



HAL
open science

Simuler pour Evaluer les BMOs: Quelle Méthode Choisir ?

Hichem Badsì, Abdessamad Ghomari, Leila Zemmouchi-Ghomari

► **To cite this version:**

Hichem Badsì, Abdessamad Ghomari, Leila Zemmouchi-Ghomari. Simuler pour Evaluer les BMOs: Quelle Méthode Choisir ?. 2nd International Conference on New Technologies and Communication, ICNTC'14, Chlef, Algérie, Université Hassiba Ben Bouali, Chlef, Algérie, Mar 2015, Chlef, Algérie. <hal-04561463>

HAL Id: hal-04561463

<https://hal.science/hal-04561463v1>

Submitted on 27 Apr 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons CC BY 4.0 - Attribution - International License

Simuler pour Evaluer les BMOs: Quelle Méthode Choisir ?

BADSI Hichem Benaïssa Anouar¹
GHOMARI Abdessamad Réda²
ZEMMOUCHI-GHOMARI Leila³

Laboratoire LMCS

Ecole Nationale Supérieure d'Informatique (ESI)

Alger, Algérie

¹h_badsi@esi.dz

²a_ghomari@esi.dz

³l_zemmouchi@esi.dz

Abstract— Afin de tester une proposition d'indicateurs de performance destinés à mesurer l'impact des ontologies du modèle d'affaires (Business Model Ontologies : BMOs) sur les modèles d'affaires des entreprises, une approche de simulation s'avère indispensable. En effet, l'évaluation d'une ontologie avant et après son application dans le cadre d'une entreprise, mobiliserait une équipe d'experts sur une période qui reste à déterminer et sans garantie de résultats. Pour cela, il est primordial de sélectionner la méthode de simulation la plus adaptée à nos besoins.

Dans le cadre du présent travail de recherche, nous avons entrepris de réaliser un benchmarking des approches de simulation les plus populaires et de mettre leurs caractéristiques respectives à l'épreuve de nos contraintes.

Mots-Clés—Méthodes de simulation ; Evaluation par la Simulation ; Simulation en Entreprise ; Evaluation des ontologies des modèles d'affaires ; Simulation à base d'Agents

I. INTRODUCTION

Le modèle d'affaires joue un rôle prépondérant dans l'amélioration du management de l'entreprise [1]. Il peut manifesterment bénéficier de la caractéristique de formalité des ontologies [2]. Toutefois, la littérature relative à ce domaine manque de cas concrets et d'éléments mesurables qui permettraient l'évaluation de ce type d'ontologies sur les modèles d'affaires des entreprises [3].

Dans un précédent travail [4], nous avons proposé un ensemble d'indicateurs de performance ayant pour objectif de mesurer l'impact des ontologies des modèles d'affaires sur les entreprises. Ces indicateurs sont inhérents, notamment, au degré de consensus concernant la représentation des indicateurs de performance de l'entreprise, au niveau de la standardisation et de la formalisation des processus d'affaires

ainsi qu'au niveau de la standardisation des qualifications et des résultats.

Cette proposition doit être validée à travers la mesure de ces indicateurs avant et après l'utilisation de l'ontologie du modèle d'affaires (Business Model Ontology : BMO) dans une entreprise donnée. Ce type d'expérimentation comprend plusieurs contraintes, que nous énumérerons dans ce qui suit :

- la contribution nécessaire d'une équipe d'experts en modèles d'affaires, de développeurs d'ontologies et de différentes parties prenantes de l'entreprise dans laquelle se déroule l'évaluation ;
- la durée de l'évaluation doit être déterminée de façon empirique même s'il paraît évident qu'elle s'étendra sur plusieurs exercices comptables afin d'obtenir des résultats probants ;
- la qualité des résultats obtenus n'est pas garantie (pas concluante), étant donné que ce type d'expérimentation n'a pas été réalisé à notre connaissance.

Au vu de ces contraintes de temps et de moyens, nous avons opté naturellement pour l'utilisation d'une approche de simulation pour mener à terme l'évaluation des BMOs dans le milieu des entreprises.

En effet, la simulation par ordinateur est capable de fournir des résultats précis sur des grands volumes de données en un temps réduit comparativement à l'approche classique des expérimentations dans des conditions réelles d'exploitation [5].

Toutefois, la sélection de l'approche de la modélisation de la simulation la plus appropriée pour le cas d'étude est souvent tributaire de sa facilité d'utilisation aux dépens des critères d'adéquation ou d'efficacité [6]. Nous nous attellerons à

réaliser une étude comparative objective entre les différents systèmes de simulation.

