

Approche Anytime pour l'ajustement de l'incrément dans les enchères multicritères automatisées

Imène Brigui-Chtioui^a
imene.brigui-cthioui@isg.fr

Philippe Caillou^b
caillou@lri.fr

Suzanne Pinson^c
Suzanne.pinson@dauphine.fr

^aInstitut Supérieur de Gestion, GRIISG,
147, Avenue Victor Hugo, 75116 Paris

^bUniversité Paris Sud, LRI, INRIA, TAO Team,
Bat 660, Gif-Sur-Yvette

^cUniversité Paris-Dauphine, Lamsade,
Place du maréchal de Lattre de Tassigny, 75775 Paris

Résumé

Dans cet article, nous proposons des stratégies multicritères pour la formulation de contre-propositions dans le cadre d'enchères anglaises multicritères inversées. Dans ce type d'enchères, un agent acheteur négocie avec plusieurs agents vendeurs un accord portant sur un produit unique. Le modèle de préférences de l'agent acheteur se fonde sur des points de référence qui représentent, d'une part, les valeurs souhaitées et d'autre part les valeurs minimales acceptables sur chaque critère. Afin d'assurer une évolution optimale du processus de négociation, les enchères anglaises font souvent appel à un incrément qui représente la surenchère minimale à respecter par toute proposition comparée à la meilleure proposition courante. Généralement, l'incrément est fixé avant le début des enchères et demeure fixe tout au long du processus. Notre objectif est de proposer un mécanisme d'ajustement de l'incrément au cours de la négociation : nous proposons un algorithme anytime s'appuyant sur la méthode de lissage exponentiel qui adapte l'incrément au contexte de l'enchère, en considérant le nombre d'agents vendeurs encore en lice et le temps restant à chaque itération. Par ailleurs, nous présentons et démontrons plusieurs propriétés de l'algorithme proposé et nous validons l'approche proposée par des résultats expérimentaux.

Mots-clés : algorithme anytime, enchère multicritère, enchère inversée

Abstract

In this paper we propose buyer counterproposal strategies for conducting automated Reverse auctions based on a multicriteria model. In this type of auction, a buyer agent (or auctioneer) negotiates with several seller agents (or bidders). To insure process evolution, automated auctions design often considers a bid increment

that represents the minimal amount that a bidder must improve on the current best bid. Generally, the bid increment is fixed before the beginning of the auction and kept invariant during the process. This article aims at adjusting the bid increment as the auction process goes on. For this purpose, we propose buyer counterproposal strategies in order to implement anytime multicriteria auction insuring an acceptable solution at any given time. For this purpose, we refer to the auction context based on the number of remaining sellers or the remaining time at each process step. Finally, we provide results comparing fixed-increment strategy to our proposed strategies on the basis of a variation of different auction settings in order to evaluate the anytime properties relevance to our study context. We show that the proposed strategies provide better early results or better results than fixed strategies, depending on the fixed parameters.

Keywords : Anytime algorithms, Multicriteria auctions, Counterproposal Strategies

1 Introduction

Considérons une compagnie de construction aéronautique. Suite à une hausse de la demande, elle a besoin de dix réacteurs supplémentaires. Pour les obtenir dans les meilleures conditions (plus bas prix et meilleure qualité), elle peut organiser des enchères inversées. Il s'agit d'une situation classique d'enchères, bien étudiée dans la littérature. Considérons à présent que la compagnie a besoin de ces réacteurs dès que les avions ont fini d'être assemblés (pour les vendre le plus vite possible), mais qu'elle ne sait pas exactement de combien de temps elle dispose. Une solution pourrait être de réaliser des enchères rapides en temps limité. Mais, dans ce

cas, elle risquerait de ne pas obtenir le meilleur prix/qualité à cause de contraintes de temps (et donc du nombre limité de tours d'enchères). Une autre solution consiste à utiliser un mécanisme d'enchères *anytime* tel que la solution soit "satisfaisante" rapidement, mais continue à s'améliorer progressivement au cours du temps. C'est ce type d'enchères que nous considérons.

De façon plus générale, un mécanisme d'enchères respecte un protocole de négociation entre un participant ou commissaire-priseur qui dirige les enchères et des enchérisseurs qui sont en compétition pour remporter la transaction. Ce type de mécanisme a un très grand nombre d'applications possibles et a fait l'objet d'un grand nombre d'études, aussi bien au niveau théorique que pratique [10]. Il a l'avantage de proposer des protocoles détaillés, simples et avec des règles claires. Leur développement et l'analyse des propriétés du résultat final se situe à la frontière de l'aide à la décision, de l'intelligence artificielle et de la théorie des jeux computationnelle [8]. De nombreux types d'enchères ont été étudiés dans la littérature [13, 14]. Nous nous intéressons ici aux enchères inversées pour lesquelles il y a un acheteur pour plusieurs vendeurs. L'étude de ce type d'enchères s'est particulièrement développé avec l'essor du commerce en ligne, afin de proposer des outils permettant d'assister un acheteur humain cherchant à mettre en concurrence plusieurs vendeurs potentiels. À notre connaissance, aucune stratégie *anytime* n'a toutefois été proposée et étudiée, telle que nous la proposons ici.

Lors d'une enchère anglaise inversée, à chaque étape, l'acheteur annonce une contrainte que chaque enchérisseur doit respecter pour rester dans la négociation. Les vendeurs soumettent alors leurs offres qui respectent cette contrainte ou abandonnent. À la fin de chaque itération, le meilleur vendeur est mis en attente pendant toute la durée de l'itération suivante (avec sa proposition comme offre minimale), et ainsi de suite jusqu'à ce que tous les vendeurs abandonnent (sauf celui qui a fait la dernière meilleure offre).

