Chapitre 18

Systèmes multi-agents : négociation, persuasion

Ce chapitre présente des approches distribuées de décision collective, et met l'accent sur les mécanismes de négociation permettant à des agents de s'allouer des tâches ou des ressources avec un recours limité, voire sans recours du tout, à une entité centrale. Nous étudions pour commencer les négociations bilatérales. Nous discutons ensuite quelques protocoles et stratégies simples, ainsi que leurs extensions à des cadres plus réalistes. Les systèmes envisagés de nos jours peuvent potentiellement mettre en jeu une multitude d'agents : les approches de négociations ont l'avantage de ne pas supposer qu'un agent central, digne de confiance, soit accessible par tous les autres agents du système. Pour autant l'extension à des mécanismes multilatéraux n'est pas sans poser de probèmes, le compromis se situant en particulier entre la complexité des négociations envisagées et les garanties sur la qualité des solutions obtenues à l'issue du processus de négociation. Nous terminons le chapitre en discutant de la possibilité pour les agents d'assortir leurs échanges (typiquement des offres et des contre-offres) d'arguments permettant d'influer sur la recherche de compromis, en guidant plus efficacement vers solutions acceptables ou en modifiant les préférences des agents.

18.1 Introduction

Imaginons qu'une multitude de robots mobiles envoyés sur une planète lointaine aient pour tâche d'extraire et d'exploiter le minerai disponible sur cette planète. Ces robots devraient se coordonner de façon à se répartir plus ou moins équitablement les différentes tâches d'extraction. A première vue, ce problème de coordination peut être envisagé comme un problème de *décision collective*. Le chapitre **??** (« Décision Collective et Intelligence Artificielle ») a présenté des méthodes et algorithmes permettant d'aborder ce type de problème. Néanmoins, ces méthodes ont toutes en commun de nécessiter une résolution *centralisée* du problème de décision, ce qui les rend inutilisables dans notre cas pour les raisons suivantes :

Auteurs : L. AMGOUD (IRIT), Y. CHEVALEYRE (LIPN), et N. MAUDET (LIP6)

– Aucun des ordinateurs embarqués sur ces robots n'a la puissance de calcul suffisante pour résoudre l'intégralité du problème de décision collective à lui seul.
– La quantité d'information que ces robots devraient transmettre au robot ou à l'ordinateur en charge de la résolution centralisée est trés importante, et les débits de communication entre robots sont insuffisants.
– Si l'on suppose de surcroît que tous les robots ne sont pas la propriété d'une seule organisation (par exemple, différents pays auraient lancés sur cette planète différents groupes de robots), il est à exclure que la procédure de partage des ressources soit traitée par les robots d'une seule de ces organisations.

Pour toutes ces raisons, il apparaît nécessaire que la décision collective soit ici le résutat d'un processus *décentralisé*, et que l'ensemble des robots prennent part à ce processus de décision (Wellman, 1996). De façon plus générale, lorsque l'on est en présence d'un groupe d'agents détenus et programmés par des individus différents (Rosenschein et Zlotkin, 1994) interagissant dans un but plus ou moins collaboratif, les approches décentralisées s'imposent. Dans ces cas, selon le point de vue du concepteur d'un agent, on cherchera à mettre en place une stratégie adaptée, étant donnés en particulier nos objectifs, les contraintes du système, et les stratégies supposées des autres agents. Selon le point de vue du concepteur du système, on cherchera à mettre en place des règles d'interaction, c'est-à-dire un protocole régulant les interactions de manière à garantir de bonnes propriétés globales en dépit du comportement potentiellement égoïste des agents.

Dans ce chapitre, nous montrons que ces approches à la lisière de l'économie et de l'intelligence artificielle (IA) pour modéliser la décision collective entre agents artificiels ont donné lieu à des recherches très fructueuses. Celles-ci font une large place aux problématiques de représentation des connaissances, des préférences (voir le chapitre **??**), aux questions algorithmiques auxquelles font face aussi bien les concepteurs d'agents que de systèmes, ou encore à la quantité de communication induite par ces systèmes. Ces approches ont connu un essor récent important, soutenu en particulier par le déploiement d'infrastructures nécessitant la distribution de la prise de décision (comme dans les systèmes pair à pair, voir le chapitre **??** pour une présentation des questions liées au *raisonnement* dans ce contexte). Elles s'inscrivent dans le vaste champ des systèmes multi-agents, mais nous prévenons par avance le lecteur que ce chapitre ne présente pas une vue d'ensemble de cette large thématique.

Arrêtons-nous pour commencer sur les questions typiquement rencontrées par le concepteur du système et/ou des agents :

– est-il facile de vérifier à l'éxécution qu'un agent se conforme effectivement aux règles du protocole ? Est-il possible/facile de le vérifier a priori (c'est-à-dire au moment de la conception de l'agent) si l'on dispose d'une spécification du protocole ? Peut-on garantir que les agents vont participer sincèrement à la négociation ?
– peut-on garantir la terminaison du processus ? Si c'est le cas, l'état atteint sera-t-il satisfaisant au regard des critères fixés ?
– le temps mis par le système pour atteindre cet état et/ou la quantité de communication induite sont-ils prohibitifs ?
– comment concevoir un agent capable de prendre des décisions dans un environnement hautement incertain ?

Chacune de ces questions peut se décliner de multiples façons, selon le domaine et le problème envisagé, et les hypothèses posées. Les ouvrages (Shoham et Leyton-Brown, 2009;

Wooldridge, 2009) offrent un large panorama des approches les plus récentes. Mentionnons brièvement quelques unes de celles-ci, parmi les plus représentatives, mais pas nécessairement exclusives les unes des autres.

– Un façon classique d'aborder ces problèmes consiste à les formuler dans le cadre de la théorie des jeux, que celle-ci soit compétitive ou coopérative. Dès lors, parvenir à une décision collective pose la question de l'atteinte d'un état stable du système. Par exemple, un large pan de la littérature s'intéresse aux procédures décentralisées permettant d'aboutir à des structures de coalitions stables évoquées au chapitre **??**, voir par exemple (Sandholm *et al.*, 1999; Shehory et Kraus, 1998). Dans le cadre purement compétitif la question se ramène d'abord à un calcul d'équilibre, qui doit se faire de façon décentralisée. Même si ces calculs sont en général extrêmement coûteux en temps, et qu'il est nécessaire de poser des hypothèses assez fortes pour parvenir à des algorithmes efficaces, les récents progrès dans le domaine de la *théorie des jeux algorithmique* (Nisan *et al.*, 2007) ouvrent de nombreuses persepectives.
– Il est possible de doter les agents de riches facultés cognitives comme des croyances ou des intentions (et qui peuvent aller jusqu'à intégrer des notions de confiance qu'un agent possède envers les autres agents, voir le chapitre **??** pour une discussion des formalismes logiques appropriés, et voir (Bonnet, 2012) pour un exemple reposant sur des principes de théorie des jeux). Dans le cas où les agents ignorent tout les uns des autres, une approche possible consiste en particulier à les doter de capacité d'apprentissage. Toujours en se plaçant dans un cadre de théorie des jeux, ces agents cherchent à s'adapter au mieux à leurs adversaires et à leur environnement afin d'atteindre un équilibre souhaité. Il existe un cadre formel particulièrement adapté aux systèmes multi-agents apprenants. Il s'agit des Processus de Décision Markov Décentralisés (Dec-MDP), voir (Beynier *et al.*, 2010) pour un récent article de synthèse. Ce formalisme fournit à la fois un moyen de représenter la dynamique de l'environnement, et des algorithmes d'apprentissage permettant aux agents d'agir au mieux en exploitant les connaissances acquises.
– Dans le cas particulier oû le concepteur du système et des agents est une seule et même personne, le seul obstacle à une résolution centralisé est d'ordre computationnel. Dans ce cas, on pourra se tourner vers les méthodes basées sur l'optimisation décentralisée sous contrainte (DCOP), voir par exemple (Faltings et Yokoo, 2005).

Le choix qui est fait dans ce chapitre est de se focaliser sur les problématiques de négociation (intégrant éventuellement des techniques de persuasion) qui sont des techniques décentralisées de recherche d'accord entre agents. Dans la section 1.3 nous nous penchons sur la brique de base : la négociation entre deux agents, et discutons en particulier de la nature des états atteints à l'issue de la négociation. Nous discutons ensuite de protocoles et de stratégies spécifiques, adaptés aux situations où les agents ont des connaissances complètes des préférences des autres agents. Nous examinons ensuite dans quelle mesure il est possible d'étendre ces approches aux situations impliquant un grand nombre d'agents, avant de présenter brièvement les efforts récents de développement d'une théorie de la négociation « argumentative », fondée sur les principes d'argumentation formelle présentés au chapitre **??**. Mais pour commencer, il est nécessaire de clarifier quelques notions.

18.2 Les paramètres de la négociation

On considère dans ce chapitre qu'un ensemble d'*agents* $\mathcal{A}$ négocient sur un ensemble d'*options* dénoté $\mathcal{X}$. On se place dans le cadre de préférences quantitatives : la satisfaction d'un agent i pour une option x s'exprime à l'aide d'une fonction d'utilité $u_i : \mathcal{X} \to \mathbb{R}$. Les deux ensembles $\mathcal{X}$ et $\mathcal{A}$ peuvent être de grande taille, comme par exemple lorsque l'ensemble $\mathcal{X}$ est défini comme le produit cartésien d'un ensemble d'attributs (voir chapitre **??**), et la nature des domaines considérés peut avoir des implications importantes sur les négociations envisageables.

18.2.1 Le domaine de négociation

Il est utile de distinguer les classes typiques de domaines sur lesquels peuvent porter la négociation. Rosenschein et Zlotkin (1994) font une distinction importante entre les domaines *orientés-valeur* (WOD, *worth-oriented domains*), les domaines *orientés-état* (SOD, *state-oriented domains*), les domaines *orientés-tâche* (TOD, *task-oriented domains*), du plus général au plus spécifique. Dans tous ces domaines, les agents cherchent à s'accorder sur une répartition de tâches (ou de ressources) indivisibles que chaque agent devra effectuer (ou souhaite posséder). Suivant les notations introduites dans le chapitre **??**, si l'ensemble des ressources (ou tâches) est noté $\mathcal{O}$, une allocation $\overrightarrow{\pi}$ affecte à chaque agent i un lot $\pi_i \subseteq \mathcal{O}$. On ne considèrera ici que des ressources non partageables. Dans les TODs et les SODs, les agents valuent de la même manière les différents états du monde (typiquement à l'aide de la même fonction d'utilité). Un point important qui distingue les TODs est que chaque agent n'est préoccupé que par les ressources qui lui reviennent : il peut donc spécifier ses préférences sur $2^{\mathcal{O}}$ et non sur $\mathcal{X}$, l'ensemble de toutes les allocations. Dans les WODs, les agents peuvent affecter des valuations différentes aux différents états du monde. Illustrons ces idées à l'aide de notre scénario d'exploration multi-robot (dont la source d'inspiration se trouve en partie dans (Koenig *et al.*, 2006)).