L'objectif de cet article est de réaliser un benchmarking des méthodes de simulation existantes, de les comparer et d'en sélectionner une, sur la base de critères dictés par les besoins et les contraintes de notre problématique de recherche qui est d'évaluer l'impact des BMOs sur les modèles d'affaires des entreprises.

Notre article est organisé de la manière suivante : en Section II nous expliquons l'importance des approches de simulation pour les entreprises. La Section III comprend la description et la comparaison des principales approches de simulation utilisées dans le milieu des entreprises. En Section IV, nous nous focalisons sur les cas d'utilisation de la simulation à base d'agents dans les entreprises à des fins d'évaluation. La Section V présente la synthèse de ce travail et sa conclusion.

II. SIMULATION DANS LE CONTEXTE D'UNE ENTREPRISE

En recherche, les méthodes d'évaluation sont diverses [7], elles peuvent être: descriptives, observationnelles, analytiques ou encore expérimentales.

L'évaluation expérimentale est divisée en deux catégories:

- l'expérimentation contrôlée, qui revient à étudier l'artefact à évaluer dans un environnement contrôlé selon certains critères comme l'utilisabilité ;
- ou la simulation qui teste l'artefact avec des données artificielles.

Par ailleurs, la simulation permet aux chercheurs d'assumer la complexité inhérente aux systèmes d'organisation comme une donnée, et par conséquent permet l'étude de systèmes plus complexes [8]. Elle a la particularité de générer des observations en se projetant dans le futur, alors que les autres méthodes d'évaluation considèrent l'historique pour déduire des conclusions.

De plus, la nature des systèmes vivants implique l'augmentation de l'entropie (désordre) ou de la complexité (l'ordre), ainsi regarder vers l'arrière est intrinsèquement plus difficile que vers l'avant [8].

Depuis sa création, la simulation a été appliquée à divers secteurs, tels que l'industrie, les services, la défense, la santé et les services publics. Elle est reconnue comme l'une des techniques les plus largement utilisées dans le domaine de la gestion des opérations (supervision de la conception et le contrôle du processus de production). Son utilisation a été transformée par l'invention et l'évolution de l'ordinateur, qui a appuyé l'adoption des outils et des techniques pratiques de simulation [9].

Ainsi selon Liotta [6], La pertinence de la simulation pour les entreprises a fait ses preuves en tant qu'outil pour la conception et la gestion des réseaux de chaîne

d'approvisionnement complexes ou des systèmes de production.

La Figure 1 illustre bien le principe de simulation comme moyen de résoudre un problème en passant par l'alignement de la réalité avec un modèle abstrait. Il y a une distinction entre le modèle analytique et le modèle de simulation qui apporte un atout majeur dans la possibilité de multiplier les itérations à volonté (jusqu'à obtention d'un modèle optimisé); contrairement au modèle analytique où le modèle peut être inexistant ou extrêmement difficile à trouver [9].

Nous avons ajouté à la Figure 1 des indicateurs de performance qui pourront être mieux analysés et évalués dans le modèle abstrait, et ainsi par la simulation être optimisés et mappés à nouveau vers la réalité. Ce principe est valable pour tous les types d'indicateurs y compris ceux que nous avons sélectionnés pour l'évaluation de l'impact des BMOs en entreprise. Par exemple dans la Figure 1, nous considérons comme indicateurs ambigus ceux utilisés par l'entreprise sans avoir été validés. Le passage à un modèle abstrait simulable permettrait donc de confirmer ou d'infirmer la pertinence des indicateurs utilisés (erroné, moyen, idéal).

Concrètement, le recours à la simulation, en tant que méthode d'évaluation, comporte les avantages suivants[10, 11]:

- Effectuer des tests à moindre coût avant l'adoption de la technologie ;
- Multiplier les tests, en termes de type et de nombre, dans des environnements différents et sur une période relativement réduite;
- Evaluer avec une plus grande précision l'impact des technologies adoptées sur la performance des entreprises ;
- Effectuer des prévisions à long terme en simulant l'évolution de l'entreprise dans le temps ;
- Obtenir des résultats homogènes et facilement comparables qui faciliteront la prise de décision.

Cependant, des obstacles freinent l'adoption à grande échelle de la simulation distribuée et parallèle dans le contexte des entreprises tels que, le manque d'efficacité et de simplicité d'utilisation des systèmes de simulation et le manque de puissance du matériel utilisé.

