

# Chapitre 2

## Prise de décisions

L'être humain, dans son cheminement pour comprendre le fonctionnement du corps et de l'esprit, continue de créer des entités imitant la façon dont nous agissons lors de nos activités quotidiennes. De grands efforts ont été, et continuent d'être faits au niveau de la recherche pour comprendre comment le cerveau humain effectue des tâches telles que : prendre des décisions, reconnaître des gens, apprendre, etc., lesquelles impliquent un haut niveau de difficulté pour un ordinateur. Notre axe de recherche vise à étudier une approche qui facilite la prise de décisions « qualitatives » dans les environnements multiagents.

Avant de rentrer dans le détail de ce type de raisonnement, nous allons dans ce premier chapitre introduire de manière générale, la prise de décision. Précisément, ce chapitre renferme les définitions de base nécessaires pour comprendre la prise de décision et comment doit agir tout décideur (qu'il soit humain ou logiciel) en vue de prendre cette décision.

### 2.1 La notion de décision

Certains auteurs comme le précurseur David Hume (cité dans [Diebolt, 2000]), considèrent la décision humaine comme le règne de la subjectivité. Pour beaucoup d'entre eux, une décision n'est qu'un choix entre au moins deux possibles cours d'action.

La théorie de la décision est une théorie qui, à partir de données psychologiques, économiques, sociologiques, etc., tente de déterminer à l'aide de modèles mathématiques le comportement optimal dans une situation donnée. John Von Neumann et Oskar Morgenstern pionniers de la théorie de la décision, combinent la théorie de la probabilité avec celle de l'utilité pour donner la première théorie générale capable de distinguer les bonnes actions des mauvaises [Russell and Norving, 1995]. Autrement dit :

Théorie de la décision = théorie de la probabilité + théorie de l'utilité

L'idée fondamentale de la théorie de la décision est de *choisir l'action qui donne la plus grande utilité attendue*. Si le décideur ou agent<sup>1</sup> agit de la sorte, alors on dit qu'il a un comportement *rationnel*.

## 2.2 Le rôle du décideur

Le rôle du décideur n'est pas une tâche facile à automatiser. Ceci est dû au fait qu'il possède principalement une rationalité subjective. Le décideur utilise toute sorte de raisonnements pour intervenir dans le processus de prise de décision, cependant il intervient très souvent d'une manière humaine, c'est-à-dire que son raisonnement est influencé par des aspects propres aux humains tels que ([Schneider, 1996]) :

- *Le cadre de décision* [Tversky, 1981] : La décision est prise en fonction de la manière dont est présenté le problème.
- *Le choix sans raisonnement* [R. and Wilson, 1979] : Souvent, on constate que les gens prennent des décisions sans vraiment savoir pourquoi.
- *Les jugements affectifs* [Zajonc, 1980] : Les émotions jouent un rôle très important. On peut voir la manifestation lors des choix faits dans des situations où le sujet éprouve des fortes émotions.
- *L'expérience vécue* : Le décideur humain fait toujours une révision rapide dans sa mémoire pour voir s'il a déjà vécu un cas similaire.

Schneider [Schneider, 1996] définit le décideur de la manière suivante :

« *Le décideur humain est un organisme ancré dans un environnement : c'est un acteur social. Il doit être décrit et traité comme un système ouvert qui, activement, saisie de l'information, qui la traite et qui agit...Décider veut dire agir* ».

Selon cette définition, nous n'aurions plus besoin de justifier l'utilisation d'agents comme décideurs. Si nous considérons que les agents sont des acteurs intelligents, et pas seulement des penseurs intelligents (comme le dit Martha Pollack, dans *Computers and Thought Lecture*, IJCAI-91), ils peuvent donc accomplir parfaitement le rôle du décideur, puisque nous considérons qu'un *agent* doit *agir*.

Généralement tout décideur utilise un outil d'aide à la décision afin de faciliter le travail d'analyse du problème. La présomption fondamentale d'un outil d'aide à la décision n'est pas de remplacer l'intuition du décideur, pour le soulager de ses obligations face au problème, ni d'être un compétiteur direct au style d'analyse propre du décideur, mais de compléter, améliorer et généralement accompagner un tel décideur afin de réduire son temps et son pourcentage d'erreur.

---

<sup>1</sup>Voir le chapitre 5 pour la définition d'agent.

## 2.3 Les modèles rationnels de décision

Le but de cette section est de présenter quelques approches issues principalement de l'intelligence artificielle, pour mieux comprendre la modélisation du décideur rationnel. Les approches que nous présentons pour structurer les éléments d'une décision dans un cadre logique sont : la probabilité, les diagrammes d'influence et les arbres de décisions. Pour chacune des approches, nous avons relevé ses avantages pour modéliser les décisions difficiles ou complexes.

### 2.3.1 Probabilités

D'une façon générale, un agent est restreint dans la mesure où il n'a pas toujours accès à toute la vérité sur son environnement, ce qui l'amène à inférer ses résultats avec des informations incomplètes. L'incertitude est un élément critique présent dans beaucoup de décisions que les agents devront prendre.

