph.andOrGraph method), 6  
 getId\_andOr () (andOrGraph.chanceNode method), 8  
 getId\_andOr () (andOrGraph.decisionNode method), 10  
 getIDNoeudAndOr () (andOrGraph.andOrGraph method), 6  
 getInference () (andOrGraph.decisionNode method), 10  
 getNameFromID () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 4  
 getNamesFromID () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 4  
 getNodeID () (andOrGraph.chanceNode method), 8  
 getNodeID () (andOrGraph.decisionNode method), 10  
 getNoeud () (andOrGraph.andOrGraph method), 7  
 getNoeudChance () (andOrGraph.andOrGraph method), 7  
 getNoeudDecision () (andOrGraph.andOrGraph method), 7  
 getNoeudDecisionAndOrIDs () (andOrGraph.andOrGraph method), 7  
 getNoeudWithIdAndOr () (andOrGraph.andOrGraph method), 7  
 getParent () (andOrGraph.chanceNode method), 8  
 getParent () (andOrGraph.decisionNode method), 10  
 getParents\_chanceID () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 4  
 getProbabilitiesPosteriori () (andOrGraph.chanceNode method), 8  
 getRoot () (andOrGraph.andOrGraph method), 7  
 getSIS () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 4  
 getSupport () (andOrGraph.chanceNode method), 8  
 getSupport () (andOrGraph.decisionNode method), 10  
 getValeur () (andOrGraph.chanceNode method), 8  
 getValeurDecisionOptimale () (andOrGraph.decisionNode method), 11

## I

ID (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference attribute), 1  
 id\_andOr (andOrGraph.chanceNode attribute), 8  
 id\_andOr (andOrGraph.decisionNode attribute), 9

IDNoeudDecisionAndOr (andOrGraph.andOrGraph attribute), 6  
 induction () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 4  
 inductionArriere () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 4  
 inference (andOrGraph.decisionNode attribute), 9  
 isAllDecisionNodeProcessed () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 5

## M

module  
 andOrGraph, 6  
 bandbLIMID, 1

## N

noeuds (andOrGraph.andOrGraph attribute), 6  
 noeudsChance (andOrGraph.andOrGraph attribute), 6  
 noeudsDecision (andOrGraph.andOrGraph attribute), 6

## O

OrdreDecision (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference attribute), 1

## P

parent (andOrGraph.chanceNode attribute), 7  
 parent (andOrGraph.decisionNode attribute), 9  
 probabilitiesPosteriori (andOrGraph.chanceNode attribute), 8

## R

root (andOrGraph.andOrGraph attribute), 6

## S

setRoot () (andOrGraph.andOrGraph method), 7  
 setVerbose () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 5  
 SIS () (bandbLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference method), 1  
 support (andOrGraph.chanceNode attribute), 7  
 support (andOrGraph.decisionNode attribute), 9

## V

valeur (andOrGraph.chanceNode attribute), 7  
 ValeurDecisionOptimale (andOrGraph.decisionNode attribute), 9

`viewAndOrGraph()` (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 5

`viewAndOrGraphNoCuts()` (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 5

`viewCreateCoucheChance()` (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 5

`viewCreateDecisionCouche()` (band-  
bLIMID.BranchAndBoundLIMIDInference  
method), 5