En effet, pour que les outils de simulation soient adoptés par les décideurs des entreprises, il est indispensable de disposer d'outils efficaces qui produisent des modèles valides. Des architectures de systèmes de simulation facilitant l'interopérabilité et l'utilisation combinée des techniques d'optimisation et de simulation sont absolument nécessaires. Bien souvent, la vitesse d'élaboration des ordinateurs courants ne permet pas de réaliser des tests rapides de modèles d'optimisation complexes en association avec la simulation [6]

De ce fait l'adéquation et la pertinence des techniques de simulation est un facteur clé dans la réussite des applications

pratiques en entreprise car il existe un besoin croissant d'aborder la complexité de l'ensemble de l'entreprise comme un tout d'une part, et d'autre part, la difficulté de traiter cette

complexité avec les différents niveaux de prise de décision [9].

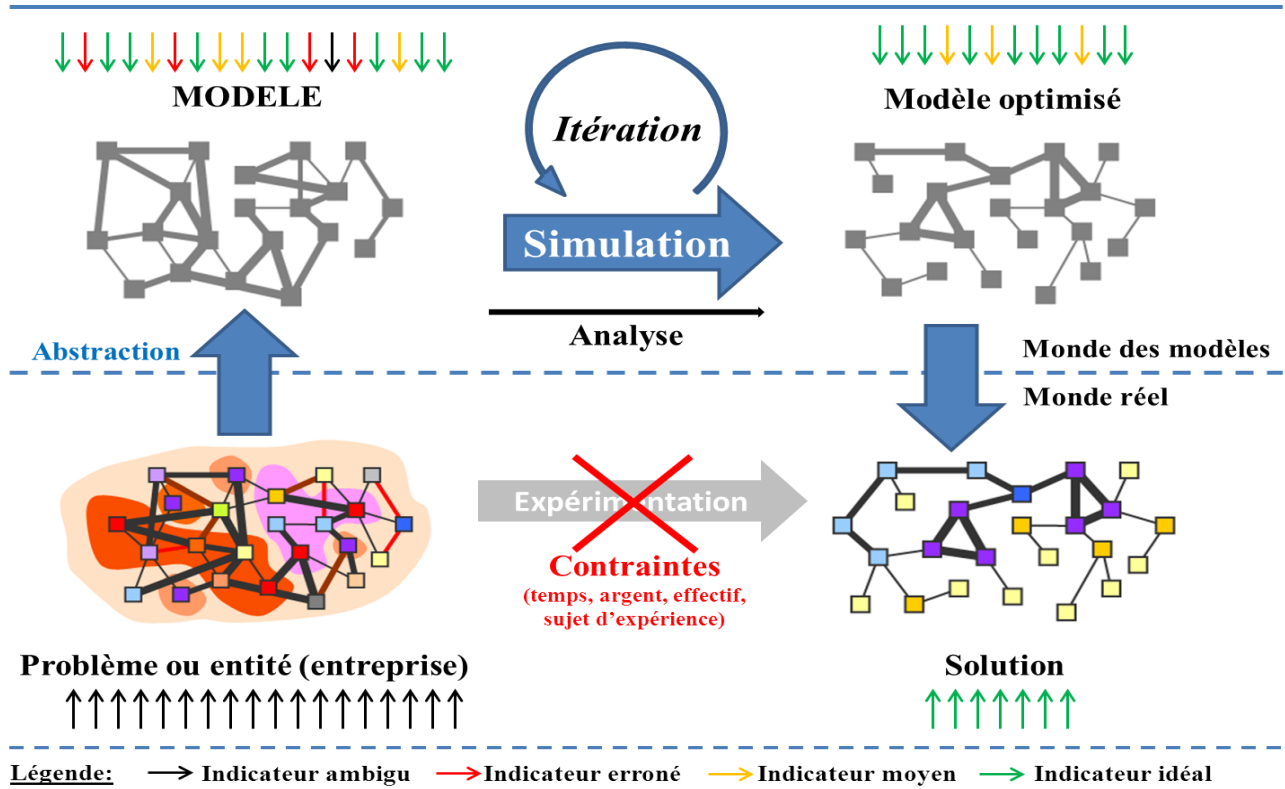


Figure 1. Modélisation de la simulation des indicateurs, Adapté de [12]

III. COMPARAISON DES METHODES DE SIMULATION

Jahangirian [9] a réalisé une étude sur le nombre d'applications de la simulation par domaine d'étude. D'après cette recherche la *Planification* est le domaine d'application le plus référencé, ce qui concorde avec les résultats rapportés dans [13]. Le génie des procédés dans l'industrie manufacturière, qui comprend à la fois la conception et l'amélioration des processus, représente la deuxième application la plus populaire de la simulation, tandis que d'autres applications, comme la gestion de la chaîne de logistique, la stratégie, le Transport et la Gestion de projet arrivent plus bas dans la liste.