La théorie de la probabilité peut aider à manipuler l'incertitude présente dans les problèmes de décision. De bons fondements en probabilité peuvent aider le décideur à créer et à analyser des modèles aptes à faire face aux problèmes d'incertitude.

Dans cette section, nous tentons d'expliquer le comportement incertain à l'aide d'un exemple de diagnostic, étant donné que les diagnostics comportent toujours une bonne part d'incertitude. Nous expliquons également, comment la probabilité intervient dans le processus de prise de décisions.

Supposons que nous avons un agent qui surveille constamment l'état d'un ordinateur, lequel a comme tâche de notifier à l'utilisateur les erreurs survenues dans la machine en plus de lister les possibles causes et de proposer des solutions, ou même de corriger le problème dans le cas où il possède l'information nécessaire pour le faire. Un exemple similaire à l'agent fictif que nous proposons est le « Compagnon de Microsoft-Office » (représenté par un trombone), qui affiche des suggestions « utiles » à l'utilisateur.

En utilisant la logique de premier ordre, nous aurions des règles du type :

$$\forall p \text{ Symptome}(p, \text{ImprimanteRéseauInaccessible}) \Rightarrow \text{Problème}(p, \text{ImprimanteDébranchée})$$

Le problème est que cette règle est incorrecte. En effet, l'erreur envoyée par la machine : *ImprimanteRéseauInaccessible*, n'est pas nécessairement due au fait que l'imprimante est débranchée. Il existe beaucoup d'autres problèmes qui peuvent causer cette erreur, comme par exemple : serveur d'impression non disponible, papier bloqué, etc. Dans ce cas, on pourrait écrire :

$$\forall p \text{ Symptome}(p, \text{ImprimanteRéseauInaccessible}) \Rightarrow$$

$$\begin{aligned} & \text{Problème}(p, \text{ImprimanteDébranchée}) \vee \text{Problème}(p, \text{ConfigurationIncorrecte}) \\ & \vee \text{Problème}(p, \text{ServeurImpressionNonDisponible}) \vee \text{Problème}(p, \text{PapierBloqué}) \\ & \vee \text{Problème}(p, \text{NomImprimanteIncorrect}) \vee \text{Problème}(p, \text{AdresseIPIncorrecte}) \dots \end{aligned}$$

Malheureusement, pour que cette règle soit valide, elle devrait contenir une liste illimitée de causes possibles, mais cela n'est pas toujours possible. Ce qui nous permet de conclure que la logique de premier ordre n'est pas appropriée pour les diagnostics. C'est ici que l'introduction du concept « degré de croyances » est très utile. L'agent pourrait attribuer un degré de croyance à chaque cause possible en se basant sur des statistiques du type : « quelle est l'erreur qui apparaît le plus souvent pour un certain message ? ». Un des outils pour manipuler les degrés de croyances est la théorie de la probabilité, grâce à laquelle on pourrait attribuer à chaque phrase un degré de croyance entre 0 et 1.

Par exemple, on ne sait pas pour quelle raison une machine envoie le message *ImprimanteRéseauInaccessible*, mais on considère qu'il existe une probabilité de 75% (0.75) que le motif du message *ImprimanteRéseauInaccessible* soit que l'imprimante est débranchée. Cette probabilité est appelée « *probabilité à priori* » et elle peut être obtenue à partir de données statistiques.

Dans la littérature, on distingue deux types de probabilités dans la prise de décisions : la *probabilité à priori* et la *probabilité conditionnelle*, voir [Russell and Norving, 1995]. Les deux sections suivantes expliquent leurs utilisations et donnent quelques exemples.

### 2.3.1.1 Probabilité à priori

La notation  $P(A)$  dans la *probabilité à priori* ou *inconditionnelle* indique que la proposition  $A$  est vraie. Par exemple la proposition  $P(\text{ImprimanteDébranchée}) = 0.75$  représente la probabilité que l'imprimante soit débranchée. Si l'agent ne possède pas d'autres informations, il conclut qu'il existe une probabilité de 75% que l'imprimante soit débranchée. Il est important de retenir que  $P(A)$  peut être utilisée seulement quand il n'existe pas d'autres informations. Dès qu'apparaît une nouvelle information  $B$ , nous devons raisonner avec la *probabilité conditionnelle*  $A$  en considérant  $B$ , soit  $P(A|B)$  qui se lit « probabilité de  $A$  sachant  $B$  ».

Nous pouvons aussi utiliser des connecteurs logiques pour créer des règles plus complexes :

$$P(\text{ImprimanteSansPapier} \wedge \neg \text{PapierBloqué}) = 0.35$$

Ce qui signifie qu'il existe 35% de probabilités qu'une imprimante sans papier ne soit pas bloquée par une feuille. Avec la probabilité à priori, nous pouvons gérer d'une certaine manière le problème d'incertitude, mais la façon dont nous pouvons prendre des décisions fiables avec cette approche n'est pas toujours évidente.