Les protocoles d'enchères inversées utilisent généralement un incrément minimum qui correspond au montant minimal qu'un vendeur doit proposer comme amélioration de la meilleure offre courante pour rester dans la négociation. La majorité des protocoles existants [1, 4, 6] utilisent soit un incrément fixe décidé à l'avance qui reste fixe durant toute la négociation [1,

10], soit laissent le vendeur complètement libre du montant qu'il souhaite ajouter (ce qui peut aboutir à un supplément infiniment petit) [5, 9]. Dans le premier cas, l'incrément minimum est fixe, et ne dépend donc ni de la meilleure offre courante, ni du temps restant. Sachant que l'on veut se situer ici dans le cadre d'une enchère à durée limitée et incertaine, un incrément faible risque de faire évoluer les enchères trop lentement au début. À l'inverse, un incrément élevé risque de faire rater à l'acheteur des propositions qui auraient été intéressantes au vu de ses préférences. Dans le second cas de l'incrément libre, le risque se situe dans le fait que les vendeurs, se trouvant libres d'enchérir d'un montant infiniment faible (ce qui est à la fois une solution intuitivement logique et une stratégie dominante), fassent augmenter de manière très importante le nombre d'itérations nécessaires pour éliminer tous les vendeurs sauf un. La solution obtenue dans ce cas en temps fini risque d'être très éloignée de la solution optimale.

Pour pallier ces limites, nous proposons d'utiliser un incrément minimum variable en utilisant un lissage exponentiel en fonction du temps et du nombre de participants restants en négociation. Ce mécanisme est particulièrement adapté pour le cas d'enchères *anytime* (c'est à dire d'enchères qui peuvent être interrompues à n'importe quel moment, la meilleure enchère courante remportant la vente). Pour étudier la qualité obtenue par un protocole *anytime* au cours de son déroulement, il existe des méthodes d'évaluation standardisées [21]. Dans le contexte particulier des enchères automatisées, il existe de nombreuses applications à ce type d'enchères *anytime* : en plus de notre exemple introductif, on peut imaginer la sélection d'un ordinateur sur une grille/cloud pour une tâche exécutable uniquement une fois que la précédente est terminée. Une enchère inversée *anytime* dans ce cas permettrait de mettre en concurrence des offres (capacités de calcul/contraintes) pour trouver progressivement la moins chère, tout en souhaitant commencer le calcul dès que la tâche courante est achevée.

Dans cet article, nous proposons une méthode *anytime* pour ajuster l'incrément minimum d'une enchère anglaise inversée tout au long du processus de négociation. Après avoir complété l'état de l'art en section 2, nous détaillerons et analyserons le protocoles en section 3 et la méthode de choix des contre-propositions en section 4. Une étude expérimentale est proposée en section 5 afin de comparer l'algorithme

au cas d'incrément fixe généralement utilisé.

2 Etat de l'art

Plusieurs travaux s'intéressent à la négociation multicritère [6, 9, 16, 11] et particulièrement aux enchères anglaises multicritères [4, 5]. Les enchères multicritères représentent une extension aux standards liés à la théorie des enchères [16]. Leur objectif est d'élargir la négociation à tous les critères qui caractérisent un produit et de ne pas la restreindre à un critère unique : le prix. Nombre d'approches sont proposées pour permettre ce type de négociation sur plusieurs critères. Une distinction peut être réalisée entre les approches qui n'utilisent pas de fonction de valorisation globale (ou fonction de scores) et celles qui s'appuient sur une fonction de scores explicite. Teich et. al [19] se situent par exemple dans la première catégorie et utilisent une méthode de "leap-frog" dans laquelle un enchérisseur est appelé à apporter une amélioration de la meilleure proposition courante sur au moins un critère tout en s'assurant de ne pas diminuer la qualité sur tous les autres critères. Dans la seconde catégorie, une fonction de valorisation permet d'apprécier l'utilité globale d'une proposition donnée [2]. Ainsi, tout au long du processus d'enchères, toutes les valeurs des différents critères peuvent évoluer. L'utilité est calculée en utilisant un modèle d'agrégation qui exprime l'évaluation globale d'une proposition en se référant aux valeurs de tous les critères qui la composent.

Dans les enchères inversées, le processus d'enchères est lancé lorsque l'agent acheteur envoie une demande concernant un produit désiré à tous les agents vendeurs intéressés. Les vendeurs évaluent la demande et envoient des propositions acceptables ou abandonnent les enchères. Dès que l'acheteur reçoit toutes les propositions, il sélectionne la meilleure, met le vendeur correspondant en attente et relance les autres vendeurs avec une nouvelle contre-proposition en se basant sur la meilleure proposition actuelle. Le processus évolue jusqu'à ce que tous les vendeurs abandonnent, à l'exception du meilleur de l'itération précédente [7]. La transmission de la fonction de valorisation de l'acheteur aux vendeurs peut également avoir un impact sur le résultat final (des expérimentations avec des étudiants ont ainsi montré qu'une telle transmission augmente la qualité du résultat pour le vendeur et pour l'acheteur [18]).

Dans un mécanisme itératif d'enchères, le pro-

cessus est basé sur un nombre d'itérations donné. Le commissaire-priseur formule des contre-propositions aux enchérisseurs pour les aider à décider comment améliorer leurs propositions (une possibilité serait de proposer une nouvelle fonction de valorisation à chaque itération comme dans [3]). Dans le cas des enchères à base de prix, seul le prix peut être amélioré par le vendeur (une situation gagnant-perdant). Les enchères multicritères permettent d'améliorer l'utilité globale de la proposition en considérant tous les critères négociables (une alternative est le vote parallèle sur les différentes combinaisons de critères [17]). Dans cet article, nous nous plaçons dans le cadre des enchères anglaises multicritères inversées, et nous focalisons l'essentiel de notre contribution sur la formulation de la contre-proposition par l'acheteur.