Exemple 1 *Considérons trois robots (r_1, r_2, et r_3) appartenant à la même équipe et devant explorer un ensemble de sites $s_1, \ldots, s_8$ en vue de sonder si des forages peuvent être effectués. L'ensemble $\mathcal{X}$ est défini par les différentes partitions possibles des sites aux agents (il est donc de taille exponentielle en fonction du nombre de sites). Si les robots sont identiques et qu'il sont initialement localisés au même endroit, on peut supposer qu'ils associent à chaque ensemble possible de site(s) la même utilité : celle consistant à effectuer la visite la plus rapide entre les sites (notons au passage que le calcul de cette valeur implique le calcul d'un problème de plus court chemin). Dans ce cas, la négociation préalable des sites à visiter entre les robots peut être vu comme un problème de TOD. Imaginons maintenant que r_1 et r_2 doivent également se croiser au cours de leur missions (pour des questions de ravitaillement) : le bien-être d'un agent ne dépend alors plus seulement du site qu'il va visiter, mais aussi des sites alloués aux autres agents, puisque ceux-ci peuvent se géner durant leur parcours s'ils visitent le même site. Le problème devient donc un problème de SOD. Enfin, si les robots négocient* au cours *de leur mission (par exemple parce que de nouveaux sites à visiter apparaissent), chaque robot devra réévaluer selon sa position courante (non nécessairement connue des autres agents) les nouvelles routes alternatives, et nous serions dans un problème de WOD.*

18.2.2 Le nombre d'agents et les interactions possibles

Le nombre d'agents prenant part à la négociation, ainsi que les contraintes qui peuvent exister sur leurs interactions potentielles, sont des paramètres importants. Dans le cas le plus simple, deux agents cherchent à trouver un accord. C'est une négociation bilatérale. Passer à des échanges réellement multilatéraux implique de nombreux problèmes, comme la complexité du processus consistant à identifier le sous-groupe d'agents souhaitant prendre part à une négociation spécifique. Cette question du passage à l'échelle constitue une difficulté majeure dans de nombreuses applications réelles. Il faut noter que ces applications induisent souvent des contraintes spécifiques sur les interactions possibles : dans notre scenario des robots, on peut imaginer que le système de communication ne permettra d'interagir qu'avec les autres robots présents dans le voisinage. Les agents peuvent également occuper des rôles différents, assortis de droits spécifiques.

Pour aborder le problème des négociations multilatérales, plusieurs solutions sont possibles : on peut envisager de passer par un médiateur (ce qui pose toujours problème dans des systèmes distribués). Lorsque le domaine le permet, il est possible de permettre aux agents de sélectionner des représentants qui auront pour rôle de négocier au nom d'un groupe d'agent, ou de manière proche d'autoriser la coordonnation pour négocier en tant qu'équipe (Sánchez-Anguix *et al.*, 2011). On peut aussi se reposer sur des négociations bilatérales, qui pourront ensuite être conduites en parallèles ou combinées en séquences. Certaines de ces approches seront détaillées plus tard dans ce chapitre, mais nous pouvons remarquer qu'il est utile, même en présence d'un grand nombre d'agents, de s'appuyer sur des briques simples de négociation. C'est pourquoi, en plus de son mérite didactique évident, le cas bilatéral occupe une large place dans ce chapitre.

18.3 Négociation bilatérale : approche axiomatique

L'objectif a minima de tout protocole de négociation est de permettre aux agents de trouver un accord, sous la forme d'une transaction qui satisfasse les deux parties, c'est-à-dire qui leur apporte un gain d'utilité. Prenons par exemple le cas de deux robots forageurs qui transportent déjà dans leur benne une certaine quantité de minerai, et qui découvrent ensemble un nouveau gisement, qu'il leur faudra partager. Voici quelques unes des options possibles :

(o_1) les robots se partagent la totalité du gisement en deux parts égales

(o_2) l'un des robots exploite 50% du gisement et l'autre exploite 25%

(o_3) l'un exploite tout et l'autre n'a rien

(o_4) l'un exploite la totalité du gisement et pille le contenu de la benne de l'autre agent.

Intuitivement, seule la première option nous parait satisfaisante. Et pourtant, si l'on considère comme acceptable toute transaction qui accroit l'utilité des deux parties, seule les deux dernières sont à bannir. Il nous faut donc des critères supplémentaires qui nous aident à définir ce qu'est une « transaction souhaitable » pour les deux parties. Dans la sous-section suivante, nous présentons la réponse donnée à ce problème par l'approche dite « axiomatique » de la théorie de la négociation.

18.3.1 Les axiomes pour la négociation de Nash

Depuis les années 1950, plus précisément depuis les travaux fondateurs de Nash sur la négociation, les chercheurs ont tenté de déterminer un ensemble de propriétés naturelles que toute transaction devrait vérifier. Idéalement, ces propriétés, prises comme axiomes, déterminent le résultat de la transaction à effectuer de manière unique. Commençons par définir deux axiomes de base :

– *La rationalité sociale (RS).* Pour qu'une transaction vérifie cet axiome, il faut que la somme des utilités des agents ne décroisse pas sous l'effet de la transaction. Dans notre exemple de robots forageurs, toutes les options considérées ci-dessus sont socialement rationnelles.
– *La Pareto Optimalité (PO).* Une transaction est Pareto-optimale si et seulement s'il n'existe pas de transaction dont l'issue est préférable pour l'un des agents et au moins aussi bonne pour tous les autres. Dans notre exemple, la seconde solution (l'un des agents s'accapare la moitié du minerai et l'autre agent prend le quart du minerai) ne satisfait pas cette condition, puisque si le second agent prenait la moitié du minerai plutôt que le quart, sa satisfaction augmenterait sans changer la satisfaction du premier.

Ces deux axiomes constituent les propriétés « minimales » que toute procédure de négociation devrait satisfaire, mais n'excluent qu'une option parmi 4 dans notre exemple de robots forageurs. Rajoutons une condition sur l'utilité de chaque agent :

– *La rationalité individuelle (RI).* Une transaction est rationnelle si et seulement si elle ne fait pas décroître l'utilité des différentes parties. Dans l'exemple précédent, la quatrième option n'est pas individuellement rationnelle, puisque l'un des agents perd le contenu de sa benne sans rien gagner en retour. Notons que toute transaction individuellement rationnelle est aussi socialement rationnelle.

Sur l'exemple des robots forageurs, les options (o_1) et (o_3) sont compatibles avec les axiomes précédents. Les axiomes exposés jusqu'à présent peuvent être considérés comme « naturels », en ce sens qu'il n'est pas certainement pas souhaitable de concevoir des mécanismes de négociations qui ne les vérifient pas. Pour restreindre le champ des possibles, nous introduisons maintenant des axiomes supplémentaires dont la nécessité peut être contestable.

– *L'indépendance d'échelle (IE).* L'utilité d'un agent reflète son degré de satisfaction pour une situation particulière. Supposons que l'utilité de nos deux robots forageurs varie selon les situations de 0 à 10 pour le premier d'entre eux, et de 0 à 1000 pour le second. Imaginons qu'une transaction mène à une valeur d'utilité de 9 pour l'agent 1, et de 500 pour l'agent 2. Ici, le fait que la valeur de l'utilité de l'agent 2 soit supérieure à celle de l'agent 1 ne signifie pas que l'agent 2 est plus satisfait que l'agent 1, puisque les échelles de ces deux utilités sont différentes. On dira qu'un processus de négotiation satisfait l'*indépendance d'échelle* si les transactions retenues par ce processus ne dépendent pas de l'échelle de variation des utilités.
– *L'indépendance du zéro (IZ).* Supposons que l'agent 1 ait une utilité qui varie de 0 à 9 selon les situations, et que l'agent 2 ait une utilité qui varie de 1 à 10. Le concepteur du système, qui souhaiterait que l'utilité de ses deux agents varie de façon similaire, décide d'ajouter 1 à l'utilité de l'agent 1, pour que les utilités des deux agents s'étalent sur une plage de valeurs de 1 à 10. Si le fait d'ajouter ou de retrancher une constante à la fonction d'utilité d'un ou plusieurs agents ne changent pas l'issue du processus de négociation, alors ce processus vérifie la condition d'*indépendance du zéro.*

Supposons que l'on parte d'une situation s_0, dans laquelle deux agents ont une utilité respective de $u_1(s_0)$ et $u_2(s_0)$. Supposons qu'il y ait seulement N transactions possibles, menant aux situations $s_1, \dots s_N$. En 1950, Nash a montré que tout processus de négociation satisfaisant l'ensemble de ces axiomes ainsi que d'autres plus techniques devaient choisir la transaction i qui mène à la situation s_i maximisant la valeur $(u_1(s_i) - u_1(s_0)) \times (u_2(s_i) - u_2(s_0))$. Dans notre exemple de robots forageurs, seule l'option (1) serait sélectionnée.

Notons que l'axiome d'indépendance d'échelle à lui seul contraint fortement l'ensemble des solutions possibles. Plus généralement, si les utilités des agents ont une échelle commune, on peut admettre que ces utilités sont comparables deux à deux. Dans ce cas, lorsqu'un agent a une valeur d'utilité plus élevée que celle d'un autre agent, cela signifie que le premier est plus satisfait que le second. Si l'on admet cela (c'est le cas en particulier dans le domaine des TODs où les utilités sont même identiques), les deux derniers axiomes ne sont plus nécessaires, et l'on peut se tourner vers d'autres solutions. Par exemple, on peut chercher la transaction qui maximisera le *bien-être social utilitariste* qui est la somme des utilités (ici, $u_1(s_i) + u_2(s_i)$). Cette solution ne satisfera en général que les axiomes RS, PO, et IZ. La rationalité individuelle n'est donc plus garantie. Si l'on se soucie d'équité, on pourra se tourner vers la maximisation de critères tels que le *bien-être social égalitariste* ($\min\{u_1(s_i), u_2(s_i)\}$), ce qui revient à sélectionner la transaction qui garantit que le moins satisfait des individus est le plus satisfait possible. Malheureusement, aucun des axiomes précédent n'est satisfait par ce critère.

18.3.2 Partage du surplus et utilités quasi-linéaires

Jusqu'à présent, nous n'avons émis aucune hypothèse sur l'objet de la négociation. Les agents peuvent par exemple s'échanger un lot d'objets contre un autre lot, ce qui constitue du troc, ou encore s'échanger un bien contre de l'argent. Lorsque l'argent intervient dans la négociation, une hypothèse commune en économie est de considérer que les utilités sont *quasi-lineaires*, c'est-à-dire qu'elles sont linéaires pour la composante monétaire. Plus précisément, considérons deux situations s et s', dans lesquelles chaque agent possède les mêmes biens, mais telles que dans la situation s, l'agent 1 (resp. 2) possède p_1 (resp. p_2) unités d'argent de plus que dans s'. Si leurs utilités sont quasi-linéaires, on aura :

$$\begin{aligned} u_1(s) &= u_1(s') + p_1 \\ u_2(s) &= u_2(s') + p_2 \end{aligned}$$

On dit alors que les utilités sont *transférables* puisqu'un agent peut donner à un autre une certaine quantité d'utilité sous la forme d'un transfert d'argent.