### 2.3.1.2 Probabilité conditionnelle

Une fois que l'agent possède de nouvelles évidences, à part les propositions à priori, il doit utiliser les probabilités *conditionnelles* ou *postérieures*, représentées par la notation  $P(A|B)$ , et non les propositions à priori. Ce qui se lit comme suit : « La probabilité de  $A$ , vu que tout ce qu'on connaît est  $B$  ». Par exemple :

$$P(\text{ImprimanteDébranchée}|\text{ImprimanteRéseauInaccessible}) = 0.75$$

ce qui s'interprète de la manière suivante : si la machine envoie une erreur du type *ImprimanteRéseauInaccessible* et qu'on ne dispose pas d'autres informations, la probabilité que l'imprimante soit débranchée est une probabilité de 0.75.

Il est important de remarquer que  $P(A|B)$  peut être utilisée seulement lorsque tout ce qu'on sait est  $B$ . Dès qu'on connaît  $C$  nous devons utiliser  $P(A|B \wedge C)$ .

Maintenant nous sommes capables de définir la probabilité conditionnelle en fonction des probabilités inconditionnelles :

$$P(A|B) = \frac{P(A \wedge B)}{P(B)} \text{ si et seulement si } P(B) > 0$$

à partir de cette équation nous pouvons obtenir la règle du produit laquelle est interprétée de la manière suivante : *pour que  $A$  et  $B$  soient vraies, il faut que  $B$  soit vraie et que  $A$  soit vraie en considérant  $B$ .*

$$P(A \wedge B) = P(A|B)P(B) \tag{2.1}$$

ou

$$P(A \wedge B) = P(B|A)P(A) \tag{2.2}$$

En général, la théorie de la probabilité est très utilisée dans le domaine des prises de décisions. Grâce aux statistiques recueillies sur un certain domaine, nous pouvons attribuer des valeurs à des propositions, et en utilisant la probabilité conditionnelle, nous pouvons faire des inférences probabilistes pour obtenir des résultats ou des réponses à des questions posées.

### 2.3.1.3 Règle de Bayes

La règle de Bayes constitue la base de tous les systèmes modernes de l'IA en ce qui concerne l'inférence probabiliste, [Russell and Norving, 1995]. Elle s'obtient à partir de

l'égalité des deux façons de représenter la règle du produit (voir les équations précédentes 2.1 et 2.2),

$$P(B|A)P(A) = P(A|B)P(B)$$

Soit donc :

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)} \quad (2.3)$$

D'après cette équation, pour utiliser la règle de Bayes, nous avons besoin de trois éléments : une probabilité conditionnelle et deux probabilités inconditionnelles. La règle de Bayes est utilisée lorsque nous avons ces trois probabilités et que nous voulons obtenir la quatrième. Cette règle est utile dans des situations réelles lorsque l'information du problème est en forme d'estimations de probabilité, comme par exemple le diagnostic médical. Dans ce type de diagnostics nous retrouvons fréquemment des probabilités conditionnelles sur des relations causales, et l'utilisateur - dans ce cas le médecin - désire arriver à un diagnostic.

Nous présentons maintenant un exemple simple utilisant la règle de Bayes qui est extrait du livre de Russell & Norving [Russell and Norving, 1995].

*Un médecin sait que la méningite produit une rigidité au cou dans 50% des cas. Il connaît aussi plusieurs faits inconditionnels comme : la probabilité à priori qu'un patient souffre de méningite est de 1/50000 et la probabilité à priori qu'un patient présente une rigidité au cou est de 1/20. Donc, si*

$S$  = proposition qu'un patient souffre d'une rigidité au cou.

$M$  = proposition qu'un patient souffre de la méningite.

on obtient :

$$\begin{aligned} P(S|M) &= 0.5 \\ P(M) &= 1/50000 \\ P(S) &= 1/20 \\ P(M|S) &= \frac{P(S|M)P(M)}{P(S)} = \frac{0.5 \times (1/50000)}{1/20} = 0.0002 \end{aligned}$$

Ce qui veut dire que seulement un patient sur un échantillon de 5000 ayant une rigidité au cou présente une méningite. En se basant sur ces résultats, le médecin peut être presque sûr qu'un patient qui présente une rigidité au cou et aucun autre symptôme, n'a pas la méningite. Cela est dû au fait que la probabilité à priori de rigidité au cou est beaucoup plus grande que celle de la méningite.

Les sections suivantes présentent deux approches : les diagrammes d'influence et les arbres de décisions. À noter que pour ces approches, on pourrait (mais on n'est pas obligé) utiliser la probabilité pour donner des résultats satisfaisants.

### 2.3.2 Diagrammes d'influence

Au début du 20<sup>me</sup> siècle, les travaux de Segal Wright ([Wright, 1921] ; [Wright, 1934]) sur l'analyse probabiliste de l'héritage génétique et des facteurs de croissance chez les animaux ont lancé l'emploi de réseaux pour représenter l'information probabiliste. Dès la fin des années 70, la représentation des *diagrammes d'influence* ou *réseaux de décisions*<sup>2</sup> a été utilisée dans l'analyse de décisions.

Les diagrammes d'influence [Howard and Matheson, 1984], sont des modèles qui fournissent une représentation graphique simple des situations d'une décision. Ils sont représentés en forme de graphe dirigé acyclique et composés de deux types d'éléments : les arcs et les noeuds. Ce formalisme élargit en fait les réseaux de croyances<sup>2</sup> en ajoutant des actions et la notion de gain.