3 Mécanisme d'enchères

Notre mécanisme d'enchères est fondé sur un protocole d'enchères anglaises inversées et un modèle d'enchères multicritères à points de référence.

3.1 Protocole d'enchères

Dans cette section, nous présentons le protocole d'enchères anglaises multicritères inversées. Le protocole de communication spécifie les actions valides de chaque agent dans un contexte donné. Il spécifie ainsi comment une négociation devrait être conduite et définit les règles qui régissent chaque séquence d'échanges de messages au cours des enchères [8].

Le graphe d'états de la Fig. 1 illustre le processus d'enchères. Au début du processus d'enchères, l'agent acheteur envoie un message *CallForPropose* qui renferme le détail de ses préférences sur le produit en négociation. À chaque itération, les agents vendeurs restants envoient des propositions B^t que l'agent acheteur évalue. L'agent acheteur sélectionne parmi les propositions reçues la meilleure, met l'agent vendeur correspondant en attente, définit la valeur de l'itération suivante et la transmet aux vendeurs qui restent en compétition. Chaque agent vendeur a deux choix : faire une proposition qui respecte la contrainte imposée par l'agent acheteur ou abandonner. Notons que les agents vendeurs n'ont pas connaissance des propositions faites par les autres vendeurs en compétition.

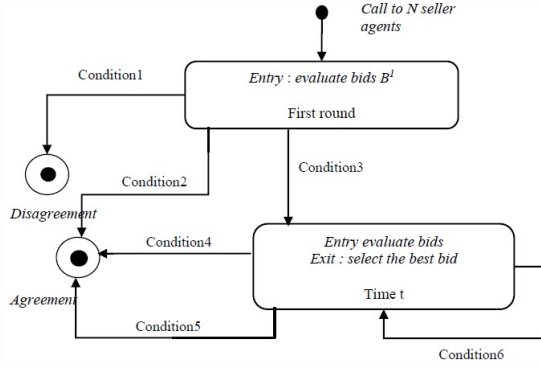


FIGURE 1 – Diagramme UML d'états-transitions modélisant le processus d'enchères anglaises inversées

Condition1 [$B^1 = \emptyset$] : Pas de propositions reçues à l'itération 1

Condition2 [$|B^1| = 1$] / $winner := best^1$: Une seule proposition est reçue à l'itération 1, elle est considérée comme la proposition gagnante

Condition3 [$|B^1| > 1$] : Plusieurs propositions reçues à l'itération 1

Condition4 [$|B^t| = \emptyset$] / $winner := best^{t-1}$: Pas de propositions reçues à l'itération t , la proposition gagnante est la meilleure proposition à l'itération $t - 1$

Condition5 [Elapsed time] : Temps consacré aux enchères écoulé

Condition6 [$|B^t| > 1$] / Call to $(|B^t| - 1)$ agents vendeurs : Plus d'une proposition sont reçues à l'itération t .

3.2 Modèle d'enchères

Dans cette section, nous présentons le modèle d'enchères multicritères développé dans [4]. Nous commençons par proposer quelques notations préliminaires, puis nous présentons le modèle de préférence et le modèle d'agrégation.

- Soit p , le nombre d'attributs ;
- $D = D_1 \times \dots \times D_p$, l'espace de décision où D_j désigne le domaine de valeurs de l'attribut j ($j = 1, \dots, p$) ;
- $C = C_1 \times \dots \times C_p$, l'espace de critères ¹ ;
- v_j , la fonction de scores pour l'attribut j définie de D_j vers C_j ;
- $x = (x_1 \times \dots \times x_p) \in D$ désigne une proposition, $b = (b_1 \times \dots \times b_p) \in C$ où

1. pour les calculs, nous allons considérer par la suite des espaces de critères identique $C_j = [0; 100]$

$b_j = v_j(x_j)$ désigne la proposition évaluée sur tous les critères $j = 1, \dots, P$

- \hat{t} , le temps maximal consacré aux enchères

Modèle de préférence : le modèle de préférence est fondé sur deux points de référence :

- Le point d'aspiration, noté $a = (a_1 \times \dots \times a_p)$ où $a_j = v_j(dv_j)$ désignent les niveaux d'aspiration et où $dv_j \in D_j$ désigne la valeur désirée par l'agent acheteur sur le critère j . Le point d'aspiration est gardé privé tout au long du processus d'enchères, l'agent acheteur ne le communique pas aux agents vendeurs en négociation.
- Le point d'exigence, noté $r = (r_1 \times \dots \times r_p)$ où $r_j = v_j(mv_j)$ désignent les niveaux d'exigence, et où $mv_j \in D_j$ est la valeur minimale requise sur le critère j . Le point d'exigence peut être partiellement défini (uniquement sur quelques critères) et il est public à tous les agents vendeurs participants.

Modèle d'agrégation : le modèle d'agrégation détermine l'utilité associée à une proposition en considérant un point d'aspiration donné. Il est défini par une déviation par rapport au point d'aspiration. Cette déviation mesure la différence maximale entre les niveaux d'aspiration et les valeurs de la proposition d'un agent vendeur sur chaque critère. Le modèle calcule les différences entre les valeurs du point d'aspiration et les valeurs de la proposition sur chaque critère et garde comme résultat le plus grand écart observé. La fonction max est choisie pour s'assurer qu'un mauvais score sur un critère ne pourra pas être compensé par de bons scores sur d'autres critères. L'équation (1) présente l'utilité de la proposition b . Elle mesure le maximum des différences $(a_j - b_j)$ entre une proposition b et le point d'aspiration a sur chaque critère j .

$$U_a(b) = \max_{j=1, \dots, p} a_j - b_j \quad (1)$$

La relation de préférence basée sur l'utilité présentée ci-dessus est donnée par l'équation (2).