Pour illustrer ces notions, considérons une négociation entre deux agents (nos robots) portant sur deux biens, un minerai m_1 et un minerai m_2. L'utilité de chaque agent varie selon les biens en leur possession, comme précisé dans le tableau suivant :

	u_1	u_2
$\emptyset$	0	0
$\{m_1\}$	2	4
$\{m_2\}$	4	2
$\{m_1, m_2\}$	9	9

Dans la situation initiale s_0, l'agent 1 possède le bien m_1, et l'agent 2 possède m_2, et les deux agents possèdent la même quantité d'argent. Soit s_1, la situation dans laquelle les deux agents ont échangé leurs biens par rapport à s_0. Soit s_2, la situation où l'un des deux agents possède les deux biens. Remarquons que $u_1(s_0) + u_2(s_0) = 4$, que $u_1(s_1) + u_2(s_1) = 8$, et que $u_1(s_2) + u_2(s_2) = 9$. Lorsque l'argent n'intervient pas, la situation s_2 est celle qui mène au bien-être social utilitariste maximal, mais elle n'est pas égalitaire, et ne satisfait pas non plus le critère de Nash. Par ailleurs, la transaction passant de s_0 à s_2 ne satisfait même pas la condition de rationalité individuelle.

On peut pallier ces problèmes en introduisant de l'argent dans la transaction. La transaction passant de s_0 à s_2 a augmenté l'utilité totale de 5 points $(9 - 4)$. Ces 5 points constituent le *surplus* généré par cette transaction, et peuvent être redistribué par l'agent bénéficiaire à l'agent perdant pour compenser la perte de ce dernier. Plus précisément, définissons l'état s_2' dans lequel les biens sont répartis comme dans s_2, mais dans lequel la valeure monétaire 4.5 a transité de l'agent possédant les deux ressources vers celui n'en possédant aucune. Comparons l'état s_2' aux états s_0 et s_2.

	u_1	u_2	$u_1 + u_2$	$\min\{u_1, u_2\}$	$u_1 \times u_2$
s_0	2	2	4	2	4
s_2	9	0	9	0	0
s_2'	$9 - 4.5 = 4.5$	$0 + 4.5 = 4.5$	9	4.5	20.25

On voit que grâce au transfert d'argent, l'état s_2' est devenu le meilleur possible au sens des critères utilitariste, égalitariste, et de Nash. Ici, le surplus a été réparti équitablement entre les deux agents, ce qui conduit à optimiser à la fois l'efficacité et l'équité.

18.4 Négociation bilatérale : protocoles et stratégies

18.4.1 Négociation sous information complète

Dans cette section on se place dans un cadre (non réaliste dans le cadre compétitif) mais très utile à la bonne compréhension de notions-clé de ce chapitre : celui où les agents ont connaissance complète des préférences des autres agents. Afin d'illustrer notre propos, nous allons considérer un exemple plus détaillé impliquant nos robots disposés sur un terrain dont certains sites doivent être visités (voir Figure 1). Les robots n'ont pas obligation de revenir à leur point de départ une fois leur mission effectuée. Nous suivrons (Rosenschein et Zlotkin, 1994) et définissons l'utilité d'une offre comme étant la différence entre le coût pour un robot d'effectuer l'ensemble des visites *seul* (il s'agit ici de 9, pour les deux robots) moins le coût induit par le sous-ensemble de visites qui lui sont attribués par une offre.

Les offres possibles de répartitions des visites entre les robots (en supposant qu'un site est visité une et une seule fois) sont (avec les vecteurs d'utilités induits pour r_1 et r_2) : $o_1 : \langle \emptyset, \{a, b, c\} \rangle = \langle 9, 0 \rangle$, $o_2 : \langle \{a\}, \{b, c\} \rangle = \langle 7, 3 \rangle$, $o_3 : \langle \{b\}, \{a, c\} \rangle = \langle 5, 4 \rangle$, $o_4 : \langle \{c\}, \{a, b\} \rangle = \langle 4, 2 \rangle$, $o_5 : \langle \{a, b\}, \{c\} \rangle = \langle 2, 7 \rangle$, $o_6 : \langle \{a, c\}, \{b\} \rangle = \langle 4, 7 \rangle$, $o_7 : \langle \{b, c\}, \{a\} \rangle = \langle 1, 4 \rangle$, et $o_8 : \langle \{a, b, c\}, \emptyset \rangle = \langle 0, 9 \rangle$. On constate que les offres o_4, o_5, et o_7 sont dominées au sens de Pareto. La négociation portera sur les offres restantes.

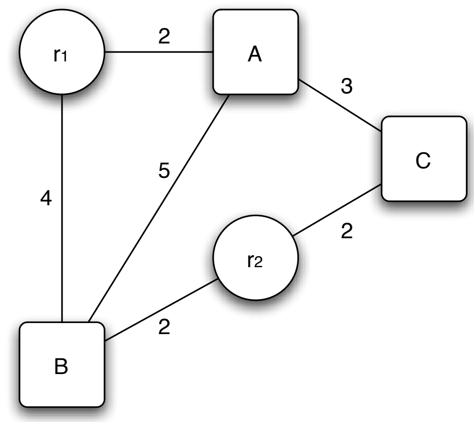

FIGURE 1: Les deux robots r_1 et r_2, avec les trois sites A, B, C

sites	coût r_1	coût r_2	u_1	u_2
$\emptyset$	0	0	9	9
$\{a\}$	2	5	7	4
$\{b\}$	4	2	5	7
$\{c\}$	5	2	4	7
$\{a, b\}$	7	7	2	2
$\{a, c\}$	5	5	4	4
$\{b, c\}$	8	6	1	3
$\{a, b, c\}$	9	9	0	0

Protocole de concession monotone et stratégie de Zeuthen

Commençons par un protocole simple mais instructif, décrit dans de nombreux ouvrages d'IA : le *protocole de négociation monotone* . Cette description suit celles données par exemple dans (Rosenschein et Zlotkin, 1994; Wooldridge, 2009; Vidal, 2007). Le protocole se base sur une séquence d'offres *simultanées* de la part des agents. A chaque tour t, deux offres o_i^t et o_j^t sont donc proposées, respectivement par l'agent i et l'agent j : si une des offres satisfait l'autre agent (c'est-à-dire si cette offre est au moins aussi bonne que ce qu'il offre lui-même), le protocole s'arrête.

$$u_i(o_j^t) \geq u_i(o_i^t) \quad \text{ou} \quad u_j(o_i^t) \geq u_j(o_j^t) \tag{18.1}$$

Sinon, un nouveau tour a lieu, au cours duquel chaque agent doit, soit faire la même offre, soit concéder (c'est-à-dire faire une offre qui procure une meilleure utilité au partenaire que l'offre qu'on lui fait actuellement). Si aucun des agents ne concède, le protocole se termine sur un conflit (on suppose ici que l'utilité de deux agents dans ce cas là est nulle, ce qui est réaliste dans la mesure où le coût de la visite de l'ensemble des sites reste le même pour les deux agents). Remarquons que pour être capable d'évaluer ce qui constitue une offre conforme au protocole, les agents doivent avoir connaissance de la fonction d'utilité des autres agents (c'est trivialement le cas dans les TODs et les SODs).

Une stratégie possible, dans ce cadre-là, est celle proposée par Zeuthen (1930). Intuitivement, elle consiste à évaluer le risque à ne *pas* faire de concession à un certain moment de la négociation : il s'agit du rapport entre la perte d'utilié engendrée par concéder (et accepter l'offre du partenaire) et ne pas concéder (et aller potentiellement au conflit). Techniquement, la « propension à risquer le conflit » pour l'agent i lors d'un tour t du protocole (notée Z_i^t) est donnée par :

$$Z_i^t = \begin{cases} 1 & \text{si} \quad u_i(o_i^t) = 0 \\ \frac{u_i(o_i^t) - u_i(o_j^t)}{u_i(o_i^t)} & \text{sinon} \end{cases}$$

Chaque agent est capable d'évaluer sa propension à risquer le conflit ainsi que celle de son partenaire. Une valeur proche de 1 indique intuitivement que l'agent a peu à perdre au conflit, tandis qu'une valeur proche de 0 indique un agent qui va craindre cette issue. La concession sera donc effectuée par l'agent avec la plus faible valeur (ou les deux agents, si la valeur est la même). Pour ce qui est de la concession à effectuer, celle-ci doit être minimale mais suffisante pour que l'autre agent soit amené à concéder au tour suivant.

Exemple 2 *Reprenons notre exemple :*

tour	*offre de* r_1	*offre de* r_2	$u_1(o_{r_1}^t), u_1(o_{r_2}^t)$	$u_2(o_{r_1}^t), u_2(o_{r_2}^t)$	Z_1	Z_2
1	$\langle\emptyset, \{a, b, c\}\rangle$	$\langle\{a, b, c\}, \emptyset\rangle$	*9,0*	*0,9*	*1*	*1*
2	$\langle\{a\}, \{b, c\}\rangle$	$\langle\{a, c\}, \{b\}\rangle$	*7,4*	*3,7*	$\frac{3}{7}$	$\frac{4}{7}$
3	$\langle\{a, c\}, \{b\}\rangle$	$\langle\{a, c\}, \{b\}\rangle$	*4,4*	*7,7*	*stop*	*stop*

Au premier tour, les deux agents concèdent. Au deuxième tour, la valeur Z_1 *est plus faible que* Z_2*, c'est donc* r_1 *qui concède. Cette dernière offre est la même que celle réalisée par* r_2 *qui n'a pas concédé. Dans ce cas, la condition 18.1 est satisfaite pour les deux agents (ce n'est pas nécessairement le cas en général). On observe que sur cet exemple la négociation s'achève sur une offre qui maximise la somme et le produit des utiliés, et qui se trouve aussi être la solution égalitaire.*

Il est pourtant facile de se convaincre que la somme des utilités ne sera pas toujours maximisée. Ainsi, si deux robots doivent visiter deux sites lointains et revenir à leur base (voir Figure 2 tiré de (Rosenschein et Zlotkin, 1994)), le protocole s'achèvera sur la solution consistant pour chaque robot à se rendre sur un site et revenir. Dans ce cas, l'utilisation d'argent comme nous l'avons vu dans la section précédente serait utile pour effectuer un transfert d'utilité et rétribuer le robot qui se « sacrifie » pour faire la tournée.

Quelles sont les propriétés de ce protocole (utilisé avec cette stratégie) au regard de la discussion de nature axiomatique de la sous-section 18.3 ? Harsanyi (1956) a prouvé que deux agents jouant avec ce protocole et cette stratégie convergeront vers un résultat maximisant le produit des utilités. Pour autant, le résultat axiomatique de Nash ne s'applique pas à ce cadre. En effet, le domaine de négociation discuté ici est discret. Plus spécifiquement, la caractérisation de Nash s'applique lorsque le domaine des offres est convexe. Partant de ce constat, Zhang (2009) propose une étude axiomatique des TODs : il avance une axiomatisation alternative spécifique au domaine des TODs, utilisant des axiomes supplémentaires, qui caractérise en particulier les solutions égalitaire et de Nash (qui coïncident dans ce cas-là).

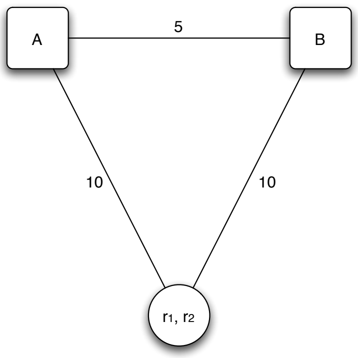

FIGURE 2: Les deux robots r_1 et r_2, avec les deux sites A et B

Prise en compte du temps

En pratique, il est certainement délicat de supposer que les agents disposent d'un temps illimité pour conclure une négociation. La prise en compte du temps est généralement modélisée par un *facteur de dépréciation* (*discount factor*) dépendant du temps. Plus l'accord survient tard dans la négociation, plus le facteur déprécie l'utilité associée à l'offre. Le protocole des offres alternées (Osbourne et Rubinstein, 1995) tient compte de ce paramètre. Le protocole débute avec un agent faisant une première offre. L'autre agent peut alors l'accepter ou la refuser en proposant une *contre-offre*, et ainsi de suite. Lorsqu'une offre est acceptée par l'agent i au tour t, l'utilitée engendrée par l'offre est $u_i(o^t) \times (\lambda_i)^t$, où λ_i est précisément le facteur de dépréciation de l'agent i. La nature séquentielle de ce protocole permet une analyse utilisant l'induction à rebours, de même nature que celle que l'on peut trouver dans l'algorithme *minmax* présenté au chapitre **??** (mais le jeu n'est pas ici à somme nulle). Retrouvons une nouvelle fois nos robots r_1 et r_2.