Les diagrammes d'influence utilisent trois différents types de noeuds : les noeuds aléatoires, les noeuds de décisions et les noeuds de gain ou de résultat final. Ils sont respectivement représentés par des rectangles, des ovales et des losanges. Dans la figure 2.1, on présente un diagramme d'influence simple qui représente la situation suivante :

*Considérez que nous voulons partir en vacances au Japon et que pour l'instant, notre seul but est d'avoir du plaisir pendant ces vacances. Si nous supposons que nous n'aurions aucun problème pendant le séjour, alors le résultat final des vacances sera égal à 100% de plaisir. Mais si on considère que le Japon est un pays avec un pourcentage élevé de tremblements de terre par année, nous devons ajouter à notre décision un facteur de risque (noeud aléatoire) pour pouvoir évaluer le résultat final. En fait, notre décision sera prise sous un certain degré d'incertitude, ce qui modifie radicalement la façon de prendre la décision.*

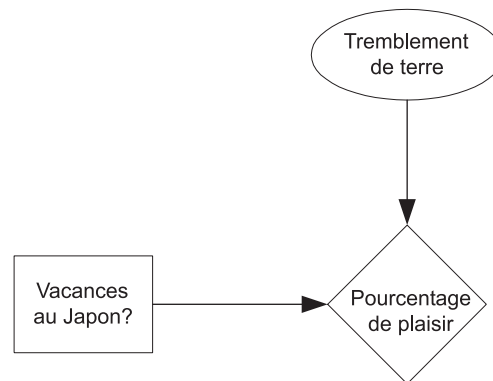


FIG. 2.1 – Diagramme d'influence simple.

On remarque, dans le diagramme de la figure 2.1, que les trois types de noeuds sont

<sup>2</sup>Le chapitre 15 de [Russell and Norving, 1995] définit et présente une description détaillée de l'utilisation des réseaux de croyances.

présents. Nous définissons les noeuds « vacances au Japon ? » et « tremblement de terre » comme les *prédécesseurs* de la conséquence finale « Plaisir », et « Plaisir » comme le *successeur* de « vacances au Japon ? » et « tremblement de terre ». L'implication est que le noeud conséquence dépend des deux autres noeuds pour pouvoir déterminer sa valeur. C'est-à-dire, que lorsque la décision est prise et que la valeur aléatoire est définie, la valeur du noeud conséquence peut être déterminée ; à ce point, l'incertitude disparaît.

En suivant l'analyse du diagramme, nous remarquons qu'il n'existe pas d'arc qui relie le noeud aléatoire au noeud décision. L'absence de cet arc signifie qu'au moment où le décideur (dans ce cas, le touriste) prend sa décision, il ne sait pas si un tremblement de terre aura lieu au Japon pendant ses vacances. Le décideur doit avoir une certaine intuition de ce qu'il peut arriver. Dans ce cas, il peut inclure cette information dans le diagramme, en forme de pourcentages ou dans n'importe quelle autre unité. La figure 2.2 inclut les détails du diagramme d'influence précédemment présenté, et les valeurs associées à chaque noeud sont représentées en pourcentage. On peut remarquer également, qu'il n'y a pas d'arc qui relie le noeud décision au noeud aléatoire. L'absence d'une flèche du noeud « Vacances au Japon ? » au noeud « tremblement de terre » signifie que l'existence d'un tremblement de terre n'est pas influencée par la décision du touriste d'aller ou de ne pas aller en vacances au Japon.

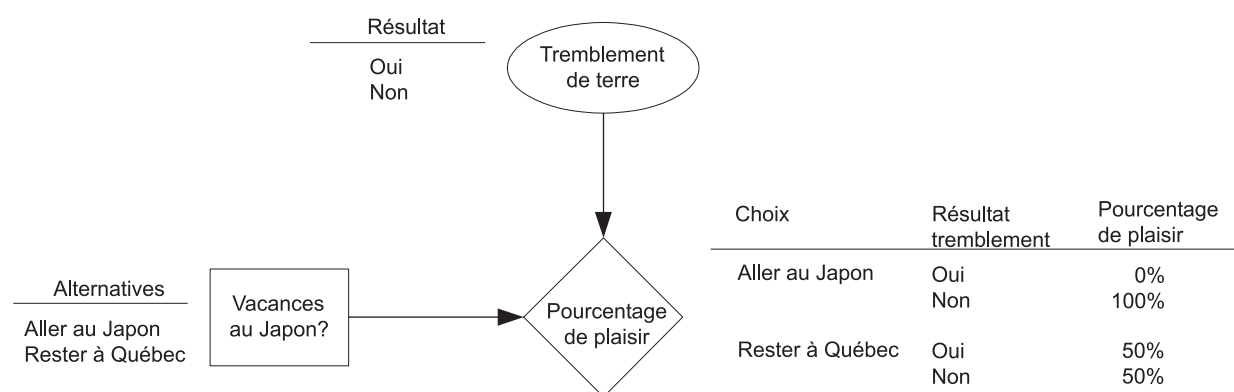


FIG. 2.2 – Diagramme d'influence détaillé.