$$b \succ_a b' \Leftrightarrow U_a(b) < U_a(b') \quad (2)$$

Conformément à cette relation de préférence, l'agent acheteur cherche à minimiser la déviation au point d'aspiration. Une proposition b est préférée à une proposition b' si son utilité est inférieure à celle de la proposition b' .²

2. Cette mesure pourrait être appelée *désutilité* vu que l'acheteur cherche à la minimiser

4 Définition *anytime* de la contre-proposition

Dans le modèle d'enchères proposé dans [4], la contrainte à une itération $t + 1$ est donnée par la relation suivante :

$$\forall t, U_a(b^{t+1}) \leq U_a(best^t) - \epsilon \quad (3)$$

$(best^t)$ désigne la meilleure proposition à l'itération t . L'incrément ϵ est absolu. Il demeure fixe tout au long du processus d'enchères et assure l'évolution des enchères. Il est appliqué à l'utilité de la meilleure proposition courante $(best^t)$. Cette procédure de définition de la contre-proposition vérifie les propriétés des enchères ascendantes automatisées qui ont été avancées dans [4].

Nous proposons un algorithme *anytime* pour la définition de la contre-proposition qui assure une évolution de l'incrément et qui satisfait la règle "beat-the-quote" introduite dans [20] qui impose la contrainte suivante :

$$\forall t, U_a(b^{t+1}) < U_a(best^t) \quad (4)$$

Notre approche se base sur la méthode du lissage exponentiel qui est une méthode classique utilisée en économie pour estimer le niveau de demande sur la base d'observations de la demande courante et des précédentes. Afin d'utiliser cette méthode, nous considérons deux observations à une itération donnée t : le nombre d'agents vendeurs encore en négociation $|B^t|$ et le temps restant $(\hat{t} - t)$. En se basant sur ces observations, nous formulons deux propositions pour l'ajustement de l'incrément ϵ^t .

DEFINITION 1 En appliquant la méthode du lissage exponentiel sur le nombre de vendeurs restants $|B^t|$, l'incrément ϵ^t est calculé comme suit :

$$\epsilon^t = (\alpha\epsilon^{t-1}) + ((1 - \alpha)v(|B^t|)) \quad (5)$$

avec :

v : la fonction de normalisation,

ϵ^t : l'incrément à l'itération t avec $\epsilon^0 = 0$

$\alpha \in [0, 1]$: le facteur de lissage.

Les propositions de la période $t + 1$ doivent respecter la contrainte :

$$\forall t, U_a(b^{t+1}) \leq U_a(best^t) - ((\alpha\epsilon^{t-1} + ((1 - \alpha)v(|B^t|))) \quad (6)$$

DEFINITION 2. Nous proposons une nouvelle technique d'ajustement de l'incrément basée sur le temps restant comme suit :

$$\epsilon^t = (\alpha\epsilon^{t-1}) + ((1 - \alpha)v(\hat{t} - t)) \quad (7)$$

Les propositions de la période $t + 1$ doivent respecter la contrainte :

$$\forall t, U_a(b^{t+1}) \leq U_a(best^t) - ((\alpha\epsilon^{t-1} + ((1 - \alpha)v(\hat{t} - t))) \quad (8)$$

Performance espérée : afin de permettre le contrôle des algorithmes *anytime*, l'amélioration de leur performance doit pouvoir être résumée quantitativement. La performance espérée ξ est définie par l'évaluation de l'accord final. Nous considérons comme dans [15] qu'un désaccord est le pire des résultats. Rappelons qu'un désaccord est constaté lorsque la condition $|B^1| = 0$ est vérifiée, ce qui signifie qu'aucun agent vendeur n'a pu répondre à la contrainte envoyée par l'agent acheteur à l'itération 1 (les niveaux d'exigence de l'agent acheteur étant trop hauts). Ainsi, nous établissons ce qui suit :

$$\xi(best) > \xi(Disagreement), \forall best \in B \quad (9)$$

Dans ce qui suit, nous présentons et démontrons deux propriétés satisfaites par l'algorithme proposé [21].

PROPRIETE 1. Performance mesurable. Cette propriété établit que la qualité d'un résultat peut être définie de manière précise. Nous proposons de mesurer cette performance en utilisant l'utilité de la proposition gagnante. Afin de maximiser la performance, nous minimisons l'utilité de la meilleure proposition.

PREUVE. Considérons deux accords donnés g' et g'' , et $best'$ et $best''$ les propositions gagnantes correspondantes, nous établissons que :

$$\xi(g') > \xi(g'') \text{ ssi } U_a(best') < U_a(best'') \quad (10)$$

D'où, le mécanisme *anytime* proposé satisfait la propriété de performance mesurable.

PROPRIETE 2. Monotonie. Cette propriété établit que la qualité d'un résultat est une fonction croissante du temps (ou nombre de vendeurs restants) et de l'incrément.

DEFINITION 3.³

$$\forall t, U_a(best^{t+1}) \leq U_a(best^t) - \epsilon^t \quad (11)$$

³. La preuve est la même en utilisant le nombre de vendeurs restants à la place du temps restant

Une condition suffisante pour la monotonicit  est de d montrer que : $\epsilon^t \geq 0$, donc $((\alpha\epsilon^{t-1} + ((1 - \alpha)v(\hat{t} - t))) \geq 0$. Ceci est impliqu  par $(\alpha\epsilon^{t-1} \geq 0)$ et $((1 - \alpha)v(\hat{t} - t)) \geq 0$ ce qui peut  tre facilement d duit de $0 < \alpha < 1$ et $v(\hat{t} - t) \geq 0$. D'o , l'algorithme *anytime* propos  satisfait la monotonicit .