Exemple 3 *Il s'avère que la ressource précieuse que les robots doivent récupérer est périssable. Spécifiquement, les deux robots appliquent un facteur de dépréciation de* $\lambda = 0.5$. *Pour simplifier notre exemple, nous supposons que la négociation s'opère sur les trois offres* o_2, o_3 *et* o_6. *Par exemple, si l'offre* o_2 *est acceptée au tour* 2, *l'utilité sera respectivement de 3.5 et 1.5 pour* r_1 *et* r_2. *Le protocole donne la première offre à* r_1 *: quelle offre doit-il proposer ? La figure 3 donne le jeu sous forme extensive, les branches épaisses indiquant les décisions des robots aux points de choix. Par induction à rebours, on constate que* r_1 *doit proposer l'offre* o_3, *qui sera immédiatement acceptée. Intuitivement, on voit que l'offre* o_2 *n'offrirait pas assez d'utilité à* r_2 *et que celui-ci aurait alors intérêt à contre-proposer.*

18.4.2 Négociation sous information incomplète

Dans de nombreuses applications (et en particulier dans les applications compétitives mettant en jeu différents concepteurs), les agents ne possèdent qu'une connaissance incomplète, voire aucune connaissance a priori sur les préférences des autres agents. Si une distribution a

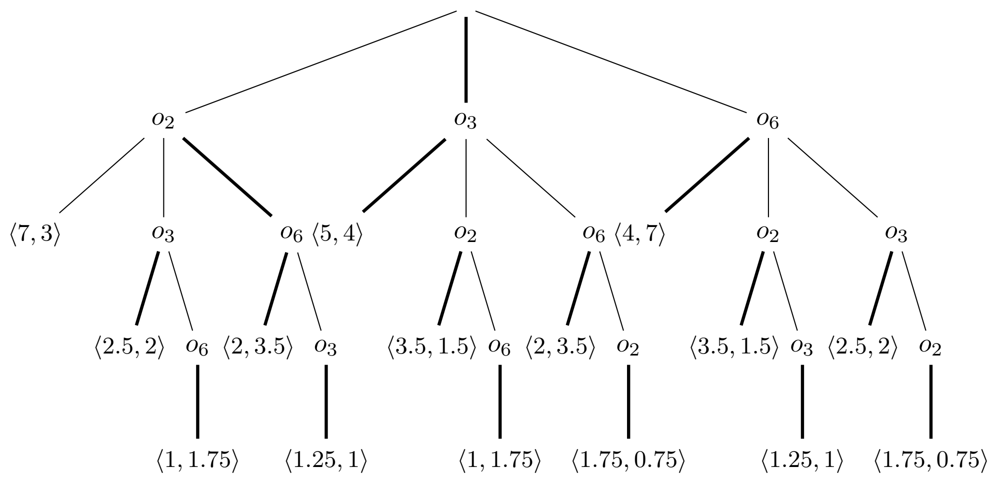

FIGURE 3: Induction à rebours avec le protocole des offres alternées

priori sur les préférences du partenaire est connue, certains outils de théorie des jeux peuvent être mobilisés (comme la notion d'équilibre de Bayes-Nash, voir (Shoham et Leyton-Brown, 2009) pour une présentation synthétique d'autre notions de théorie des jeux pertinentes). Si ce n'est pas le cas, le comportement de chaque agent doit se baser sur des heuristiques, des stratégies ad-hoc qui peuvent être évaluées empiriquement. De grandes classes de stratégies peuvent être définies, selon qu'un agent sera plus prompt à concéder sur les premiers tours de négociation (agent *conceder*), ou au contraire, à retarder au maximum les concessions (agent *boulware*). Dans ce cas-là, comment est-on sûr de ce qui constitue une concession selon l'autre agent par exemple ? La réponse est loin d'être évidente, en particulier lorsque le domaine est défini sur un ensemble d'attributs éventuellement dépendants, sur lesquels chaque agent peuvent avoir des préférences différentes. Faratin *et al.* (1998) distinguent les *stratégies de réponse* et les *stratégies de compensation*. Les stratégies de réponse ne permettent de réaliser des concessions que sur des attributs simples (mais elles peuvent aboutir à des solutions loin d'être Pareto-optimales). Les stratégies de compensation permettent des offres qui concédent sur un attribut mais demandent plus en retour sur d'autres attributs, afin d'obtrenir une offre équivalente en terme d'utilité globale. Différentes techniques sont alors utilisées afin d'évaluer les offres les plus susceptibles d'être acceptées par l'autre agent (dont les préférences ne peuvent être qu'approximées). Un exemple est une heuristique consistant à opter pour l'offre la plus semblable à l'offre proposée par l'autre agent au tour précédent (Faratin *et al.*, 2002).

Ces dernières années, la compétition TAC (« Trading Agent Competition ») met en situation de négociation complexe de nombreux agents, et permet de comparer différentes stratégies. Nous ne pouvons, dans les limites de ce chapitre, entrer plus dans le détail de ces travaux mettant en jeu des heuristiques souvent très spécifiques aux scenarios rencontrés. L'ouvrage (Wellman *et al.*, 2007) offre un premier bilan synthétique après quelques années de compétition. Des rapports annuels sont généralement produits pour analyser les meilleures stratégies.

18.5 Approches pour le cadre multilatéral

Abordons maintenant le cas multilatéral, où plus de deux agents sont impliqués dans un processus d'allocation de ressources ou de tâches. Evoquons tout d'abord une approche centralisée très répandue, qui repose sur un mécanisme d'enchères pour la réallocation des tâches (il ne s'agit donc pas de négociation). Dans l'application présentée par exemple dans (Koenig *et al.*, 2006), une équipe de robots doit se répartir un ensemble de sites à visiter, comme dans les exemples précédents. Toutefois le terrain n'est pas initialement complètement connu : au cours de leur exploration, les robots vont également découvrir obstacles ou nouveaux sites. Dans ce cas là, une nouvelle enchère se déroule. Comme il n'est pas réaliste de procéder à chaque fois à une enchère combinatoire, vu la complexité du problème (voir chapitre **??**), les auteurs proposent d'utiliser des enchères séquentielles sur des tâches considérées individuellement, et montrent que des garanties de performance peuvent être apportées. Cela illustre que les limites computationnelles de ces approches peuvent parfois être contournées. Il reste que le calcul centralisé reste non souhaitable dans de nombreuses situations, comme discuté dans l'introduction.

Dans la suite de cette sous-section on va voir que différentes approches basées sur la négociation peuvent aussi être envisagées.

18.5.1 Négociation multilatérale avec médiateur

Une approche possible est de déléguer une partie de la coordination à un médiateur, sans toutefois faire peser sur ses épaule la charge du calcul de l'allocation optimale. Dans le protocole *single text mediated* (Raiffa, 1982), le médiateur a simplement pour rôle de faire une proposition initiale (qui porte sur différents attributs dans ce cas), sur laquelle tous les agents doivent se prononcer (accepter ou refuser). Si tous les agents acceptent l'offre courante, l'offre est marquée comme acceptée (mais le protocole ne s'arrête pas pour autant), sinon elle est marquée comme refusée. Puis le médiateur cherche à proposer une nouvelle offre, et le processus se répète pendant un nombre prédéfini de tours. Il n'y a donc pas de phase d'élicitation à proprement parler, comme dans une enchère. Mais il est aussi clair que sans plus d'information, la coordination du médiateur se réduira à une recherche à l'aveugle dans l'espace des accords possibles. Un autre problème vient du fait que ce protocole risque de donner des solutions très favorables à un agent mais collectivement peu souhaitables (si un agent se voit proposer son offre préférée au premier tour, il peut simplement refuser toutes les offres suivantes). Différents travaux cherchent donc à éviter ces écueils en utilisant des techniques classiques permettant de sortir de ses optima locaux, comme le recuit simulé (Klein *et al.*, 2003), ou en exploitant les interactions constituées par les offres, les accords ou les refus passés, de manière à construire des modèles de préférence des agents et ainsi guider la recherche (Aydogan *et al.*, 2012).

18.5.2 Extension des protocoles bilatéraux au cas multilatéral

Peut-on directement étendre les approches de négociation déjà discutées ici à un cadre mettant en jeu plus de deux agents ? On pressent que de nombreuses difficultés vont apparaitre, et c'est effectivement le cas. Prenons le cas simple, sous information complète, du protocole de négociation monotone et de la stratégie de Zeuthen, dont l'extension est étudiée dans (Endriss, 2006). La condition pour que le protocole s'achève sur un accord peut être simplement étendue : un accord est trouvé lorsqu'un agent fait une offre qui est au moins aussi bonne pour chaque agent que leur propre offre actuelle. Mais comment définir ce que doit être une concession dans ce cas-là ? Il existe, de fait, plusieurs options envisageables. Une concession peut (par exemple) consister à faire une offre qui est strictement meilleure pour tous les autres agents (*concession forte*), ou bien une offre qui est meilleure pour au moins un agent (*concession faible*), ou bien une offre qui est au moins aussi bonne pour tout le monde et strictement meilleure pour un des agents (*concession de Pareto*), ou encore une offre telle que la somme des utilités des autres agents augmente (*concession utilitariste*)... De manière intéressante, ces différentes solutions amènent à des protocoles dotés de propriétés distinctes. Par exemple, utiliser les concessions fortes peut amener à des situations de *blocage*, c'est-à-dire une situation telle qu'aucun des agents ne peut faire de concession au cours de la négociation, alors que ni un accord ni un conflit ne sont atteints.

18.5.3 Négociation multilatérale par itération de contrats

Face à ces difficultés théoriques, et face à la complexité supplémentaire induite par le nombre importants d'agents à considérer, une approche basée sur l'idée *Contract Net protocol* (Smith, 1980) peut être plus adaptée. Chaque agent peut, selon la tâche considérée, être un manager proposant à d'autres agents une tâche à éxécuter (l'attribution se faisant selon les offres des contractants potentiels ayant répondu), ou un contractant répondant à une offre.