Ces mêmes travaux ont relevé une augmentation significative de la modélisation de la stratégie par la simulation, ce qui est probablement due à l'utilisation croissante de la dynamique des systèmes. En outre, le nombre de documents sur la *gestion de projet*, la *formation à la gestion*, la *gestion des connaissances* et la *conception organisationnelle* est non négligeable.

Cinq techniques de simulation ont été répertoriées comme étant les plus utilisées dans les secteurs du business et de l'industrie [9], notamment :

- La simulation à événements discrets (Discrete Event Simulation, DES)
- La dynamique des systèmes (System Dynamics, SD)
- La simulation à base d'agents (Agent Based Systems, ABS)
- Les jeux de simulation (Simulation Games, SG)
- La simulation hybride (Combinaison de SD et de DES)

D'autres approches de simulation méritent d'être citées telles que : la simulation de trafic, la simulation distribuée, la simulation virtuelle, les réseaux de Pétri, la simulation de Monte-Carlo et la simulation intelligente.

La littérature est prolifique en termes d'articles décrivant les différences entre ces systèmes de simulation [5, 8, 12, 14, 15]. Les approches de simulation étant nombreuses et variés, nous nous focaliserons sur les trois principales : DES, SD et ABS.

Dans ce qui suit, nous allons définir brièvement chacune des trois approches de simulation présélectionnées avant d'aborder l'étude comparative.

La *simulation à événements discrets (DES)* [16] est historiquement la plus commune, celle-ci suppose que le système organisationnel peut être décrit comme une

«machine» où les intrants (entités) arrivent et sont transformés (par des événements) en sorties (entités). L'incertitude associée à la *vraie vie* est mise en œuvre sous la forme de variables aléatoires. La simulation à événements discrets est bonne pour étudier les éléments les plus mécaniques, prévisibles, et ordonnés de l'organisation [8].

La dynamique des systèmes (SD) [17] traite les systèmes organisationnels quelque peu mécaniques, et peut-être même déterministes. Dans la mesure où l'on peut décrire une organisation par ses États constitutifs et leurs interrelations en termes de taux ; la dynamique du système offre un riche paradigme de modélisation. Les entreprises utilisent souvent des modèles de dynamique du système à des fins de planification stratégique, mais ces efforts voient rarement le jour aux yeux du public. Selon Dooley [8], il est préférable d'utiliser les modèles de dynamique des systèmes à des fins spécifiques car son utilité sur les problèmes *génériques* est marginale. Par exemple, si l'objectif visé est «l'apprentissage organisationnel», de meilleurs résultats découleraient de l'observation d'une véritable organisation.

Les modèles à base d'agents (ABS) [18], se concentrent sur les membres de l'organisation et prévoient que le comportement organisationnel émerge des interactions couplées des membres de l'organisation. Ces modèles nés de l'intelligence artificielle ont fusionné avec la science de la complexité pour offrir un paysage plus complet et plus solide théoriquement au sein duquel, il est possible de développer des modèles intéressants et instructifs. Les modèles à base d'agents sont probablement les mieux adaptés pour répondre aux questions typiques des chercheurs organisationnels [8].

D'un point de vue théorique, l'ensemble des modèles de SD sont un sous-ensemble strict de l'ensemble de tous les modèles ABS [14]. C'est le théorème d'agence (Agency Theorem) pour les dynamiques des systèmes, qui déclare que chaque modèle SD bien formulé a une formulation équivalente dans un modèle ABS. Par conséquent, il est possible de modéliser n'importe quel modèle SD en utilisant le modèle ABS. En déduction, il est possible d'obtenir des résultats au moins aussi bons que par l'exécution d'un modèle SD même si les modèles ABS consomment plus de temps en termes de modélisation et d'exécution [14].

D'autres travaux ont comparé les systèmes ABS avec les systèmes traditionnels DES [15] en mettant en évidence leurs différences respectives. Tout d'abord dans les systèmes ABS, les agents ont chacun leur propre comportement et sont donc considérés comme « Actifs ». En revanche, les comportements des entités dans les modèles DES sont déterminés par les systèmes et sont, de ce fait, classés « passifs ». Une autre différence clé est que le modèle DES est construit autour des réseaux de files d'attente, alors que dans un système ABS, il n'y a pas de notion de files d'attente.

Malgré leurs différences, DES et ABS partagent certaines similitudes. Les deux sont de nature stochastique et peuvent utiliser les distributions en entrée pour modéliser un comportement aléatoire [14]. Il est également possible de les

combiner par la création d'un système DES, dans lequel certaines entités sont, en fait, actives.