5 Etude exp rimentale

Afin de comparer le comportement de notre mod le   une m thode utilisant un incr ment fixe, nous pr sentons ici une  tude exp rimentale. Nous commen ons par pr senter les conditions exp rimentales, les r sultats d'une ench re standard, puis nous discutons l'impact des param tres. Les simulations ont  t  r alis es   l'aide de la plateforme GAMA [12].

5.1 Conditions exp rimentales

Pour chaque ench re simul e, nous consid rons un agent acheteur et $NbBidders$ agents vendeurs, qui vont interagir durant au plus \hat{t} it rations.

Agent acheteur

Nous comparons six comportements pour l'agent acheteur : quatre strat gies   incr ment fixe et les deux strat gies   incr ment  volutif pr sent es dans la section pr c dente.

- *FixU/N*, *Fix3U/N*, *Fix6U/N*, *Fix9U/N* : ϵ^t est fixe et d pend uniquement de l' cart entre point d'exigence et point d'aspiration de l'agent acheteur $Umax = U_a(r) - U_a(a) = U_a(r)$ et du nombre d'it rations maximum \hat{t} . La strat gie la plus simple consiste   consid rer $\epsilon = Umax/\hat{t}$. Cette strat gie augmente lin airement l'offre minimum entre le point d'exigence et le point d'aspiration. Pour prendre en compte le fait que les offres des vendeurs ne se font pas toujours   la valeur minimum et que l'algorithme doit  tre *anytime*, donc trouver de bonnes solutions rapidement, nous consid rons  galement des incr ments fixes plus  lev s :
 - *Fix3U/N* : $\epsilon = 3 * Umax/\hat{t}$
 - *Fix6U/N* : $\epsilon = 6 * Umax/\hat{t}$
 - *Fix9U/N* : $\epsilon = 9 * Umax/\hat{t}$

L'inconv nient d'utiliser des incr ments  lev s est que l'acheteur risque de manquer des offres

potentiellement int ressantes entre les deux derni res it rations (manque de pr cision du r sultat).

Les deux strat gies variables sont celles pr sent es pr c demment :

- *VarN* consid re uniquement le nombre de vendeurs restants (voir Eq. 5).
- *VarT* consid re le nombre de tours maximums restants (voir Eq. 7).

VarN et *VarT* utilisent un param tre α pour fixer leur vitesse d'adaptation.

Agent vendeur

Chaque agent vendeur s suit une simple strat gie rationnelle dans le cadre d'ench res anglaises : prendre la premi re proposition respectant la valeur minimum *CounterProp(t)* tant que la valeur de celle-ci est sup rieure   sa valeur priv e *BidderMax(s)*.

Un nombre $Nbproposals(s)$ de propositions P_i possibles sont g n r es pour chaque agent vendeur.   chaque proposition est associ e une utilit  pour l'agent acheteur ($UB(i)$) et pour l'agent vendeur ($US(i)$). Si une proposition est domin e par une autre proposition (utilit  inf rieure   la fois pour l'agent vendeur et pour l'agent acheteur), une nouvelle proposition est g n r e (car elle ne sera jamais propos e de toutes fa ons). Cette mod lisation nous permet de reproduire une situation mono ou multicrit re (le prix  tant un crit re) sans rentrer dans le d tail des propositions, ce qui n cessiterait une mod lisation plus complexe (et donc plus de param tres   analyser). Le prix  tant consid r  comme un crit re, $Nbproposals(s)$ sera grand (pour prendre en compte les param tres continus, comme le prix).

Les utilit s sont choisies selon une loi uniforme :

$$US(i) \sim U[0; Umax]$$

$$UB(i) \sim U[0; BidderMax(s)]$$

Aucune proposition n' tant domin e, ces $NbProposals$ peuvent  tre ordonn es selon l'utilit  de l'agent acheteur (ou de l'agent vendeur, ordre inverse). Cette ordre permet au vendeur de choisir simplement la premi re proposition r pondant   la contre-proposition courante comme sa proposition suivante.

BidderMax(s) est calibr  en utilisant une loi uniforme :

$$BidderMax(s) \sim U[0; UmaxBidders * Umax]$$

$U_{max}Bidders$ permet de contrôler la distribution des utilités des vendeurs.

Pour pouvoir comparer les stratégies de l'acheteur, lors des simulations, les listes de propositions des vendeurs sont utilisées à l'identique pour les 6 stratégies possibles (de nouvelles listes étant générées pour chaque nouvelle série de simulation).

Variables observées

Notre objectif est de comparer les stratégies de l'agent acheteur. En plus des variables directement observables (tel que ϵ^t), nous allons donc mesurer à chaque tour t la performance relative à la solution optimale $BestPotentialBid$ (la meilleure proposition acceptable par un vendeur). Dans les simulations et pour calculer la performance, nous utilisons une utilité inversée $U_{max} - U_a(bid)$ afin de considérer une fonction croissante. On obtient pour la performance :

$$Perf(t) = \frac{U_{max} - U_a(Best(t))}{U_{max} - U_a(BestPotentialBid)}$$

Paramètres globaux

Nous utilisons une valeur standard des paramètres globaux afin d'avoir une référence et de pouvoir analyser la sensibilité autour de cette situation :

- $NbBidder = 100$
- $\hat{t} = 100$
- $\alpha = 0.5$
- $UMax = 10$
- $U_{max}Bidders = 0.9$
- $NbProposals = 1000$

Les résultats présentés sont les moyennes de 20 simulations avec des paramètres identiques (sauf pour le résultat-exemple d'une enchère unique en Fig. 2 et Fig. 3).