Il s'agit donc de partir d'une offre initiale, et de permettre aux agents de faire évoluer localement cette offre par le bais d'une succession de tels « contrats ». Typiquement, l'amélioration locale est négociée par un petit nombre d'agents et/ou elle ne porte que sur un petit nombre d'attributs (par exemple, si chaque négociation est bilatérale, chaque brique peut être vue et modélisée selon les principes décrits dans ce chapitre). Le système impose en effet typiquement des contraintes sur les renégociations possibles : par exemple en limitant le nombre d'agents impliqués ou le nombre de dimensions sur lesquelles porte la renégociation. Se posent alors toutefois des questions sur le comportement global de tels systèmes reposant sur la dynamique de ces séquences de négociations « simples ». En opérant ainsi, est-on sûr que le système ne boucle pas ? Si c'est le cas, converge-t-il vers une alternative satisfaisante au regard des critères déjà mentionnés ? Le processus se déroule-t-il dans un temps acceptable ? Nous apportons dans cette section quelques éléments de réponses, basés sur les travaux de (Sandholm, 1998; Dunne *et al.*, 2005; Chevaleyre *et al.*, 2010). Dans ce qui suit nous supposons que toutes les transactions doivent être individuellement (et de manière myopique, donc sans planification) rationnelles (RI) pour être acceptées par les agents. Par ailleurs, Sandholm propose de distinguer en particulier les contraintes suivantes sur les réallocations possibles (contrats) :

- *contrats simples* : une seule ressource est négociée entre deux agents ;
- *échanges simples* : un échange de deux ressources (un contre un) est négocié entre deux agents ;
- *contrats bilatéraux* : un nombre quelconque de ressources est négocié mais entre deux agents seulement.

Les contrats bilatéraux englobent donc les échanges simples et les contrats simples, mais peuvent être plus généraux. Des types de contrats encore plus complexes peuvent bien sûr être envisagés : nous nous limitons à ceux-ci pour les raisons déjà évoquées.

Il peut être montré que si le domaine de négociation est *modulaire*, n'importe quelle séquence de *contrats simples* n'impliquant que le transfert d'*une* ressource d'un agent à un autre agent (avec utilisation d'argent) va permettre d'atteindre un état socialement optimal (au sens utilitariste) (Endriss *et al.*, 2006). Ce résultat est intéressant car les transactions simples sont les briques de renégociation d'une offre les plus rudimentaires à réaliser pour deux agents. Malheureusement, les domaines modulaires sont très restrictifs. Dans un domaine modulaire, il n'existe pas de synergies entre les différentes ressources ou tâches considérées dans la négociation. Dans le cadre de notre exemple des robots, cette condition se traduirait de la manière suivante : l'utilité à visiter un ensemble de sites peut être calculée comme la somme des utilités pour chaque site considéré individuellement. Elle est bien sûr peu réaliste : par exemple si un site se trouve à proximité d'un autre site, l'ajouter à sa tournée induit un coût marginalement faible, et la tournée dans son ensemble aura un coût plus bas que la somme des deux visites effectuées de manière indépendantes. Cette condition à donc peu de chances d'être satisfaite, en général comme dans le scenario de notre exemple, sauf à supposer des topologies très particulières restreignant les déplacements des robots (comme une étoile avec un site à l'extrémité de chaque branche).

On peut donc légitimement se demander si ces échanges élémentaires peuvent garantir de tels résultats de convergence pour un domaine plus large. Un résultat négatif vient doucher ces espoirs : le résultat précédent ne peut pas être étendu, de quelque façon que ce soit, à un domaine incluant strictement le domaine modulaire. On parle de maximalité du domaine modulaire pour les transactions simples. Il est même possible de montrer que le domaine modulaire est maximal pour tout contrat bilatéral (Chevaleyre *et al.*, 2010).

En d'autres termes, aucun domaine incluant strictement le domaine modulaire ne peut garantir la convergence vers un état maximisant le bien-être social utilitariste au moyen de renégociations bilatérales. Ainsi, un concepteur souhaitant mettre en place un système d'allocation par renégociations itératives n'autorisant que des interactions bilatérales ne pourra pas toujours garantir la convergence vers une état maximisant la somme des utilités si le système contient des agents dont les préférences sont non-modulaires.

Exemple 4 *Considérons trois robots r_1, r_2, et r_3. Le robot r_1 dispose d'une grande benne, mais r_2 et r_3 disposent d'une petite benne. La figure 4 décrit la situation suivante : du minerai a été découvert sur les sites A et B, et doit être transporté sur le site C. L'allocation initiale demande à r_2 de visiter A et à r_3 de visiter B (coût 17+17=34). En raison de leur petite benne, ces deux robots devraient d'abord déposer leur cargaison d'un des sites avant de pouvoir charger le minerai de l'autre site (coût 37). Il existe une allocation des tâches qui serait optimale en terme de somme des utilités : celle consistant pour r_1 à effectuer la totalité des visites (coût 30). Pourtant, aucune négociations bilatérales n'est individuellement rationnelle, puisque effectuer* une seule *des tâ ches à la place de r_2 ou r_3 est plus coutêux pour r_1. Le paiement demandé par r_1 à r_2 ou r_3 serait donc trop élevé. Cette offre ne peut donc être négociée que simultanément avec r_2 et r_3.*

Penchons-nous à présent sur la rapidité de convergence d'un tel protocole, ou encore la complexité de communication en terme du nombre d'échanges nécessaires à atteindre une offre optimale (Endriss et Maudet, 2005; Dunne, 2005). Une borne supérieure universelle est certainement $|\mathcal{O}|^{|\mathcal{A}|}$, puisque que le processus implique une amélioration stricte du bien-être social utilitaire à chaque pas, ce qui interdit de repasser deux fois par le même état. Commençons par un cas simple : dans le cas de domaines modulaires, chaque ressource ou tâche pourra transiter au maximum par chaque agent (hors celui qui la possède initialement) : le processus

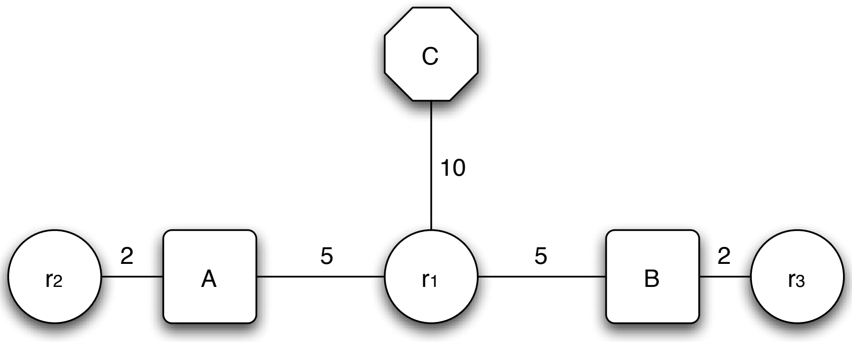

FIGURE 4: Les robots doivent aller chercher le minerai en A et B et le porter en C

convergera donc en $|\mathcal{O}| \times |\mathcal{A}|$ pas, dans le pire des cas. Dunne s'est intéressé à cette question pour les échanges simples, en l'élargissant à des domaines qui ne garantissent pas nécessairement la convergence vers une état optimal. Dans ce cas-là le problème doit se comprendre de la manière suivante : *si* une séquence de renégociations par transactions simples mènent à un état optimal, quelle est la longueur du processus dans le pire des cas ? Un des résultat important de (Dunne, 2005) est que ce processus peut être de longueur exponentielle, même si le domaine est monotone.

Enfin, lorsque le concepteur du système s'intéresse à une mesure différente, comme par exemple le bien être social égalitariste, les mêmes garanties ne peuvent pas apportées, sauf (éventuellement) à sortir du cadre des échanges individuellement rationnels (Estivie *et al.*, 2006). Il faut noter ici que (Dunne, 2005) montre que ses résultats sur la longeur des séquences s'étendent facilement à différents critères de rationalité.

De nombreuses autres extensions à ce cadre ont été étudiées ces dernières années, au delà de la généralisation à des critères d'optimalité différents de l'utilitarisme. Citons en particulier les études portants sur la performance de protocoles permettant des contrats plus riches (Zheng et Koenig, 2009; Chevaleyre *et al.*, 2005) ou la combinaison de contrats de différentes complexité (Andersson et Sandholm, 2000) ; l'extension de ce cadre à des types de ressources différents—comme les ressources partageables (Airiau et Endriss, 2010) ; l'étude de l'implication de la structure sous-jacente d'un réseau d'interaction entre les agents (Nongaillard et Mathieu, 2011; de Weerdt *et al.*, 2012) ; la restriction à des domaines spécifiques permettant de faire des hypothèses sur la nature des fonctions d'utilité des agents (Bachrach et Rosenschein, 2008) ; ou encore l'étude de protocoles prenant en compte l'information limitée dont disposent les agents sur les préférences des autres (Saha et Sen, 2007; An *et al.*, 2007).

Une difficulté non évoquée ici est la nature réellement asynchrone de tels systèmes de réallocation. La problématique sous-jacente est que les agents peuvent se trouver impliqués dans différentes négociations en parallèle. En ce cas, un agent peut être confronté à des opportunités plus intéressantes pendant qu'il est en train de négocier, créant ainsi une incitation à se retirer de la négociation en cours. Une proposition pour une extension du protocole *Contract-Net* à ce cadre peut être trouvé dans (Aknine *et al.*, 2004). Un autre exemple concret de cette approche peut être trouvé dans (An *et al.*, 2009) : il s'agit là d'étendre le protocole des offres alternées afin de permettre les négociations avec plusieurs autres agents en parallèle. De manière générale, Sanholm et Lesser (1996) proposent de voir les protocoles à engagements limités (le désengagement est permis, mais soumis à une pénalité) comme un outil permettant le *backtrack* dans la résolution distribuée réalisée par un système multi-agents.

18.6 Négociation basée sur la persuasion

L'argumentation est une activité verbale et sociale de raison visant à augmenter (ou diminuer) l'acceptabilité d'un point de vue controversé pour un auditeur ou lecteur, en proposant des arguments prévus pour justifier (ou réfuter) le point de vue avant un jugement raisonnable. Elle est aussi considérée comme un modèle de raisonnement basé sur la construction et l'évaluation d'arguments qui interagissent, voir chapitre **??**).

L'argumentation a pris une place importante en intelligence artificielle au cours des quinze dernières années, en particulier dans des sous-domaines tels que le raisonnement non-monotone (Chesnevar *et al.*, 2000; Prakken et Vreeswijk, 2002), le raisonnement à partir d'informations provenant de différentes sources (Amgoud et Kaci, 2007) et la prise de décision (Amgoud et Prade, 2009; Bonet et Geffner, 1996; Fox et Parsons, 1997). Une autre application naturelle de l'argumentation est le dialogue. Par conséquent, plusieurs travaux ont été fait sur l'introduction de l'argumentation dans différents types de dialogue comme la persuasion (Amgoud *et al.*, 2000a; Gordon, 1993; Prakken, 2005) et la recherche d'information (Black et Hunter, 2007). Au début des années 90, Sycara a souligné l'intérêt de l'argumentation dans les processus de négociation (Sycara, 1990), en particulier la nécessité d'appuyer les offres par des arguments pendant une négociation. En effet, une offre soutenue par un bon argument a une meilleure chance d'être acceptée par un agent, et peut également amener un agent à dévoiler ses buts, abandonner certains buts et à réviser ses préférences, notamment son ordre de priorité entre les offres. Une conséquence directe de cette révision est le changement du résultat final du dialogue. L'idée de base derrière une approche argumentée pour la négociation est qu'en échangeant des arguments, les théories des agents (c'est-à-dire leurs états mentaux) peuvent évoluer et par conséquent, le statut des offres peut changer (Parsons *et al.*, 1998).