ABS a souvent été négligée au profit de méthodes traditionnelles (DES et SD), cela est dû à plusieurs raisons. Tout d'abord les logiciels disponibles sont assez difficiles à utiliser et donc exclus par un grand nombre de modélisateurs. De plus, les modèles ABS sont exigeants en termes de temps de développement. Enfin, nous retiendrons la réticence des praticiens de la recherche opérationnelle envers la modélisation à base d'agents au profit des modélisations à événements discrets ou la dynamique des systèmes [14].

Notre propre étude comparative entre les systèmes de simulation, précédemment cités, est présentée dans un tableau de synthèse (Tableau 1), et ce sur la base de plusieurs critères définis dans [5, 8, 12, 14, 15], à savoir:

Niveau d'abstraction : qui comprend trois niveaux différenciés par le niveau de granularité (détail) croissant des entités prises en considération (par exemple : entreprise, service ou personne), à savoir : le niveau stratégique, le niveau tactique et le niveau opérationnel.

Processus : Les modèles continus peuvent représenter des modifications à des moments précis dans le temps, alors que dans les modèles discrets, la progression du temps se fait par unités fixes.

Nature : Les modèles déterministes présument que tous les paramètres du modèle sont connus et fixés avec certitude, alors que les modèles stochastiques tiennent compte des paramètres incertains et aléatoires.

Approche : « top-down » où l'accent est mis sur la modélisation du système, pas les entités, alors qu'en « bottom-up », l'accent est mis sur la modélisation des entités et des interactions entre elles.

Objets : un objet « Actif » veut dire que chaque entité a son propre comportement alors que pour un objet « passif » le comportement est déterminé par le système.

Entités : la capacité du modèle à supporter un grand nombre d'entité et leur hétérogénéité.

D'autres critères de comparaison concernent la décentralisation et la capacité du modèle à représenter des modèles complexes, l'environnement et les comportements individuels, ainsi que la facilité de modification des processus.

Critère/Valeur		DES	SD	ABS
Niveau d'abstraction	Stratégique		X	X
	Tactique	X		X
	Opérationnel	X		X
Processus	Discret	X		X
	Continu		X	
Nature	Déterministe		X	
	Stochastique	X		X

Approche	Top-down	X	X	
	Bottom-up			X
Objets	Actif			X
	passif	X	X	
Entités	Nombre élevé		X	X
	Hétérogénéité	X		X
Environnement		X		X
Modélisation des comportements individuels				X
Décentralisation				X
Facilité de modifications des processus				X
Prise en charge de modèles complexes				X

Tableau 1. Comparatif des méthodes de simulation

Le tableau comparatif met en évidence la quasi-complétude de la prise en charge des critères prédéfinis par la modélisation à base d'agents.

Notre analyse de la problématique a mis en évidence les avantages apportés par les systèmes ABS ainsi que les similarités entre la systémique des entreprises et celle des agents, ce qui nous amène naturellement à considérer cette technique comme la plus adéquate au regard de nos objectifs. Cette déduction est confortée par les résultats des cas d'utilisation d'ABS en entreprises identifiés dans la littérature que nous détaillons dans la Section suivante.

IV. SIMULATION A BASE D'AGENTS DANS LE CONTEXTE D'UNE ENTREPRISE

Des cas intéressants d'utilisation de la simulation à base d'agents (ABS) pour l'entreprise ont été cités dans la littérature. Nous en décrivons une sélection dans ce qui suit, afin d'illustrer la faisabilité et la rentabilité de ce type de simulation dans le contexte des entreprises pour des besoins d'évaluation a priori:

Dans [19], les auteurs proposent un modèle évolutif de réseau d'approvisionnement afin de comprendre le principe général de son évolution. Pour cela, ils effectuent une simulation multi-agents sur le modèle, et montrent que le réseau d'approvisionnement émerge et évolue de l'interaction dynamique des entreprises dans un environnement dynamique, dominé par l'environnement et les mécanismes internes des entreprises. Toutefois, l'évolution est très sensible par rapport à l'état initial et est difficile à prévoir avec précision.

Dans [20], les auteurs ont utilisé le modèle ABM pour développer un modèle de marché de la consommation multi-échelle. L'objectif du modèle obtenu est de tester la robustesse des stratégies de marché et de permettre une exploration des facteurs de tendances potentiels. Ils ont ensuite effectué des tests d'étalonnage, de vérification et de validation de ce modèle. Selon eux, Le modèle a été appliqué avec succès, par l'entreprise Procter & Gamble, à plusieurs problèmes d'affaires complexes, dans lesquels, le modèle a directement

influencé la prise de décision managériale et produit des économies substantielles.