5.2 Configuration standard

Les Fig. 2 et Fig. 3 donne un aperçu de résultats obtenus en utilisant la configuration standard définie précédemment (évolution des $Perf(t)$ et ϵ^t respectivement). Par exemple, supposons que la négociation soit arrêtée en $t = 5$ (l'enchère étant *anytime*, elle peut être arrêtée à n'importe quelle itération), la proposition choisie dans le cas de la stratégie $FixU/N$ aura une utilité pour l'acheteur ne représentant que 7% de la meilleure proposition ($Perf(5) = 7\%$). Dans le cas des autres stratégies, la valeur serait respectivement de 19% ($Fix3U/N$), 36%

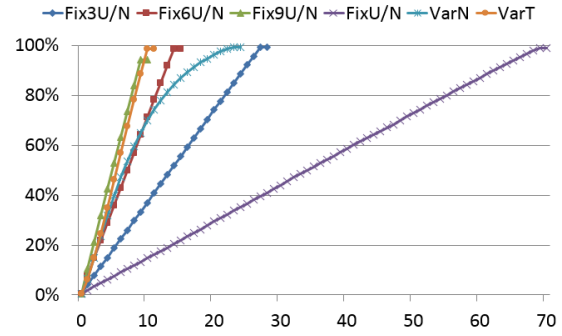


FIGURE 2 – Évolution de l'utilité de l'acheteur relative à la meilleure solution ($Perf(t)$) au cours d'une enchère, configuration standard, pour chaque stratégie acheteur possible.

($Fix6U/N$), 40% ($VarN$), 46% ($VarT$) et 53% ($Fix9U/N$).

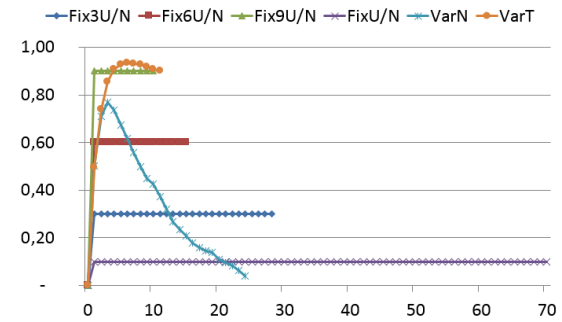


FIGURE 3 – Évolution de l'incrément minimum imposé par l'acheteur (ϵ^t) au cours d'une négociation, configuration standard, pour chaque stratégie acheteur possible.

Cette configuration standard nous permet de valider le bon fonctionnement de notre modèle et de la simulation. Comme on pouvait s'y attendre, les stratégies à incrément fixe engendrent une augmentation presque linéaire de l'utilité. Inversement, les stratégie à incrément variable commencent par augmenter rapidement l'incrément avant de le diminuer progressivement avec la sortie des vendeurs et le nombre d'itérations (Fig. 3). Cette évolution entraîne une évolution non-linéaire de l'utilité.

L'avantage des stratégies variables ($VarT$ et $VarN$) apparaît sur la Fig. 2 : une augmentation d'abord rapide de l'utilité de la meilleure offre (presque aussi rapide que $Fix9U/N$), puis une augmentation de plus en plus lente pour aboutir à une offre finale très élevée.

La qualité de l'offre finale (si l'enchère n'est pas interrompue avant qu'il ne reste qu'un seul vendeur) illustre l'inconvénient d'une stratégie fixe

trop rapide : $Fix9U/N$ est la seule stratégie a ne pas atteindre 100% si on laisse la négociation aller jusqu'à son terme. Même si c'est la plus rapide à se terminer (10 itérations), la valeur finale n'est que de 94%. Cela est dû au fait que l'incrément minimum est tellement élevé que la proposition minimum à la onzième itération devait être inacceptable pour tous les vendeurs, même s'il existait encore de la marge à l'itération précédente.

La Table 1 permet de détailler ces résultats en analysant le résultat final et le temps de négociation moyen sur 20 simulations. Les stratégies fixes obtiennent un résultat d'autant plus faible qu'elles sont rapides. $Fix9U/N$ est la plus rapide avec le plus mauvais résultat final (10 itérations et 93%), alors que $FixU/N$ arrive lentement (68 itérations) au meilleur résultat (98%).

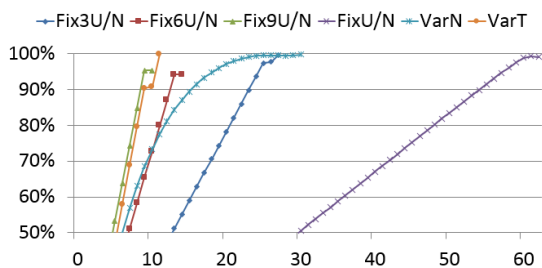


FIGURE 4 – Évolution de l'utilité de l'acheteur relative à la meilleure solution ($Perf(t)$), configuration standard sauf $NbSellers = 1000$, pour chaque stratégie d'acheteur.

TABLE 1 – Pour chaque stratégie, si l'enchère arrive à son terme, moyenne (et variance) de l'utilité relative de l'acheteur ($Perf(t)$) de l'offre finale, et nombre d'itérations moyen (et variance) pour y parvenir (pour 20 simulations).

Stratégie	U finale moy.	U finale var.	Tours moy.	Tours var.
FixU/N	98,2%	1,08%	68,3	1,19
Fix3U/N	97,3%	1,58%	27,1	0,46
Fix6U/N	97,1%	2,49%	14,6	0,49
Fix9U/N	93,4%	0,40%	10	-
VarN	98,3%	1,19%	25,6	3,97
VarT	96,2%	4,29%	10,5	0,5

Par rapport aux stratégies fixes, les stratégies variables montrent encore leur intérêt : $VarT$ permet d'arriver à un résultat presque aussi vite que $Fix9U/N$ (10,5 itérations en moyenne) mais avec un résultat bien meilleur (96,2%). $VarT$ permet d'arriver à un résultat aussi bon que $FixU/N$ (98,3%), mais beaucoup plus vite

(25,6 itérations seulement de moyenne).