Exemple 5 *Considérons une nouvelle fois nos deux robots r_1 et r_2, et supposons que r_1 soit doté d'une benne de contenance 10Kg, tandis que r_2 dispose d'une benne de 50Kg. Les deux négocient pour savoir qui doit aller visiter un site a où se trouve un gisement potentiel de minerai, a priori de 8Kg. Le minerai doit être équitablement partagé ensuite, mais visiter le site est coûteux. Pour les besoins de l'exemple, on considère ici que l'utilité de chaque agent se calcule simplement comme étant le nombre de kilos de minerai obtenus moins le coût du trajet. Naturellement, chaque agent préfère que l'autre fasse le voyage. L'allocation $o_1 : \langle\emptyset, \{a\}\rangle$ donne le vecteur d'utilité $\langle 4, 2\rangle$, et inversement $o_2 : \langle\{a\}, \emptyset\rangle$ procure $\langle 2, 4\rangle$. L'allocation $o_3 : \langle\{a\}, \{a\}\rangle$ qui consiste pour les deux agents à se rendre sur le site, est clairement dominée au sens de Pareto. Maintenant, au cours de la négociation, le robot r_1 avance l'argument suivant : ce ne sont pas 8Kg de minerai qui se trouve sur le site, mais 20Kg ! Malheureusement, en raison de sa petite benne, r_1 ne pourrait ramener que 10Kg, tandis que r_2 pourrait ramener les 20Kg. Les vecteurs d'utilités sont alors $\langle 3, 5\rangle$ pour o_2 et $\langle 10, 8\rangle$ pour o_1.*

Dans ce dialogue, r_2 a reçu un argument fort de l'alternative o_1, qui l'a amené à modifier sa préférence entre o_1 et o_2. Cette modification a permis à nos deux robots d'arriver à une solution satisfaisante pour les deux.

Dans la littérature sur la négociation argumentée, on peut distinguer deux catégories de travaux. La première catégorie s'intéresse à l' étude du rôle de l'argumentation dans une négociation. Dans (Amgoud et Vesic, 2012), il a été montré que l'argumentation permet d'améliorer la qualité de la solution trouvée dans une négociation. La même conclusion a été retenue dans (Pasquier *et al.*, 2010) suite à une étude empirique comparant les résultats d'un modèle de négociation où les arguments sont échangés avec ceux du même modèle lorque les arguments ne sont pas permis. La deuxième catégorie de travaux s'intéresse au développement de modèles de négociation (Amgoud *et al.*, 2000b; Kakas et Moraitis, 2006; Kraus *et al.*, 1998; Parsons et Jennings, 1996; Reed, 1998; Tohmé, 1997). Chacun des modèles propose un formalisme formel de raisonnement montrant comment des arguments sont construits à partir des bases de connaissances des agents et comment ces arguments sont évalués puis échangés avec d'autres agents selon un protocole donné. Par exemple, le protocole des offres alternées présenté plus tôt dans ce chapitre a été étudié dans cette perspective argumentative dans (Hadidi *et al.*, 2010).

Dans ce qui suit, nous présentons plus en détail le modèle de négociation proposé dans (Amgoud et Prade, 2004).

18.6.1 Un modèle de décision argumenté

Etats mentaux des agents. Les agents sont supposés avoir des croyances (plus ou moins certaines) et des buts à poursuivre (ayant différents niveaux de priorités). Chaque agent est muni de $(2n)$ bases, où n est le nombre d'agents participant à la négociation.
Soit $\mathcal{L}$ un langage propositionel et Wff($\mathcal{L}$) l'ensemble des formules bien formées construites à partir de $\mathcal{L}$. Chaque agent a_i a les bases suivantes :

- $\mathcal{K}_i = \{(k^i_p, \rho^i_p) \mid k^i_p \in \text{Wff}(\mathcal{L}), p = 1, s_k\}$ est une base de connaissances regroupant les informations qu'a l'agent sur l'environnement. Les croyances peuvent être plus ou moins certaines. Un niveau de certitude ρ^i_p est associé à chaque formule k^i_p.
- $\mathcal{G}_i = \{(g^i_q, \lambda^i_q) \mid g^i_q \in \text{Wff}(\mathcal{L}), q = 1, s_g\}$ est une base de buts à poursuivre. Ils peuvent avoir différents degrés de priorité, représentés par les λ^i_q.
- $\mathcal{GO}^i_j = \{(go^i_{r,j}, \gamma^i_{r,j}) \mid go^i_{r,j} \in \text{Wff}(\mathcal{L}), j \neq i, r = 1, s_{go}(j)\}$ sont $(n-1)$ bases contenant ce que l'agent a_i croit être les buts des autres agents a_j. Chacun de ces buts est supposé avoir un degré de priorité $\gamma^i_{r,j}$.

Il est utile pour l'agent de pouvoir se représenter les buts des autres : en effet, un accord commun peut plus facilement être obtenu si les agents vérifient que leurs offres peuvent être compatibles avec (ce qu'ils croient être) les buts des autres. On suppose que les différents niveaux de certitude et degrés de priorité appartiennent à une échelle unique T, linéairement ordonnée, dont l'élément maximal est dénoté par 1 (correspondant à la certitude totale et à la priorité absolue), et l'élément minimal est dénoté par 0 (correspondant à l'absence totale de certitude ou de priorité). m dénote une fonction qui renverse l'ordre sur cette échelle. En particulier, $m(0) = 1$ et $m(1) = 0$.
On notera $\mathcal{K}^*$ et $\mathcal{G}^*$ les ensembles correspondants aux propositions classiques lorsque les poids sont ignorés.

Arguments pour la décision. Récemment, Amgoud et Prade (2009) ont proposé un modèle formel de décision sous incertitude, basé sur les arguments pouvant être construits en faveur ou contre un choix possible. Une telle approche a deux mérites évidents. D'abord, les décisions peuvent être justifiées plus aisément. De plus, la décision basée sur l'argumentation est sans doute plus proche de la manière dont les humains prennent des décisions que les approches nécessitant d'expliciter des fonctions d'utilité et des distributions d'incertitude. Les décisions d'un agent sont calculées à partir des bases stratifiées de ses connaissances et de ses préférences vu précédemment. Cette approche distingue une attitude pessimiste, qui s'intéresse à l'existence d'arguments forts en faveur d'une décision, et une attitude optimiste, qui s'intéresse à l'absence d'arguments forts contre le choix envisagé. Cette approche peut être liée à l'estimation de contreparties qualitatives, optimiste ou pessimiste, de l'utilité espérée. En effet, de telles mesures peuvent être obtenues à partir d'une distribution qualitative de plausibilité et d'un profil qualitatif de préférence, qui peuvent être associés respectivement à une base de connaissances stratifiées et à un ensemble stratifié de buts (Amgoud et Prade, 2009).

Dans ce chapitre, on n'utilisera, sous sa forme argumentative, que la contrepartie syntaxique de ces mesures sémantiques calculées à partir de distributions et de profils (qui a été prouvée être équivalente pour choisir les meilleures décisions). Cette approche syntaxique est rappelée dans ce qui suit et illustrée sur un exemple. L'idée est qu'une décision est justifiée et soutenue si elle permet de satisfaire, au moins, les buts les plus importants de l'agent, en tenant compte de la partie la plus certaine de ses connaissances. Soit $\mathcal{D}$ l'ensemble de toutes les décisions possibles, où une décision d est un littéral. Un *argument* en faveur d'une décision d est un triplet $A = \langle S, C, d\rangle$ tel que :

- $d \in \mathcal{D}$
- $S \subseteq \mathcal{K}^*$ et $C \subseteq \mathcal{G}^*$
- $S \cup \{d\}$ est consistant
- $S \cup \{d\} \vdash C$
- S est minimal et C est maximal (pour l'inclusion ensembliste) parmi les ensembles satisfaisant les conditions précédentes.

Ici, $S = Support(A)$ est le *support* de l'argument, C = *Conséquences(A)* ses *conséquences* (les buts qui sont réalisés par la décision d) et $d = Conclusion(A)$ est la conclusion de l'argument. L'ensemble $\mathcal{A}_P$ contient tous les arguments constructibles à partir de $\langle\mathcal{K}, \mathcal{G}, \mathcal{D}\rangle$. En raison de la stratification des bases $\mathcal{K}_i$ et $\mathcal{G}_i$, les arguments en faveur d'une décision sont plus ou moins forts pour i. Le *niveau* d'un argument correspond à la connaissance la moins certaine utilisée dans le support, tandis que son *poids* correspond au but le plus important qu'il permet de satisfaire. Il est alors possible de comparer des paires d'arguments selon le principe suivant : pour A et B deux arguments dans $\mathcal{A}_P$, on dit que A est *préféré* à B si et seulement si min($Niveau_P(A)$, $Poids_P(A)$) $\geq$ min($Niveau_P(B)$, $Poids_P(B)$). Les arguments sont construits en faveur de décisions et ces arguments peuvent être comparés. Ainsi, les décisions peuvent également être comparées sur la base des arguments en leur faveur. Pour deux décisions d, $d' \in \mathcal{D}$, on dira que d est *préférée* à d', notée $d \succ_p d'$, si et seulement si $\exists\, A \in \mathcal{A}_P$, $Conclusion(A) = d$ tel que $\forall\, B \in \mathcal{A}_P$, $Conclusion(B) = d'$, et A est préféré à B. Ce processus de décision a un caractère pessimiste puisqu'il se base sur l'idée d'assurer la satisfaction des buts les plus importants. Une attitude optimiste peut également être représentée. Celle-ci se base sur l'idée qu'une décision est d'autant meilleure qu'il n'existe aucun argument fort contre elle. Autrement dit, les décisions pour lesquelles tous les arguments contre sont faibles seront préférées, i.e. on s'intéresse aux arguments les moins faibles qui sont contre la décision considérée. (Pour distinguer, on utiliser $\succ_o$ pour la relation de préffence optimiste.)

Illustrons cette approche en utilisant les deux points de vue (pessimiste et optimiste). L'exemple porte sur un agent qui souhaite décider s'il doit argumenter ou non au cours d'un dialogue multi-agent, sachant qu'il n'est pas satisfait par l'offre courante.