Dans [21], Les auteurs ont formalisé et paramétré un modèle multi-agents détaillé pour la production de six carburants et six mélanges combustibles de six matières premières à travers 13 chaînes de production, et leur adoption par 11 sous-populations distinctes d'automobilistes. Ce modèle améliore les modèles traditionnels d'optimisation des coûts en comprenant des attributs non-économiques et des commentaires sociaux. L'adoption de carburants de remplacement étant le plus souvent limitée à des créneaux de marché ne dépassant pas les 5%. Un seul cas de transition complet de carburant a été trouvé. La variété des résultats indique qu'il est impossible de faire des gains grâce à des technologies de carburant alternatives.

Dans [22], les auteurs considèrent l'ABM comme un outil viable pour les auditeurs, permettant de tenir compte de l'interaction de facteurs locaux et environnementaux afin de déterminer le succès organisationnel. Pour illustrer cela, ils ont développé un ABM du marché des consommateurs du transport aérien pour la compagnie Frontier Airlines en 2007. Le modèle génère un pourcentage de part de marché prévisionnel pour l'année suivante. Après de nombreuses simulations, le système a généré une plus-value de part de marché supérieur de l'ordre de 0,17%, par rapport au chiffre réel obtenu par Frontier en 2007.

Dans [23], les auteurs combinent la technologie multi-agent avec des solutions basées-ontologie pour construire un système sémantique d'aide à la décision, nommé SemDSS, qui est en mesure de soutenir et d'automatiser en partie les processus d'approvisionnement des marchés. Les auteurs introduisent des fondements sémantiques dans le but d'améliorer le traitement automatisé des données dans les environnements sémantiquement hétérogènes. Leur approche propose des solutions pour résoudre le problème de l'interopérabilité dans le processus d'approvisionnement.

Dans [24], les auteurs étudient la dynamique collective d'un réseau de chaîne d'approvisionnement, utilisant une approche de modélisation à base d'agents. Ils ont introduit des éléments stochastiques au modèle et observé comment les événements locaux affectent la performance globale du système. Leur modèle modifié représente, plus en détail, l'environnement économique réel dans lequel opèrent les entreprises. Et cela afin de simuler l'environnement économique des entreprises de façon réaliste, en ajoutant les fonctions suivantes: l'évolution d'un réseau de chaîne d'approvisionnement avec la reconfiguration de liens, la dispersion des prix, la dynamique des prix et les coûts de production.

Dans [25], les auteurs montrent qu'il est possible de générer des journaux d'événements à partir de simulations multi-agents. Les interactions entre les agents peuvent être enregistrées grâce à leur plateforme afin de les utiliser pour l'analyse et l'extraction de processus. Grâce à la description de haut niveau du processus d'affaires, ce journal des

événements peut être utilisé pour extraire un nouveau modèle hiérarchique ou analyser et évaluer ce modèle afin de cerner d'autres possibilités de changements. Ce cycle d'amélioration peut être répété jusqu'à ce qu'un modèle de processus soit satisfaisant.

Dans [26], les auteurs tentent de révéler les facteurs clés pour l'évolution des grappes industrielles dans le cadre du développement dynamique de l'environnement extérieur et de l'innovation interne. Pour ce faire un modèle de système multi-agent est construit et l'algorithme d'apprentissage du modèle adressé sur un algorithme génétique. L'étude de cette méthode montre que l'évolution des grappes industrielles provient de l'interaction complexe des agents internes et que les

principales actions des entreprises prenant des initiatives sont les facteurs fondamentaux dans le processus d'évolution des grappes industrielles.

Le Tableau 2 croise les cas d'utilisation décrits précédemment avec quelques indicateurs proposés dans [4] pour évaluer l'impact des BMOs dans le contexte d'une entreprise.

Nous utilisons le symbole (+) ou (-) pour illustrer l'existence ou l'absence de la modélisation des indicateurs concernés dans les cas cités. Dans le cas favorable (+), il est possible de déduire que l'indicateur en question est évaluable par un modèle ABS. Le symbole (/), signifie que l'information recherchée est indisponible.

Indicateurs / Cas d'Utilisation	[19]	[20]	[21]	[22]	[23]	[24]	[25]	[26]
Quel référentiel de qualité est adopté pour le développement d'un service et/ou d'un produit ?	+	/	/	/	+	/	/	/
Quelle est la capacité de production ?	+	/	+	-	/	+	/	+
Quel est le taux de rejet de produits ?	/	/	/	/	/	+	/	/
Quel est le temps moyen de fabrication de produits ?	+	/	-	/	-	-	/	/
Quel est le volume de Vente / d'Achat?	/	+	+	+	+	/	/	/
Quel est le nombre de clients ?	/	+	+	+	+	/	/	/
Quel est le bénéfice généré par un client ou une catégorie de clients ?	/	+	+	+	+	/	/	/
Est-ce que l'entreprise entretient des relations durables avec ses clients ?	/	-	-	+	/	-	/	/
Quel est le nombre de clients attirés ou acquis ?	/	+	+	+	/	-	/	/
Quel est le niveau d'autonomie de l'employé ?	/	/	/	/	/	/	/	/
De quelle(s) formation(s) a bénéficié l'employé ?	/	/	/	/	/	/	/	/