5.3 Analyse de sensibilité

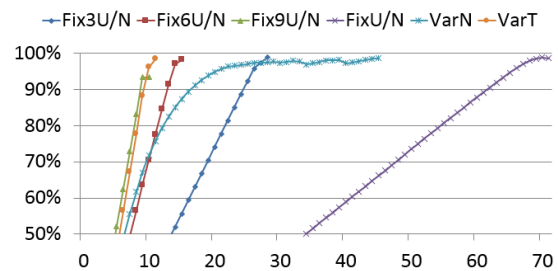


FIGURE 5 – Évolution de l'utilité de l'acheteur relative à la meilleure solution ($Perf(t)$), configuration standard sauf $NbProposals = 10000$, pour chaque stratégie d'acheteur.

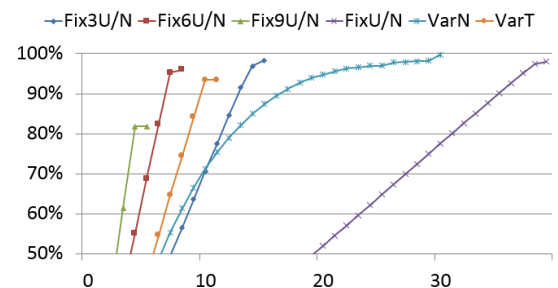


FIGURE 6 – Évolution de l'utilité de l'acheteur relative à la meilleure solution ($Perf(t)$), configuration standard sauf $\hat{t} = 50$, pour chaque stratégie d'acheteur.

Afin d'approfondir ces résultats, nous considérons les situations où le nombre de vendeurs est plus élevé (Fig. 4, $NbSellers=1000$) et le cas où chaque vendeur a plus de propositions disponibles (Fig. 5, $NbProposals=10000$). Dans les deux cas, nous améliorons la fluidité du marché et les choix possibles (en conservant les autres paramètres inchangés), ce qui conduit à une dynamique très similaire à la configuration standard (Fig. 2). $VarN$, en particulier, permet toujours d'obtenir de bons résultats rapidement puis de s'améliorer lentement, un comportement parfaitement adapté à des enchères *anytime* (alors que la variation du nombre de vendeurs total et du nombre d'offres auraient pu affecter son ralentissement, contrôlé par la proportion de vendeurs restants). $VarT$ confirme également les résultats précédents avec de bons résultats rapides, mais un résultat final moyen : la variable pilotant le ralentissement de l'incrément (le nombre d'itérations restant) reste en effet élevé du fait d'une fin trop rapide de l'enchère.

Avec un nombre d'itérations maximum plus faible (Fig. 6, $\hat{t} = 50$), on peut confirmer que le ralentissement est plus marqué pour $VarT$ (voir l'évolution de ϵ^t Fig. 7), avec une offre finale obtenue en 11 itérations (contre 5 pour $Fix9U/N$ et 11 pour $Fix6U/N$). Ce résultat reste toutefois qualitativement faible comparé à $VarN$, voir $Fix6U/N$ et $Fix3U/N$ dans cette configuration.

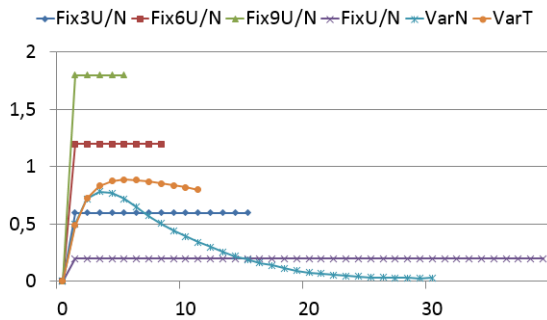


FIGURE 7 – Évolution de l'incrément minimum imposé par l'acheteur (ϵ^t), configuration standard sauf $\hat{t} = 50$, pour chaque stratégie d'acheteur.

Ces comportements de $VarT$ et $VarN$ sont contrôlés par leur paramètre α , fixé à 0,5. Pour visualiser son impact, nous avons étudié les résultats obtenus par $VarN$ pour différentes valeurs de α (Fig. 8) ainsi, que les ϵ^t correspondants (Fig. 9). L'analyse des ϵ^t (Fig. 9) permet en particulier de bien comprendre l'impact du paramètre : des valeurs élevées de α correspondent à un comportement plus prudent, avec une augmentation progressive de ϵ^t suivi d'une baisse également lente. Un tel comportement est adapté lorsque l'acheteur pense que la négociation ne sera pas interrompue trop rapidement et/ou qu'il a de grandes incertitudes sur la distributions des utilités des vendeurs. Au contraire, un α élevé conduit à un comportement beaucoup plus agressif, avec une augmentation très rapide au début, puis une chute également rapide après écrémage des vendeurs pour permettre un raffinement du prix de vente.

6 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté un modèle d'enchères multicritères anglaises inversées dans lequel la stratégie de formulation de la contre-proposition ne demeure pas fixe comme ce qu'on observe dans les modèles d'enchères classiques mais évolue tout au cours du processus de négociation. Nous avons observé qu'un

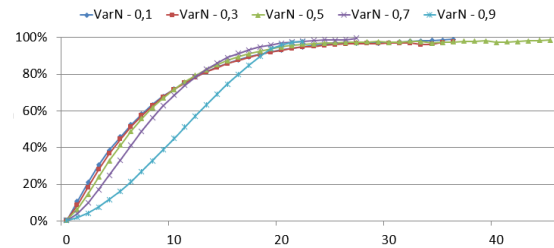


FIGURE 8 – Évolution de l'utilité d'un acheteur de stratégie $VarN$ relative à la meilleure solution ($Perf(t)$), pour différentes valeur de α .