Exemple 6 *La base de connaissance est $\mathcal{K}$ = $\{(a \rightarrow$ suu, 1), $(\neg a \rightarrow \neg$ suu, 1), $(a \rightarrow \neg aco$, 1), $(fco \wedge \neg a \rightarrow aco$, 1), $(sb$, 1), $(\neg fco \rightarrow \neg aco$, 1), $(sb \rightarrow fco, \lambda)\}$ (0 $< \lambda <$ 1) avec les significations suivantes :*

suu :	*dire quelque chose de déplaisant,*
fco :	*les autres agents sont en faveur de l'offre courante,*
aco :	*être obligé d'accepter l'offre courante,*
a :	*argumenter,*
sb :	*l'offre courante parait bénéfique pour les autres agents*

La base de buts est $\mathcal{G}$ = $\{(\neg aco$, 1), $(\neg suu, \sigma)\}$ avec (0 $< \sigma <$ 1). L'agent ne souhaite pas dire quelque chose de déplaisant, mais il est plus important pour lui de ne pas être obligé d'accepter l'offre courante. L'ensemble de décisions est $\mathcal{D}$ = $\{a, \neg a\}$, i.e., argumenter ou pas.
Il y a un seul argument en faveur de la décision 'a' : $\langle$ $\{a \rightarrow \neg aco\}$, $\{\neg aco\}$, $a\rangle$.
Il y a un seul argument en faveur de la décision '$\neg a'$: $\langle\{\neg a \rightarrow \neg$ suu$\}$, $\{\neg suu\}$, $\neg a\rangle$.
Le niveau de l'argument $\langle\{a \rightarrow \neg aco\}$, $\{\neg aco\}$, $a\rangle$ est 1 tandis que son poids est $m(\sigma)$. Le niveau de l'argument $\langle\{\neg a \rightarrow \neg suu\}$, $\{\neg suu\}$, $\neg a\rangle$ est 1 et son poids est m(1) = 0.
L'argument $\langle\{a \rightarrow \neg aco\}$, $\{\neg aco\}$, $a\rangle$ est préféré à $\langle\{\neg a \rightarrow \neg suu\}$, $\{\neg suu\}$, $\neg a\rangle$.
D'un point de vue pessimiste, la décision a est donc préférée à la décision $\neg a$ puisque $\langle\{a \rightarrow \neg aco\}$, $\{\neg aco\}$, $a\rangle$ est préféré à $\langle\{\neg a \rightarrow \neg suu\}$, $\{\neg suu\}$, $\neg a\rangle$.
Examinons le point de vue optimiste. Il y a un seul argument contre la décision 'a' : $\langle\{a \rightarrow suu\}$, $\{\neg suu\}$, $a\rangle$. Il y a aussi un unique argument contre la décision $\neg a$: $\langle\{sb, sb \rightarrow fco, fco \wedge \neg a \rightarrow aco\}$, $\{\neg aco\}$, $\neg a\rangle$.
Le niveau de l'argument $\langle\{a \rightarrow suu\}$, $\{\neg suu\}$, $a\rangle$ est 0 tandis que son degré est $m(\sigma)$. Concernant l'argument $\langle\{sb, sb \rightarrow fco, fco \wedge \neg a \rightarrow aco\}$, $\{\neg aco\}$, $\neg a\langle$, son niveau est $m(\lambda)$, et son degré est 0. Donc la comparaison des deux arguments revient à comparer $m(\sigma)$ avec $m(\lambda)$.
La décision finale recommandée par l'approche optimiste dépend de cette comparaison.

Un tel système d'argumentation est utilisé dans ce qui suit pour décider au sujet des offres à proposer dans un dialogue de négociation. La définition précédente peut donc être utilisée, avec ici la décision d représentant une offre.

Exemple 7 *Il s'agit d'un robot qui souhaite proposer une offre pour un site à explorer. L'ensemble des offres disponibles est $X = \{$A, B$\}$. Sa base de connaissance est : $\mathcal{K}$ = $\{$(Minerai(A), β), (Visité(B), 1), (Visité(x) $\rightarrow$ $\neg$ Minerai(x), 1)$\}$. Sa base de préférences est : $\mathcal{G}$ = $\{$(Minerai(x), 1)$\}$.*
La décision à prendre par l'agent est d'offrir soit A ou B. Suivant la dernière définition, il a un argument en faveur de A : $A = \langle\{$Minerai(A)$\}$, Minerai(A), A$\rangle$. Il n'a aucun argument en faveur de B (qui viole son but qui est très important). Donc cet agent proposera de visiter A.

18.6.2 Un exemple de protocole pour la négotiation argumentée

Dans cette section, on propose un protocole gérant des négociations multilatérales argumentées. Comme les agents doivent discuter plusieurs offres, le protocole est exécuté autant de fois qu'il y a d'offres non discutées, et telles qu'un accord commun n'est toujours pas trouvé. Les agents lancent les exécutions du protocole à tour de rôle, tel que seulement une offre est discutée à chaque fois. Ce protocole est basé sur les locutions *offrir*, *défier*, *argumenter*, *accepter*, *stop*, *silence*.

Locution	Réponse(s) possible(s)
offrir	*accepter, refuser, défier*
défier	*argumenter*
argumenter	*accepter, défier, argumenter*
accepter	*accepter, défier, argumenter, stop*
refuser	*accepter, défier, argumenter, stop*
stop	$\emptyset$

Le dialogue est initié par une offre qu'il adresse à tous les autres agents, les agents prennent ensuite la parole à tour de rôle. Chaque agent est muni d'un *tableau d'engagament CS*, notion introduite dans (MacKenzie, 1979), contenant l'ensemble des faits sur lesquels il est engagé pendant cette négociation. On suppose que le *CS* de chaque agent a la structure $CS = \langle \mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathcal{C} \rangle$ avec :
- $CS.\mathcal{S}$ contient les offres proposées par l'agent et celles qu'il a acceptées ($CS.\mathcal{S} \subseteq \mathcal{X}$),
- $CS.\mathcal{A}$ est l'ensemble des arguments présentés par l'agent ($CS.\mathcal{A} \subseteq Arg(\mathcal{L})$), où $Arg(\mathcal{L})$) est l'ensemble de tous les arguments constructibles à partir de $\mathcal{L}$,
- $CS.\mathcal{C}$ est l'ensemble des défis lancés par l'agent.

A la première exécution du protocole, tous les *CS* sont vides. Mais ceci n'est plus le cas lors des exécutions suivantes du protocole. En effet, les agents doivent garder leurs engagements précédents afin d'éviter de répéter ce qu'ils avaient déjà dit au cours des précédentes exécutions du protocole. Des règles de mise à jour des *CS* (que nous ne donnerons pas ici) sont également spécifiées par le protocole.

En ce qui concerne la stratégie, il convient pour l'agent de savoir quand faire des offres, mais également quand avoir recours à l'argumentation, en demandant par exemple des justifications sur certaines offres proposées par les partenaires. Nous donnons ici quelques exemples permettant de définir une telle stratégie. Pour proposer une *offre*, l'agent choisit celle pour laquelle il existe les arguments les plus forts en sa faveur (en relation avec $\mathcal{G}_i$). Mais il tente également de satisfaire ses propres buts en prenant en compte les buts des autres agents, cette offre x est donc celle pour laquelle il n'existe aucun argument fort contre elle (en utilisant $\mathcal{GO}_j^i$ au lieu de $\mathcal{G}_i$). Techniquement, la condition s'exprime donc :

$\forall x' \in \mathcal{X}$, ($x \succ_p x'$) et ($x \succ_o x'$ où $\mathcal{G}_i$ est changé en $\mathcal{GO}_j^i, \forall j \neq i$

De même, un agent va *défier* une autre offre si l'offre n'est pas acceptable pour lui et il sait qu'il reste des offres non rejetées ($\exists x' \in \mathcal{X}$ tel que $x' \succ_p x$).

Il est possible de montrer que toute négociation entre n agents gérée par ce protocole se termine. De plus, des garanties peuvent être données sur la qualité de l'issue obtenue. Si les agents ne représentent pas mal les préférences des autres agents ($\mathcal{GO}_j^i$), alors le compromis trouvé est une offre x qui est préférée à toute autre offre $x' \in \mathcal{X}$ (au sens de la définition donnée ici), pour tous les agents.

18.7 Conclusion

Ce chapitre s'est efforcé de présenter une thématique au coeur des systèmes multi-agents : les procédures distribuées permettant à un groupe de parvenir à un accord sur une décision à prendre (par exemple, une allocation de tâches ou de ressources) et qui soit « satisfaisante » d'un point de vue global (celui du concepteur de l'application). Le lecteur intéressé par l'exemple d'inspiration robotique qui nous a servi de fil blanc, et curieux de savoir comment ces approches sont déployées en pratique, pourra trouver dans (Dias *et al.*, 2006) un riche panaroma de ces techniques. Ce domaine est évidemment loin d'être le seul pour lequel les approches distribuées décrites ici s'avèrent pertinentes. Citons sans aucun soucis d'exhaustivité l'utilisation de négociations dans les *smart grids* (Vytelingum *et al.*, 2010), ou encore (pour un exemple n'autorisant pas les transferts d'utilité à l'aide d'argent) l'ordonnancement de tâches dans le domaine hospitalier (Paulussen *et al.*, 2003; Vermeulen *et al.*, 2007).

Il est évident que nous n'avons pu entrer dans le détail de nombreuses approches : la négociation multi-attributs, par exemple, a stimulé ces dernières années de nombreux travaux, aussi bien théoriques qu'empiriques (voir par exemple (Fatima *et al.*, 2006; Lai *et al.*, 2008)). Des thématiques importantes également, et non abordées dans les limites de ce chapitre, concernent les problèmes de *non-respect* ou de *manipulation* par les agents de la procédure de négociation : nous supposons ainsi implicitement que les agents (i) se conforment au protocole fixé, et (ii) qu'ils sont honnêtes, révélant par exemple leurs véritables préférences, sans les distordre dans le but d'obtenir une issue qu'il leur soit plus favorable. Les recherches sont également nombreuses (sur ce dernier point en particulier), l'enjeu étant de mettre au point des procédures d'allocations *véraces*, c'est-à-dire qui sont tels que révéler ses véritables préférences soit une stratégie dominante, ce qui est typiquement réalisé par le biais de paiements additionnels (Varian, 1995).

Références

AIRIAU, S. et ENDRISS, U. (2010). Multiagent resource allocation with sharable items : Simple protocols and nash equilibria. *In Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS-2010)*, pages 167–174.

AKNINE, S., PINSON, S. et SHAKUN, M. F. (2004). An extended multi-agent negotiation protocol. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 8(1):5–45.

AMGOUD, L. et KACI, S. (2007). An argumentation framework for merging conflicting knowledge bases. *International Journal of Approximate Reasoning*, 45:321–340.

AMGOUD, L., MAUDET, N. et PARSONS, S. (2000a). Modelling dialogues using argumentation. *In Proceedings of the 4th International Conference on MultiAgent Systems (ICMAS'00)*, pages 31–38. ACM Press.

AMGOUD, L., PARSONS, S. et MAUDET, N. (2000b). Arguments, dialogue, and negotiation. *In Proceedings of the 14th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI'00)*, pages 338–342. IOS Press.

AMGOUD, L. et PRADE, H. (2004). Reaching agreement through argumentation : A possibilistic approach. *In Proceedings of the 9 th International Conference on the Principles of Knowledge Representation and Reasoning (KR'04)*, pages 175–182.

AMGOUD, L. et PRADE, H. (2009). Using arguments for making and explaining decisions. *Artificial Intelligence Journal*, pages 413–436.

AMGOUD, L. et VESIC, S. (2012). A formal analysis of the role of argumentation in negotiation dialogues. *Journal of Logic and Computation*, 22(5):957–978.

AN, B., GATTI, N. et LESSER, V. R. (2009). Extending alternating-offers bargaining in one-to-many and many-to-many settings. *In Proceedings of the 2009 IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology (IAT 2009)*, pages 423–426.

AN, B., MIAO, C. et SHEN, Z. (2007). Market based resource allocation with incomplete information. *In Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2007)*, pages 1193–1198.

ANDERSSON, M. et SANDHOLM, T. (2000). Contract type sequencing for reallocative negotiation. *In Proceedings of the International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, pages 154–160.

AYDOGAN, R., HINDRIKS, K. V. et JONKER, C. M. (2012). Multilateral mediated negotiation protocols with feedback. *In The Fifth International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations (ACAN 2012)*, Valencia, Spain.

BACHRACH, Y. et ROSENSCHEIN, J. S. (2008). Distributed multiagent resource allocation in diminishing marginal return domains. *In* PADGHAM, L., PARKES, D. C., MÜLLER, J. P. et PARSONS, S., éditeurs : *AAMAS (2)*, pages 1103–1110. IFAAMAS.

