



HAL
open science

Modèle multi-agents pour la prédiction des risques en chirurgie

Bruno Perez, Christophe Lang, Julien Henriet, Laurent Philippe

► **To cite this version:**

Bruno Perez, Christophe Lang, Julien Henriet, Laurent Philippe. Modèle multi-agents pour la prédiction des risques en chirurgie. Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, Jul 2019, Toulouse, France. hal-02472609

HAL Id: hal-02472609

<https://hal.science/hal-02472609v1>

Submitted on 10 Feb 2020

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.

Modèle multi-agents pour la prédiction des risques en chirurgie

Bruno Perez^a
bruno.perez@univ-fcomte.fr

Christophe Lang^a
christophe.lang@univ-fcomte.fr

Julien Henriet^a
julien.henriet@univ-fcomte.fr

Laurent Philippe^a
laurent.philippe@univ-fcomte.fr

^aInstitut FEMTO-ST/CNRS
Université de Bourgogne-Franche-Comté, France

Résumé

La gestion des risques résultant des actions et des états des différents éléments composant une salle d'opération lors d'une intervention chirurgicale est une préoccupation majeure. La simulation basée sur les agents montre un intérêt à travers ses concepts d'interaction, d'interactivité et d'autonomie des différentes entités du simulateur. Il s'agit dans le cadre de notre étude d'implémenter un générateur d'alertes à l'écoute de l'évolution de différents paramètres appliqués aux agents du simulateur (fatigue humaine, efficacité des matériels, taux d'infection ...). Cet article présente notre modèle, son implémentation et les premiers résultats obtenus. Notons que cette étude a permis aussi d'identifier plusieurs verrous scientifiques, tels que l'intégration des différents niveaux d'abstraction, le couplage d'espèces, la coexistence de plusieurs échelles dans un même environnement, l'agrégation d'indicateurs et la déduction d'alertes non prévisibles. Le raisonnement à partir de cas (RàPC) est un début de réponse relatif au dernier verrou évoqué, et sera abordé dans cet article.

Mots-clés : système multi-agents, raisonnement à partir de cas, prédiction, modélisation, multi-échelles, chirurgie

Abstract

Risk management resulting from the actions and states of the different elements making up a operating room is a major concern during a surgical procedure. Agent-based simulation shows an interest through its interaction concepts, interactivity and autonomy of different simulator entities. We want in our study to implement a generator of alerts to listen the evolution of different settings applied to the simulator of agents (human fatigue, material efficiency, infection rate ...). This article presents our model, its implementation and the first results obtained. It should be noted that this study also made it possible to identify several scientific obstacles, such as the integration of different levels of abstraction, the coupling of species, the coexistence of several scales in the

same environment and the deduction of unpredictable alerts. Case-based reasoning (CBR) is a beginning of response relative to the last lock mentioned and will be discussed in this paper.

Keywords: multi-agent system, artificial intelligence, predictive, modeling, multiscale, surgery

1 Introduction

Dans les hôpitaux, la chirurgie est pratiquée dans des contextes de plus en plus innovants et performants. Les instruments sont connectés et entretenus avec toute la rigueur imposée par les normes d'hygiène et de sécurité. Tous les paramètres sont vérifiés avant et après la chirurgie (identité et état du patient, matériels de chirurgie, instruments de chirurgie, etc.) de manière à laisser le moins de place possible à des événements imprévus. Mais même dans ce contexte sécurisé, minimiser le risque d'un événement indésirable grave reste l'une des principales préoccupations des praticiens. En effet, malgré tous les protocoles mis en œuvre, le risque infectieux pour le bloc, même en cas de chirurgie propre, est de 1% selon le collège des universitaires des maladies infectieuses et tropicales (CMIT). Parmi les autres défaillances, figurent également les erreurs de dosage, la maladresse gestuelle et la fatigue humaine.

Dans ce contexte, nous visons à modéliser l'environnement et les ressources du bloc opératoire afin de prédire et de quantifier l'exposition du patient aux risques. Notre ambition est de créer un simulateur capable de générer un grand nombre de situations variées afin d'interpoler et de quantifier les évolutions possibles d'une situation donnée.

Notre étude orientée vers les modèles prédictifs composés d'entités non déterministes, pose entre autres la problématique de la détermination de seuils d'alerte en lien étroit avec l'acquisition de connaissances. En effet, est-il possible d'optimiser la définition de seuil et dans un même

temps d'agrèger une base de connaissances dynamique à notre système ? Une réponse possible est l'agentification des seuils, enrichie par le couplage entre SMA et RàPC (raisonnement à partir de cas) qui résout un problème cible par analogie avec les connaissances antérieures (base de cas) évolutives. Nous proposons donc d'explorer, dans cet article, les pistes conceptuelles en relation avec notre positionnement. La littérature propre au couplage SMA/RàPC et en lien avec le domaine prédictif, sera quant à elle l'objet d'étude de la section 2 consacrée à l'état de l'art. Quelques définitions et rappels seront donnés en préambule dans cette section. Nous axerons dans la section 3 notre réflexion sur la caractérisation de la criticité, puis sur l'intérêt du couplage SMA/RàPC en réponse à notre problématique : "prédictivité des risques dans un contexte non déterministe". Nous préciserons notre positionnement et nos contributions appliqués à ces problématiques dans un contexte théorique. Nous exposerons nos premiers résultats dans la section 4 et nous les commenterons dans la suivante. La conclusion caractérisera la pertinence de nos choix et les perspectives à envisager.