### 2.3.2.1 Règles pour utiliser les arcs comme des relations

Tout comme les noeuds, les arcs aussi jouent un rôle important dans les diagrammes d'influence. La présence de la flèche indique la signification de la relation entre le prédécesseur et le successeur. Avant de continuer il est important de préciser que « arc » et « flèche » signifient la même chose dans notre contexte.

Un arc peut être impliqué dans deux types de relations, soit dans une *pertinence*<sup>3</sup> soit dans une *séquence* [Clemen and Reilly, 2001]. Partant de là, on peut maintenant donner

<sup>3</sup>Traduction du mot anglais « relevance ».



les différentes interprétations existantes pour les relations :

- Une flèche pointant vers un noeud aléatoire désigne une relevance, c'est-à-dire que le noeud prédécesseur est important pour déterminer les chances associées au noeud aléatoire. Dans la figure 2.3, la flèche du noeud  $B$  au noeud  $C$  signifie que l'alternative choisie dans le noeud de décision  $B$  a une relevance importante pour établir les chances associées à l'événement aléatoire. Par exemple, supposons que le noeud  $C$  représente la santé publique et  $B$  la décision de faire des campagnes de vaccination. Les probabilités qu'une ville ait une bonne santé publique dépend directement de la décision prise par le gouvernement de faire ou de ne pas faire des campagnes de vaccination. Alors, le choix pris dans la décision  $B$  est relevant pour déterminer le résultat de  $C$ .
- Un arc pointant vers un noeud de gain désigne lui aussi un arc de relevance. Il indique que le noeud du résultat final dépend du résultat de ses prédécesseurs. Dans le cas de la figure 2.3, le résultat final  $F$  dépend de la décision  $D$  et de l'événement aléatoire  $E$ . Nous avons déjà vu un exemple de ce type de relations dans la figure 2.1, où le résultat final (le pourcentage de plaisir) dépend de ses deux prédécesseurs (partir en vacances au Japon et tremblements de terre).
- Une ou plusieurs flèches pointant vers un noeud de décision forment en fait une séquence. Quand il existe un arc d'un noeud décision vers un autre noeud décision, cela signifie qu'au moment de prendre la deuxième décision, la première a déjà été prise. Si un arc part d'un noeud aléatoire vers un noeud décision, cela signifie qu'au moment de prendre la décision, l'événement incertain a déjà été résolu. Dans l'exemple de la figure 2.3, au moment où le décideur fait son choix  $I$ , il connaît déjà le résultat de  $G$ , et  $H$  n'est plus un événement aléatoire ou incertain.

Il n'existe pas vraiment de stratégie pour construire les diagrammes d'influence. Étant donné que le but est de structurer une décision qui n'est pas toujours facile, la meilleure façon pour en construire un est de commencer par faire une version simple du diagramme et par la suite d'ajouter les détails nécessaires jusqu'à ce que le diagramme renferme tous les aspects importants du problème.

### 2.3.2.2 Erreurs à éviter

Afin d'éviter de tomber dans des erreurs assez communes et de savoir quand il est convenable d'utiliser les diagrammes d'influence, nous devons bien les définir et comprendre leur fonctionnement [Clemen and Reilly, 2001].

La première erreur est l'interprétation des diagrammes d'influence comme des diagrammes de flux. Quoique l'apparence graphique entre ces deux diagrammes soit grande, les diagrammes d'influence sont très différents. Les diagrammes de flux représentent la séquence naturelle d'un processus particulier où chaque noeud représente un événement ou une activité, tandis que les diagrammes d'influence sont comme une photo instantanée d'une situation de décision à un instant particulier dans le temps.

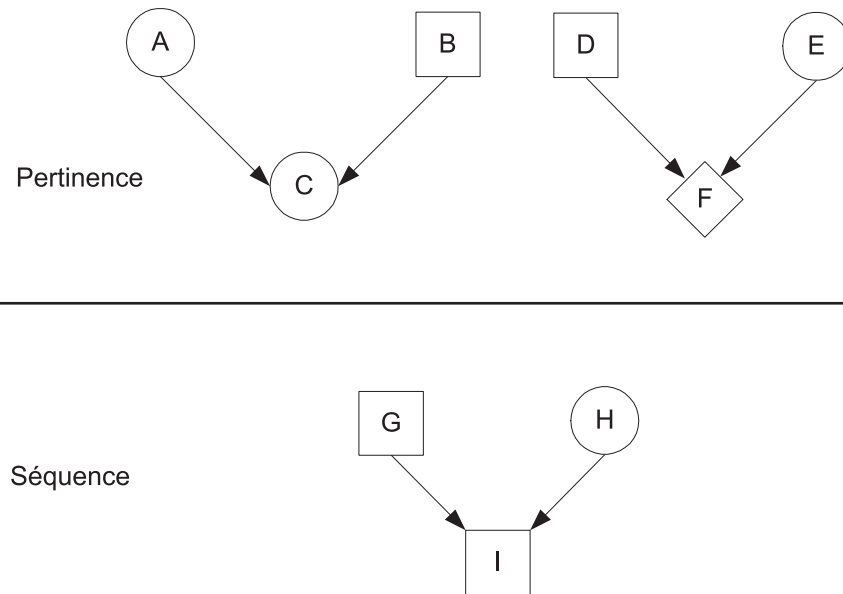


FIG. 2.3 – Relations de pertinence et séquence dans un diagramme d'influence.