BEYNIER, A., CHARPILLET, F., SZER, D. et MOUADDIB, A.-I. (2010). *Markov Decision Processes & Artificial Intelligence*, chapitre DEC-MDP/POMDP, pages 321–359. Wiley.

BLACK, E. et HUNTER, A. (2007). A generative inquiry dialogue system. *In Proceedings of the 6th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agents systems (AAMAS'07)*.

BONET, B. et GEFFNER, H. (1996). Arguing for decisions : A qualitative model of decision making. *In Proceedings of the 12th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI'96)*, pages 98–105.

BONNET, G. (2012). A protocol based on a game-theoretic dilemma to prevent malicious coalitions in reputation systems. *In* RAEDT, L. D., BESSIÈRE, C., DUBOIS, D., DOHERTY, P., FRASCONI, P., HEINTZ, F. et LUCAS, P. J. F., éditeurs : *ECAI*, volume 242 de *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, pages 187–192. IOS Press.

CHESNEVAR, C. I., MAGUITMAN, A. et LOUI, R. P. (2000). Logical models of arguments. *ACM Computing Surveys*, 32(4):337–383.

CHEVALEYRE, Y., ENDRISS, U., LANG, J. et MAUDET, N. (2005). Negotiating over small bundles of resources. *In Proceedings of the 4th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS-2005)*, pages 296–302. ACM Press.

CHEVALEYRE, Y., ENDRISS, U. et MAUDET, N. (2010). Simple negotiation schemes for agents with simple preferences : Sufficiency, necessity and maximality. *Journal of Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 20(2):234–259.

de WEERDT, M., ZHANG, Y. et KLOS, T. (2012). Multiagent task allocation in social networks. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 25(1):46–86.

DIAS, M. B., ZLOT, R., KALRA, N. et STENTZ, A. (2006). Market-based multirobot coordination : A survey and analysis. *Proceedings of the IEEE*, 94(7):1257 – 1270.

DUNNE, P. E. (2005). Extremal behaviour in multiagent contract negotiation. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 23:41–78.

DUNNE, P. E., WOOLDRIDGE, M. et LAURENCE, M. (2005). The complexity of contract negotiation. *Artificial Intelligence*, 164(1–2):23–46.

ENDRISS, U. (2006). Monotonic concession protocols for multilateral negotiation. *In* STONE, P. et WEISS, G., éditeurs : *Proceedings of the 5th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS-2006)*, pages 392–399. ACM Press.

ENDRISS, U. et MAUDET, N. (2005). On the communication complexity of multilateral trading : Extended report. *Journal of Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 11(1):91–107.

ENDRISS, U., MAUDET, N., SADRI, F. et TONI, F. (2006). Negotiating socially optimal allocations of resources. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 25:315–348.

ESTIVIE, S., CHEVALEYRE, Y., ENDRISS, U. et MAUDET, N. (2006). How equitable is rational negotiation ? *In Proc. 5th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS-2006)*, pages 866–873. ACM Press.

FALTINGS, B. et YOKOO, M. (2005). Introduction : Special issue on distributed constraint satisfaction. *Artificial Intelligence*, 161(1-2):1–5.

FARATIN, P., SIERRA, C. et JENNINGS, N. R. (1998). Negotiation decision functions for autonomous agents. *Robotics and Autonomous Systems*, 24(3-4):159–182.

FARATIN, P., SIERRA, C. et JENNINGS, N. R. (2002). Using similarity criteria to make issue trade-offs in automated negotiations. *Artificial Intelligence*, 142(2):205–237.

FATIMA, S. S., WOOLDRIDGE, M. et JENNINGS, N. R. (2006). Multi-issue negotiation with deadlines. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 27:381–417.

FOX, J. et PARSONS, S. (1997). On using arguments for reasoning about actions and values. *In Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Qualitative Preferences in Deliberation and Practical Reasoning, Stanford.*

GORDON, T. F. (1993). The pleadings game. *Artificial Intelligence and Law*, 2:239–292.

HADIDI, N., DIMOPOULOS, Y. et MORAITIS, P. (2010). Argumentative alternating offers. *In* van der HOEK, W., KAMINKA, G. A., LESPÉRANCE, Y., LUCK, M. et SEN, S., éditeurs : *AAMAS*, pages 441–448. IFAAMAS.

HARSANYI, J. C. (1956). Approaches to the bargaining problem before and after the theory of games : a critical discussion of Zeuthen's, Hick's and Nash theories. *Econometrica*, 24:144–157.

KAKAS, A. et MORAITIS, P. (2006). Adaptive agent negotiation via argumentation. *In Proceedings of the 5th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agents systems (AAMAS'06)*, pages 384–391.

KLEIN, M., FARATIN, P., SAYAMA, H. et BAR-YAM, Y. (2003). Protocols for negotiating complex contracts. *IEEE Intelligent Systems*, 18(6):32–38.

KOENIG, S., TOVEY, C. A., LAGOUDAKIS, M. G., MARKAKIS, E., KEMPE, D., KESKINOCAK, P., KLEYWEGT, A. J., MEYERSON, A. et JAIN, S. (2006). The power of sequential single-item auctions for agent coordination. *In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, pages 1625–1629. AAAI Press.

KRAUS, S., SYCARA, K. et EVENCHIK, A. (1998). Reaching agreements through argumentation : a logical model and implementation. *Journal of Artificial Intelligence*, 104:1–69.

LAI, G., SYCARA, K. P. et LI, C. (2008). A decentralized model for automated multi-attribute negotiations with incomplete information and general utility functions. *Multiagent and Grid Systems*, 4(1):45–65.

MACKENZIE, J. (1979). Question-begging in non-cumulative systems. *Journal of philosophical logic*, 8:117–133.

NISAN, N., ROUGHGARDEN, T., TARDOS, E. et VAZIRANI, V. V. (2007). *Algorithmic Game Theory*. Cambridge University Press, New York, NY, USA.

NONGAILLARD, A. et MATHIEU, P. (2011). Reallocation problems in agent societies : A local mechanism to maximize social welfare. *J. Artificial Societies and Social Simulation*, 14(3).

OSBOURNE, M. J. et RUBINSTEIN, A. (1995). *A course in game theory*. The MIT Press.

PARSONS, S. et JENNINGS, N. R. (1996). Negotiation through argumentation—a preliminary report. *In Proceedings of the 2nd International Conference on Multi Agent Systems*, pages 267–274.

PARSONS, S., SIERRA, C. et JENNINGS, N. R. (1998). Agents that reason and negotiate by arguing. *Journal of Logic and Computation*, 8(3):261–292.

PASQUIER, P., HOLLANDS, R., RAHWAN, I., DIGNUM, F. et SONENBERG, L. (2010). An empirical study of interest-based negotiation. *Autonomous Agents and Multiagent Systems*. To appear.

PAULUSSEN, T. O., JENNINGS, N. R., DECKER, K. S. et HEINZL, A. (2003). Distributed patient scheduling in hospitals. *In* GOTTLOB, G. et WALSH, T., éditeurs : *IJCAI*, pages 1224–1232. Morgan Kaufmann.

PRAKKEN, H. (2005). Coherence and flexibility in dialogue games for argumentation. *Journal of Logic and Computation*, 15:1009–1040.

PRAKKEN, H. et VREESWIJK, G. A. W. (2002). Logics for defeasible argumentation. *In Handbook of Philosophical Logic*, volume 4, pages 219–318. Kluwer Academic Publishers.

RAIFFA, H. (1982). *The art and science of negotiation*. Harvard university Press.

REED, C. (1998). Dialogue frames in agent communication. *In Proceedings of the 3rd International Conference on Multi Agent Systems (ICMAS'98)*, pages 246–253.

ROSENSCHEIN, J. S. et ZLOTKIN, G. (1994). *Rules of Encounter*. MIT Press.

SAHA, S. et SEN, S. (2007). An efficient protocol for negotiation over multiple indivisible resources. *In* VELOSO, M. M., éditeur : *IJCAI*, pages 1494–1499.

SÁNCHEZ-ANGUIX, V., BOTTI, V. J., JULIÁN, V. et GARCÍA-FORNES, A. (2011). Analyzing intra-team strategies for agent-based negotiation teams. *In* SONENBERG, L., STONE, P., TUMER, K. et YOLUM, P., éditeurs : *AAMAS*, pages 929–936. IFAAMAS.

SANDHOLM, T., LARSON, K., ANDERSSON, M., SHEHORY, O. et TOHMÉ, F. (1999). Coalition structure generation with worst case guarantees. *Artificial Intelligence*, 111(1-2):209–238.

SANDHOLM, T. et LESSER, V. R. (1996). Advantages of a leveled commitment contracting protocol. *In* CLANCEY, W. J. et WELD, D. S., éditeurs : *AAAI/IAAI, Vol. 1*, pages 126–133. AAAI Press / The MIT Press.

SANDHOLM, T. W. (1998). Contract types for satisficing task allocation : I Theoretical results. *In Proc. AAAI Spring Symposium : Satisficing Models*.

SHEHORY, O. et KRAUS, S. (1998). Methods for task allocation via agent coalition formation. *Artificial Intelligence*, 101(1-2):165–200.

SHOHAM, Y. et LEYTON-BROWN, K. (2009). *Multiagent Systems : Algorithmic, Game-Theoetic, and Logical Foundations*. Cambridge University Press.

SMITH, R. (1980). The contract net protocol : high level communication and control in distributed problem solver. *IEEE Transcations on Computers*, 29:1104–1113.

SYCARA, K. (1990). Persuasive argumentation in negotiation. *Theory and Decision*, 28:203–242.

TOHMÉ, F. (1997). Negotiation and defeasible reasons for choice. *In Proceedings of the Stanford Spring Symposium on Qualitative Preferences in Deliberation and Practical Reasoning*, pages 95–102.

VARIAN, H. R. (1995). Economic mechanism design for computerized agents. *In USENIX workshop on Electronic Commerce*, pages 13–21.

VERMEULEN, I. B., BOHTE, S. M., SOMEFUN, K. et POUTRÉ, J. A. L. (2007). Multi-agent pareto appointment exchanging in hospital patient scheduling. *Service Oriented Computing and Applications*, 1(3):185–196.

VIDAL, J. M. (2007). Fundamentals of multiagent systems. http ://jmvidal.cse.sc.edu/papers/mas.pdf.

VYTELINGUM, P., RAMCHURN, S. D., VOICE, T., ROGERS, A. et JENNINGS, N. R. (2010). Trading agents for the smart electricity grid. *In 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2010)*, pages 897–904.

WELLMAN, M. P. (1996). Market-oriented programming : some early lessons. *In* CLEARWATER, S., éditeur : *Market-based Control : A paradigm for Distributed Resource Allocation*. World Scientific Publishing.

WELLMAN, M. P., GREENWALD, A. et STONE, P. (2007). *Autonomous Bidding Agents : strategies and lessons from the trading agent competition*. MIT Press.

WOOLDRIDGE, M. (2009). *An Introduction to Multiagent Systems*. John Wiley and Sons. Second Edition.

ZEUTHEN, F. (1930). *Problems of Monopoly and Economic Warfare*. Routledge.

ZHANG, D. (2009). Axiomatic characterization of task oriented negotiation. *In Proceedings of the 21st International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-09)*, pages 935–940.

ZHENG, X. et KOENIG, S. (2009). K-swaps : Cooperative negotiation for solving task-allocation problems. *In* BOUTILIER, C., éditeur : *IJCAI*, pages 373–379.

Index