2 Définitions et travaux connexes

Les systèmes prédictifs visent à délivrer de nouvelles informations extraites de simulations ou d'apprentissages passés. Ils dépendent principalement des données disponibles et de l'environnement. L'ère du big data est une piste actuelle majeure dans la production de ces dernières, que l'on souhaite à la fois exhaustives et fiables. La question se pose lorsque l'accès à ces données de masse est restreint. Notre problématique qui entre dans ce cas de figure nous oblige donc à considérer d'autres systèmes tels que les SMA couplés au RàPC capables de prédire avec peu de connaissances initiales. Nous allons dans la suite de cette section rappeler les principes et définitions de ces deux paradigmes.

Les définitions extraites de la littérature caractérisent les SMA comme des systèmes composés d'entités autonomes qui interagissent les unes avec les autres en fonction de certaines règles dans un environnement spécifique. Dans [1], Ferber définit les agents en tant qu'entités logicielles autonomes capables de percevoir (par messages, par capture de données ...) dans un environnement fermé au monde extérieur. Dans ce contexte, les agents cognitifs agissent avec réflexion et prise de conscience de leur environnement composé d'autres entités, contrairement aux agents réactifs qui réagissent seulement à

des stimulations. Ainsi, dans le cas de problèmes complexes comme l'analyse épidémiologique et écologique des maladies infectieuses, des modèles standard basés sur les équations différentielles deviennent très rapidement inadaptées en raison d'un trop grand nombre de paramètres et sont supplantés par les SMA [2]. On observe aussi l'intégration de plus en plus fréquente du paradigme agent dans le renforcement de l'apprentissage automatique [3] que l'on ne peut dissocier de l'acquisition de connaissances. Elle caractérise l'autonomie des agents et peut être mise en œuvre au préalable (connaissances innées) ou être acquise par l'expérience. Ce deuxième cas concerne la capacité de l'entité à explorer une base de connaissances [4]. Ses performances dépendent principalement de la collecte d'informations qui enrichissent son apprentissage. L'architecture RàPC conçue selon ce principe, peut être une solution à cette exigence.

La notion d'acquisition des connaissances est au cœur des modèles dynamiques enrichis par l'expérience. Notre modélisation des entités non déterministes s'inscrit dans ce cadre et les valeurs des solutions ne sont pas nécessairement connues. Il est donc essentiel d'avoir une mémoire des cas précédents et une ontologie pour les structurer. Le raisonnement fondé sur des cas (RàPC) est un paradigme de l'intelligence artificielle basé sur l'élaboration de solutions par analogie avec les expériences passées et des connaissances générales dans le domaine d'application. Il est largement utilisé en médecine [5], dans la maintenance industrielle [6] ou dans l'analyse boursière [7]. Pour trouver une solution, le RàPC a besoin d'une base de cas résolus, de la caractérisation des similitudes et enfin de la connaissance des processus d'adaptation. Plusieurs ouvrages traitent de l'acquisition de connaissances, de la similarité ou de la prise de décisions avec SMA [8]. Les différentes approches prédictives structurent leur modélisation à partir de l'analyse d'expériences passées. La nature des données et les outils d'analyse distinguent ces concepts prédictifs. Deux approches principales sont envisagées dans la littérature pour l'utilisation du RàPC dans un SMA. Dans la première approche, le couplage RàPC avec SMA intègre dans l'agent la capacité à résoudre des problèmes à partir d'expériences extraites d'une base de cas. Dans [9] les problèmes sont résolus localement avec parfois une approche collaborative [10]. Dans [11], le raisonnement à partir de cas donne au système multi-agents la possibilité d'accéder à une base de données structurée qui accélère l'exploration des données. Ce mode de recherche