Tableau 2. Cas d'utilisation vs. Indicateurs

V. SYNTHÈSE ET CONCLUSION

L'étude des systèmes de simulation existants et leurs caractéristiques respectives est un travail incontournable pour réaliser une sélection objective et fondée pour répondre aux besoins de l'évaluation des BMOs dans le contexte des entreprises.

En se basant sur la littérature, sur notre étude comparative (Section III) et sur les différents cas rapportés en Section IV, il en résulte que:

En premier lieu, la structure d'une modélisation à base d'agents, est plus en accord avec celle de l'entreprise. Puisqu'on retrouve la communication et l'interaction entre agents humains et agents artificiels pour atteindre des objectifs individuels ou collectifs. Ces agents, peuvent se spécialiser et/ou former des équipes pour résoudre un problème donné ou atteindre un objectif global de l'organisation. Notons également, l'équivalence entre l'interdépendance et l'interaction des agents avec leur environnement et celle des employés avec leur environnement de travail direct ou avec les entreprises faisant partie de leur environnement économique, politique ou géographique.

Dans un second lieu cette concordance entre les systèmes à base d'agents et l'entreprise permet une meilleure

compréhension des phénomènes inhérents à ces organisations. En effet, il sera plus simple de suivre le déroulement d'événements sur un modèle fonctionnant avec la même logique que la réalité, où l'imprévisible est généré par l'interaction et non par des variables aléatoires comme dans les systèmes de simulation à événements discrets.

En troisième lieu, Le Tableau 2 démontre bien qu'une modélisation à base d'agents permet indubitablement de modéliser quelques indicateurs de performance définis dans nos travaux précédents [4], et que leur simulation par ce biais nous permettra de valider leur pertinence pour la mesure de la performance des BMOs .

On remarque dans le tableau ci-dessus, que la plupart des entités relatives à nos indicateurs sont modélisables excepté pour les indicateurs relatifs aux employés qui ne sont pas pris en charge par les cas cités dans la section précédente. Toutefois, la modélisation à base d'agents est bien connue pour ses aptitudes à modéliser les comportements sociaux [27].

De plus, le modèle de simulation que nous prospectons se doit d'être le plus générique possible (non spécifique ou relatif à une catégorie d'entreprise), par conséquent, la simulation par la dynamique des systèmes n'est donc pas recommandée pour répondre à nos besoins.

D'ailleurs, Borshchev et Filippov [12] affirment que la modélisation à base d'agents est destinée à ceux qui souhaitent aller au-delà des limites des approches SD et DES, en particulier dans le cas où le système modélisé contient des objets actifs (personnes, unités d'affaires, animaux, véhicules, projets, et produits) ainsi que la synchronisation, la commande d'événements ou d'autres types de comportement individuel.

De ce fait, des trois modèles présentés et comparés, la modélisation à base d'agents s'impose naturellement pour répondre aux besoins de notre évaluation, et cela malgré son principal inconvénient: la dualité complexité/fonctionnalité des outils y afférents.

Par conséquent, l'approche la plus prometteuse pour la suite de nos travaux de recherche s'avère être la modélisation à base d'agents, qui par ses similitudes naturelles avec l'entreprise devrait nous apporter le plus d'information pertinentes pour confirmer ou infirmer nos hypothèses de départ.

Les perspectives de nos travaux s'inscrivent dans l'élaboration d'un modèle de simulation multi-agent avec lequel il sera hypothétiquement possible d'évaluer l'impact des ontologies du business model sur les modèles d'affaires des entreprises.