La deuxième erreur est l'inclusion de cycles dans le diagramme d'influence. Les cycles sont appropriés dans les diagrammes de flux, et importants dans les cartes causales, mais ne doivent pas être présents dans les diagrammes d'influence.

### 2.3.3 Arbres de décisions

Les diagrammes d'influence sont excellents pour représenter des structures de décisions de base, mais ils cachent beaucoup de détails. Pour obtenir plus de détails, nous pouvons utiliser les arbres de décisions. Nous allons utiliser la même nomenclature dans les arbres de décisions que celle utilisée dans les diagrammes d'influence : un rectangle représentant une décision et un cercle un événement aléatoire. Les branches qui sortent du rectangle représentant les choix que le décideur peut prendre, et les branches qui sortent d'un cercle les résultats possibles que l'événement aléatoire peut prendre. Le troisième élément utilisé dans les diagrammes d'influence, le noeud de gain, est indiqué à la fin de chaque branche.

Considérons le diagramme d'influence 2.1, lequel analyse la décision de rester ou de partir en vacances au Japon. Si ce même diagramme était représenté par un arbre de décisions, il serait l'équivalent d'un diagramme d'influence détaillé, comme l'indique la figure 2.4.

L'arbre de décisions se fait de gauche à droite, mais peut aussi se faire de haut en bas. La décision est représentée dans le premier rectangle à gauche. Les deux premières branches représentent les alternatives possibles : partir en vacances au Japon ou rester à Québec. Si on choisit de partir en vacances, on doit considérer qu'il existe un risque,

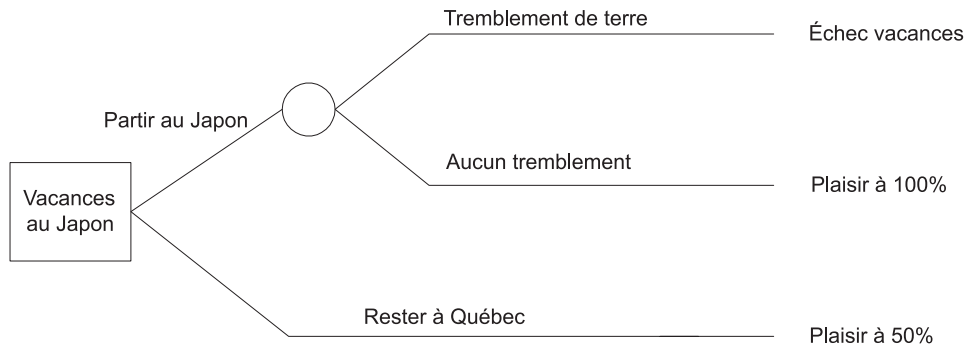


FIG. 2.4 – Arbre de décision simple avec différentes valeurs comme résultat final.

il peut y avoir un tremblement de terre ou pas. S'il y a un tremblement de terre, nos vacances sont gâchées totalement, mais s'il n'y a pas de tremblement de terre, nous aurons alors du plaisir à 100%. D'un autre côté, si on décide de rester à Québec, c'est-à-dire si on prend la deuxième branche, alors on ne prend aucun risque. Dans ce cas, on aura du plaisir à seulement 50% puisqu'on n'est pas parti en vacances.

Un arbre de décisions contient tous les choix qu'un décideur peut faire, ainsi que les résultats de tous les possibles chemins existants dans l'arbre. Dans les arbres de décisions, il est utile de penser que les noeuds sont dans un ordre chronologique (de gauche à droite ou de haut en bas). Généralement, le premier élément d'un arbre est un noeud de décision.

### 2.3.4 Arbres de décisions booléens

Les arbres de décisions booléens sont des arbres qui donne, la plupart du temps, un « oui » ou un « non » comme résultat.

Par exemple, si nous considérons la décision d'aller au cinéma ou de ne pas y aller, comme l'indique la figure 2.5. Ce qui nous intéresse n'est pas d'obtenir des valeurs ou des pourcentages de chacun des résultats, mais seulement de savoir si oui ou non, nous pourrions aller au cinéma ce jour là.

Un des buts des arbres de décisions binaires, dans une approche visant plutôt l'apprentissage, est de trouver le prédicat cible d'un arbre quelconque. Pour trouver le prédicat cible, il faut commencer par faire la liste de tous les attributs avec leurs valeurs possibles dans la mesure où chaque instance peut être caractérisé par un couple (attribut, valeur). Dans notre exemple relatif au cinéma de la figure 2.5 nous utilisons les huit attributs suivants :

1. *CommentairesFilm* : *Bon, Mauvais*.
2. *AutoDisponible* : *Oui, Non*.
3. *ÀTempsPourPrendreAutobus* : *Oui, Non*.