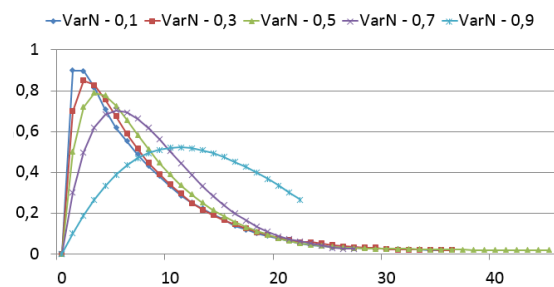


FIGURE 9 – Évolution de l'incrément minimum imposé par un acheteur de stratégie $VarN$ (ϵ^t) pour différentes valeur de α .

incrément variable défini sur la base du nombre d'agents vendeurs restants ou sur la base du temps restant accélère le processus d'enchères tout en assurant des résultats équivalents.

Afin de valider notre approche, nous avons conduit plusieurs expérimentations qui ont montré qu'un incrément variable basé sur le lissage exponentiel contribue à baisser la durée globale des enchères en comparaison à des enchères classiques à incrément fixe. De plus, cette approche permet de trouver une solution où la proposition gagnante est plus proche du point d'aspiration de l'agent acheteur. Nous envisageons, pour des recherche futures, plusieurs autres directions : (1) une exploration complète de l'espace des paramètres, (2) une analyse expérimentale d'autres méthodes de formulation de la contre-proposition, (3) la généralisation de nos résultats à d'autres types d'enchères aussi bien ascendantes que descendantes, (4) la prise en compte de différents comportements d'agents basés sur différents traits de personnalité des agents et différents styles cognitifs tels que l'optimisme, l'aversion au risque, la tolérance, etc.

Références

- [1] Samir Aknine, Marie-Jo Bellosta, Sylvie Kornman, and Suzanne Pinson, 'A many-to-many negotiation protocol for electronic commerce with risk commitment strategies', *The Fifth International Conference on Electronic Commerce Research (ICECR-5), Montréal*, 23–27, (2002).
- [2] John Asker and Estelle Cantillon, 'Properties of scoring auctions', *The RAND Journal of Economics*, **39**(1), 69–85, (2008).
- [3] Damian R Beil and Lawrence M Wein, 'An inverse-optimization-based auction mechanism to support a multiattribute rfq process', *Management Science*, **49**(11), 1529–1545, (2003).
- [4] Marie-Jo Bellosta, Imène Brigui, Sylvie Kornman, and Daniel Vanderpooten, 'A multi-criteria model for electronic auctions', in *Proceedings of the 2004 ACM symposium on Applied computing*, pp. 759–765. ACM, (2004).
- [5] Martin Bichler, 'An experimental analysis of multi-attribute auctions', *Decision Support Systems*, **29**(3), 249–268, (2000).
- [6] Martin Bichler, 'A roadmap to auction-based negotiation protocols for electronic commerce', in *System Sciences, 2000. Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on*, pp. 10–pp. IEEE, (2000).
- [7] Martin Bichler and Jayant Kalagnanam, 'Configurable offers and winner determination in multi-attribute auctions', *European Journal of Operational Research*, **160**(2), 380–394, (2005).
- [8] Martin Bichler and Jayant R Kalagnanam, 'Software frameworks for advanced procurement auction markets', *Communications of the ACM*, **49**(12), 104–108, (2006).
- [9] Martin Bichler, Marion Kaukal, and Arie Segev, 'Multi-attribute auctions for electronic procurement', in *Proceedings of the first IBM IAC workshop on Internet based negotiation technologies*, pp. 18–19. Cite-seer, (1999).
- [10] Esther David, Rina Azoulay-Schwartz, and Sarit Kraus, 'Bidding in sealed-bid and english multi-attribute auctions', *Decision Support Systems*, **42**(2), 527–556, (2006).
- [11] Eugénio de Oliveira, José Manuel Fonseca, and Adolfo Steiger-Garção, 'Multi-criteria negotiation on multi-agent systems', *CEEMAS'99*, 190, (1999).
- [12] Arnaud Grignard, Patrick Taillandier, Benoit Gaudou, Duc An Vo, Nghi Quang Huynh, and Alexis Drogoul, 'Gama 1.6 : Advancing the art of complex agent-based modeling and simulation', in *PRIMA 2013 : Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, 117–131, Springer, (2013).
- [13] John H Kagel and Dan Levin, 'Auctions : a survey of experimental research, 1995–2008', *Kagel J, Roth A, editors*, **2**, (1990).
- [14] Paul Klemperer, 'What really matters in auction design', *The Journal of Economic Perspectives*, **16**(1), 169–189, (2002).
- [15] Sarit Kraus, Jonathan Wilkenfeld, and Gilad Zlotkin, 'Multiagent negotiation under time constraints', *Artificial intelligence*, **75**(2), 297–345, (1995).
- [16] R Preston McAfee and John McMillan, 'Auctions and bidding', *Journal of economic literature*, **XXV**, 699–738, (1987).
- [17] David C Parkes and Jayant Kalagnanam, 'Models for iterative multiattribute procurement auctions', *Management Science*, **51**(3), 435–451, (2005).
- [18] Stefan Strecker, 'Information revelation in multiattribute english auctions : A laboratory study', *Decision Support Systems*, **49**(3), 272–280, (2010).
- [19] Jeffrey Teich, Hannele Wallenius, and Jyrki Wallenius, 'Multiple-issue auction and market algorithms for the world wide web', *Decision Support Systems*, **26**(1), 49–66, (1999).
- [20] Peter R Wurman, Michael P Wellman, and William E Walsh, 'Specifying rules for electronic auctions', *AI Magazine*, **23**(3), 15, (2002).
- [21] Shlomo Zilberstein, 'Using anytime algorithms in intelligent systems', *AI magazine*, **17**(3), 73, (1996).