REFERENCES

- [1] Osterwalder, A., *The business model ontology: A proposition in a design science approach*. Institut d'Informatique et Organisation. Lausanne, Switzerland, University of Lausanne, Ecole des Hautes Etudes Commerciales HEC, 2004. 173.
- [2] Dietz, J.L., *System Ontology and its role in Software Development*. EMOI-INTEROP, 2005. 5.
- [3] Zott, C., R. Amit, and L. Massa, *The business model: recent developments and future research*. Journal of management, 2011. 37(4): p. 1019-1042.
- [4] Badsì, H.B.A., L. Zemmouchi-Ghomari, and A.R. Ghomari, *How to measure business value of business model ontologies? A proposal*. IJBIS (International Journal of Business Information Systems, Inderscience), xxxx. x(x): p. (in press).
- [5] Scholl, H.J. *Agent-based and system dynamics modeling: a call for cross study and joint research*. in *System Sciences, 2001. Proceedings of the 34th Annual Hawaii International Conference on*. 2001. IEEE.
- [6] Liotta, G., *Simulation of supply-chain networks: a source of innovation and competitive advantage for small and medium-sized enterprises*. Technology Innovation Management Review, 2012(November: Insights).
- [7] Hevner, A.R., S.T. March, J. Park, S. Ram, *Design science in information systems research*. MIS Quarterly, 2004. 28(1): p. 75-105.
- [8] Dooley, K., *Simulation research methods*. Companion to organizations, 2002: p. 829-848.
- [9] Jahangirian, M., T. Eldabi, A. Naseer, L.K. Stergioulas, T. Young, *Simulation in manufacturing and business: A review*. European Journal of Operational Research, 2010. 203(1): p. 1-13.
- [10] Rejeb, L., *simulation multi-agents de modèles économiques Vers des systèmes multi-agents adaptatifs*. 2005, Thèse de doctorat de l'Université Reims Champagne-Ardennes.
- [11] Lopez-Sanchez, M., X. Noria, J.A. Rodríguez, N. Gilbert, *Multi-agent based simulation of news digital markets*. International Journal of Computer Science & Applications, 2005. 2(1): p. 7-14.
- [12] Borshchev, A. and A. Filippov. *From system dynamics and discrete event to practical agent based modeling: reasons, techniques, tools*. in *Proceedings of the 22nd international conference of the system dynamics society*. 2004.
- [13] Shafer, S.M. and T.L. Smunt, *Empirical simulation studies in operations management: context, trends, and research opportunities*. Journal of Operations Management, 2004. 22(4): p. 345-354.
- [14] Maidstone, R., *Discrete Event Simulation, System Dynamics and Agent Based Simulation: Discussion and Comparison*. System, 2012: p. 1-6.
- [15] Siebers, P.-O., C.M. Macal, J. Garnett, D. Buxton, M. Pidd, *Discrete-event simulation is dead, long live agent-based simulation!* Journal of Simulation, 2010. 4(3): p. 204-210.
- [16] Law, A.M., W.D. Kelton, and W.D. Kelton, *Simulation modeling and analysis*. Vol. 2. 1991: McGraw-Hill New York.
- [17] Forrester, J.W., *Industrial dynamics*. Vol. 2. 1961: MIT press Cambridge, MA.
- [18] Macal, C.M. and M.J. North, *Tutorial on agent-based modelling and simulation*. Journal of Simulation, 2010. 4(3): p. 151-162.
- [19] Li, G., P. Ji, L.Y. Sun, W.B. Lee, *Modeling and simulation of supply network evolution based on complex adaptive system and fitness landscape*. Computers & Industrial Engineering, 2009. 56(3): p. 839-853.
- [20] North, M.J., C.M. Macal, J.st Aubin, P. Thimmapuram, M. Bragen, J. Hahn, J. Karr, N. Brigham, D. Hampton, *Multiscale agent-based consumer market modeling*. Complexity, 2010. 15(5): p. 37-47.
- [21] Vliet, O.v., B. Vries, A. Faaij, W. Turkenburg, W. Jager, *Multi-agent simulation of adoption of alternative fuels*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2010. 15(6): p. 326-342.
- [22] Kuhn, J.R., J.F. Courtney, and B.J. Morris, *Agent Based Simulation and the Auditor Going Concern Opinion: A Case Study of Frontier Airlines*. International Journal of Business and Social Science, 2011. 2(22): p. 45-51.
- [23] Gottfried, K., M. Merdan, W. Lepuschitz, T. Moser, C. Reinprecht, *Multi Agent Systems combined with Semantic Technologies for Automated Negotiation in Virtual Enterprises*. Multi-Agent Systems-Modelling, Control, Programming, Simulations and Applications, 2011: p. 221-242.
- [24] Mizgier, K.J., S.M. Wagner, and J.A. Holyst, *Modeling defaults of companies in multi-stage supply chain networks*. International Journal of Production Economics, 2012. 135(1): p. 14-23.
- [25] Ferreira, D.R., F. Szimanski, and C.G. Ralha, *Mining the low-level behaviour of agents in high-level business processes*. International Journal of Business Process Integration and Management, 2013. 6(2): p. 146-166.
- [26] Yang, Y. and W. Niu, *Multi-Agents Model and Simulation for the Evolution of Industrial Clusters*. Journal of computers, 2013. 8(2).
- [27] Bonabeau, E., *Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems*. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2002. 99(Suppl 3): p. 7280-7287.