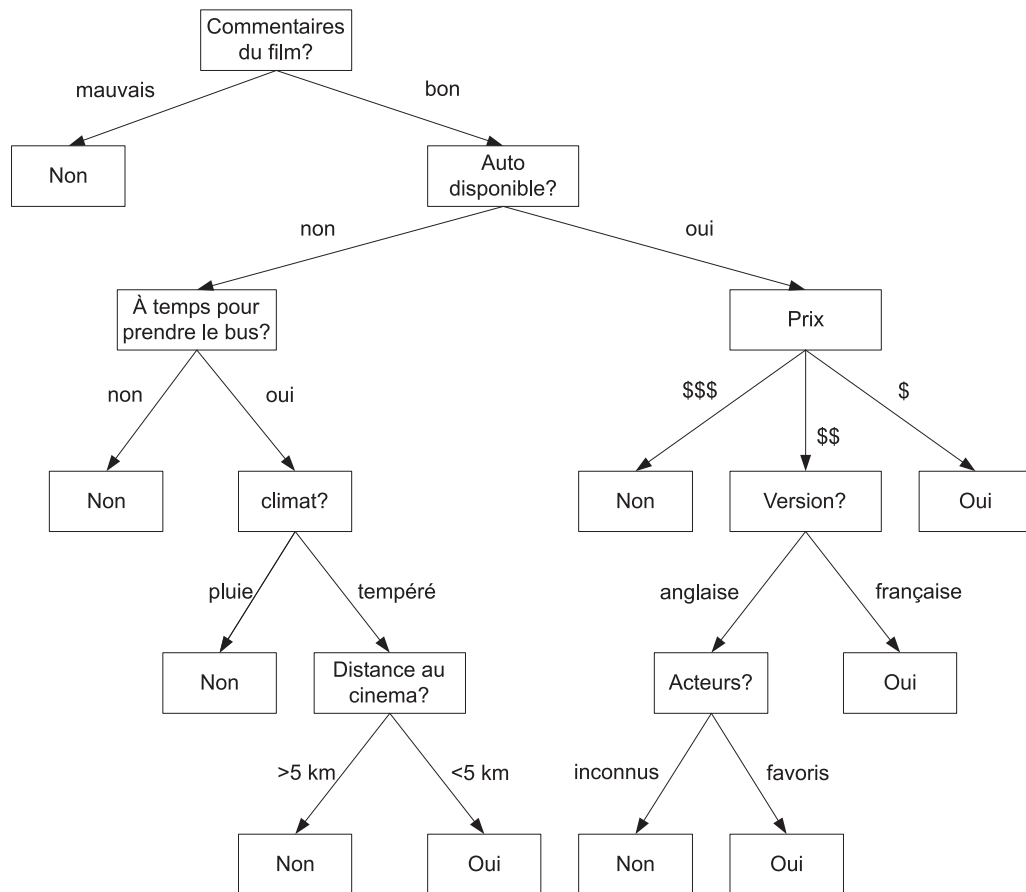


FIG. 2.5 – Arbre Booléen pour décider d'aller au cinéma.

4. *PrixDesPlaces* : \$, \$\$, \$\$\$.
5. *ConditionsMétéorologiques* : *Pluie*, *Tempéré*.
6. *Version* : *Anglaise*, *Française*.
7. *DistanceAuCinéma* :  $<5\text{ km}$ ,  $>5\text{ km}$ .
8. *Acteurs* : *Inconnus*, *Favoris*.

Une fois cette liste établie, nous pouvons créer un prédicat en faisant une disjonction de conjonctions, et ainsi obtenir toutes les instances possibles qui considèrent que c'est un bon jour pour aller au cinéma. Chaque chemin, de la racine de l'arbre jusqu'à une feuille, correspond à une conjonction de valeurs d'attributs, et l'arbre de décisions lui-même, correspond à une disjonction de ces conjonctions. Pour plus de détails sur les algorithmes d'apprentissage avec des arbres de décisions, voir [Mitchel, 1997].

Voici l'expression de l'arbre de décisions de la figure 2.5 contenant toutes les instances qualifiées comme bonnes pour aller au cinéma.

( *Commentaires* = *Bon*  $\wedge$  *AutoDisponible* = *Non*  $\wedge$  *TempsPourPrendreAutobus* = *Oui*  $\wedge$  *ConditionsMétéorologiques* = *Tempéré*  $\wedge$  *Distance* =  $<5\text{ km}$  )

$\vee$  ( *Commentaires* = *Bon*  $\wedge$  *AutoDisponible* = *Oui*  $\wedge$  *PrixDesPlaces* = \$ )

$\vee$  ( *Commentaires* = *Bon*  $\wedge$  *AutoDisponible* = *Oui*  $\wedge$  *PrixDesPlaces* = \$\$  $\wedge$  *Version* = *Française* )

$\vee$  ( *Commentaires* = *Bon*  $\wedge$  *AutoDisponible* = *Oui*  $\wedge$  *PrixDesPlaces* = \$\$  $\wedge$  *Version* = *Anglaise*  $\wedge$  *Acteurs* = *Favoris* )

### 2.3.5 Comparaisons entre les diagrammes d'influence et les arbres de décisions

Les diagrammes d'influence et les arbres de décisions sont deux approches qui servent à modéliser un système de décisions. Chacun a ses propres avantages et il est convenable de les utiliser dans des situations différentes.

- Les arbres de décision montrent plus d'informations que les diagrammes d'influence ;
- Il est plus facile de suivre les étapes d'un arbre de décision que d'un diagramme d'influence ;
- Il est préférable d'utiliser les diagrammes d'influence lorsque il faut se diriger à des gens qui ne sont pas familiers avec la représentation de graphes, par exemple pour une présentation de résultats ;
- Les diagrammes d'influence sont très précieux pour la phase de structuration et pour représenter de vastes problèmes. Les arbres de décisions fournissent plus de détails utiles pour passer à la phase d'analyse ;

- Il est très facile de convertir un diagramme d'influence en arbre de décisions. Par contre l'opération inverse n'est pas toujours évidente ;
- S'il faut communiquer toute la structure d'un modèle de décision à un groupe de gens, il est préférable d'utiliser les diagrammes d'influence, parce qu'ils ne tiennent pas compte du détail et que les gens sont plus habitués à ce type de représentations.
- Un désavantage des arbres de décisions est qu'ils peuvent exploser rapidement d'un point de vue taille.

### 2.3.6 Des cartes cognitives aux diagrammes d'influence

Cette dernière section formule de manière générale (étant donné que nous n'avons pas encore parlé des cartes cognitives), le lien entre les diagrammes d'influence et les cartes cognitives, deux techniques qui utilisent une représentation très similaire mais qui ont des grandes différences.

La plupart des techniques d'analyse de décisions utilisent comme mode de représentation les graphes, tel est le cas des arbres de décision et des diagrammes d'influence. Les cartes cognitives, sujet de notre recherche, est une autre approche qui utilise les graphes pour représenter les connaissances mais cette fois-ci d'une manière qualitative. Plus spécifiquement, les noeuds et les arcs des cartes cognitives sont utilisés pour représenter le système de croyances d'une personne, d'un agent ou d'un domaine particulier. Ce thème est traité en profondeur à partir du prochain chapitre, ici nous établissons seulement la relation existante entre les diagrammes d'influence et les cartes cognitives, deux approches fortement reliées.

En première instance, il faut savoir que les cartes cognitives sont le prédécesseur des diagrammes d'influence et qu'en conséquence elles doivent être vues comme un premier niveau de prise de décision qualitative. Plus on les enrichit, plus on a tendance à aller vers des graphes d'influence. Le choix d'utiliser les cartes cognitives ou les diagrammes d'influence réside dans le type de problème que nous affrontons, si nous avons besoin d'utiliser des noeuds pour l'utilité, dans ce cas nous utilisons les diagrammes d'influence, par contre si une approche qualitative nous suffit alors nous pouvons utiliser les cartes cognitives. En général, nous utilisons dans un premier niveau les cartes cognitives comme une approche pour la prise de décisions qualitative, ensuite si nous avons besoin d'évaluer l'utilité ou des facteurs aléatoires de risque nous pouvons utiliser les diagrammes d'influence et finalement pour avoir une approche quantitative nous pouvons ajouter l'utilisation des probabilités.

Vu que les cartes cognitives sont apparues avant les diagrammes d'influence il est facile de trouver beaucoup d'analyses utilisant les cartes cognitives comme outil de décision, et il est possible que dans certains cas nous soyons intéressés à convertir une carte cognitive en graphe d'influence. Buede [Buede, 1993] a proposé un processus appelé Divergence-Convergence-Analyse qui est un ensemble de procédures pour effectuer la convergence des cartes cognitives en diagrammes d'influence. Les principales procédures de ce processus

sont : (1) déconnecter les cycles, (2) organiser les noeuds afin d'avoir une hiérarchie et une séquence logique, (3) élaguer les noeuds qui ne sont pas nécessaires et (4) combiner les noeuds qui de manière naturelle forment la définition d'une variable importante. Jusqu'ici la convergence est encore qualitative, donc la dernière procédure de l'analyse est l'évaluation des options quantitatives.

En résumé, les diagrammes d'influence sont une approche plus riche que les cartes cognitives, mais ces dernières ont beaucoup plus de fondements en arrière qui facilitent leur exploitation.

## 2.4 Conclusion

Ce chapitre a fait ressortir trois différentes techniques utilisées pour la prise de décisions : les probabilités, les diagrammes d'influence et les arbres de décisions. Par la suite nous avons fait des comparaisons entre ces trois techniques, et pour terminer le chapitre nous avons établi le lien entre ces techniques et les cartes causales.

En concluant, nous pouvons dire que les probabilités peuvent être incluses dans presque toutes les approches où nous désirons travailler de manière quantitative et que les arbres de décisions et les diagrammes d'influences doivent être vus comme des techniques complémentaires plutôt que comme des concurrents dans le processus de la modélisation de décisions.

Dans le cadre de ce mémoire, nous avons choisi d'utiliser l'approche des cartes causales pour la prise de décisions dans les systèmes multiagents, une approche qualitative qui facilite énormément la tâche de codification. Le chapitre 3 donné plus de détails sur cette approche.