de cas construit pour un problème spécifique montre cependant ses limites sur des cas non similaires. De plus, le couplage RàPC/SMA apporte un caractère dynamique au RàPC (statique) alors que nous aimerions une modélisation dynamique enrichie par des expériences. En effet, la simulation multi-agents reste au cœur de notre travail dont l'enjeu consiste à "prédire dans un contexte non déterministe". Le RàPC s'intègre dès lors comme une source d'acquisition active des connaissances. La seconde approche propose plutôt un système d'aide à la décision dans un environnement multi-agents. L'un des principaux objectifs est de suggérer des réponses possibles à différents contextes contraints par de nombreux paramètres. Encore une fois, l'intérêt d'un raisonnement cas par cas réside dans sa capacité à trouver des solutions par analogie. Ceux-ci peuvent être ordonnés selon une hiérarchie (agent négociateur (AN), agent expert (AE)) [12] ou organisés en comités de collaboration. Le système peut explorer sa propre base de cas [13], plusieurs bases fusionnées [14], ou des bases de données indépendantes. La recherche de cas similaires intègre différents principes d'initiation et d'apprentissage tels que les réseaux de neurones artificiels [15]. Ces outils pour l'aide à la décision qui intègrent une plus grande adaptabilité dans l'acquisition de connaissances sont l'une des possibilités que nous avons explorées. Ce type de couplage est toutefois limité aux bases de cas, tandis que d'autres types de données telles que les traces sont des sources d'information intéressantes. Indépendamment de l'interaction dynamique avec toutes les entités de son environnement (humain et matériel), notre modèle doit aussi intégrer l'anticipation de situations non déterministes à travers une approche multidimensionnelle des phénomènes. Nous proposons donc une nouvelle architecture qui aborde cette question dans la section suivante.

3 Un modèle SMA pour le bloc opératoire

Dans ce contexte non déterministe, et afin de répondre à notre objectif (pronostiquer les défaillances humaines et matérielles), nous avons décidé de modéliser le bloc opératoire en tant que système multi-agents. Ce type de simulation ouvre un grand nombre de perspectives et permet de mettre en évidence des risques minimisés ou ignorés jusqu'à présent, et enfin d'apporter une contribution en termes de sécurité en salle d'opération. UML (Unified Modeling Language) [16] et AML (Agent Modeling Language)

ont été choisis comme langage de modélisation pour élaborer l'architecture de notre SMA.

L'architecture de notre modèle, qui intègre le paradigme BDI (Belief (croyance), Desire (désir), Intention) possède cinq espèces d'entités : Personnel, Material, Infection, Patient (singleton), Alert (singleton). La Figure 1 donne un descriptif des variables d'état de ces agents :

A titre expérimental, nous avons simulé l'évolution d'un site infectieux en parallèle avec la fatigue humaine en calibrant des cycles de simulation à 30 secondes.

Modélisation de la fatigue. La fatigue peut être modélisée en utilisant plusieurs méthodes d'acquisition de données. En mode non connecté, les données sont extraites à partir des fichiers statistiques ou issues d'une fonction. S'il s'agit d'une capture dynamique, les capteurs connectés (bracelet pour la fatigue, capteurs électrochimiques pour le taux d'infection) ainsi que les monitorings fourniront l'information. Dans notre cas, nous avons choisi de définir la croissance de la fatigue à partir d'une fonction exponentielle (paramétrable par l'utilisateur) car elle s'applique à des phénomènes continus et met en évidence la nature non linéaire de la fatigue. Elle est donnée par la relation :

$f(t) = ae^{(k \times t)}$ où a est la valeur initiale, k la constante de croissance, et t la variable de temps. Dans la seconde phase du projet, une capture de données dynamique sera préférée. Notons que dans notre cas nous avons traité le niveau de fatigue d'un seul agent sachant que chaque intervenant peut posséder son propre seuil de risque.

Modélisation de l'infection. Les deux principaux types de contamination majeure observables sont, d'une part, les agents exogènes de la salle d'opération et, d'autre part, les agents endogènes. Notre système est capable de simuler l'évolution du taux d'infection des hôtes exogènes en fonction des agents décontaminants et du temps. Le modèle est initialisé en fonction des valeurs paramétrables suivantes :

- Number of susceptible host (nombre de particules saines) : 495 (en vert) ;
- Number of infected host (nombre de particules infectées) : 5 cfu (unité de formation de colonies en rouge) / m³ ;
- Number of resistant host (nombre de particules résistantes) : en bleu.

Agent	Variables	Commentaire
Personal	<i>intention</i>	opérer un patient dans des conditions optimales de sécurité
	<i>desire</i>	utiliser les ressources humaines et matérielles (personal, material)
	<i>belief</i>	mesures utiles à la prise de décision (monitoring, alert)
	<i>tiredness</i>	taux de fatigue (échelle de 1 légèrement fatigué jusqu'à 5 épuisé)
	<i>experience</i>	junior, sénior
Material	<i>function</i>	fonctionnalité matérielle
	<i>mat_tiredness</i>	efficacité des matériaux (échelle de 1 efficace à 3 inefficace)
Infection	<i>infected</i>	boolean
	<i>type</i>	type d'agent infectieux (contaminant, résistant)
	<i>local</i>	a un impact sur une zone, sur le bloc opératoire ou sur tous les deux
	<i>desire</i>	définie en fonction de son type (contaminant, résistant)
Patient	<i>belief</i>	apprécier le recouvrement avec le futur hôte
	<i>state</i>	état de santé
Alert	<i>surgery_type</i>	urgent, non-urgent, complexe, non-complexe
	<i>intention</i>	prévenir une défaillance
	<i>desire</i>	alerte préventive (avant que la panne ne se produise)
	<i>belief</i>	écouter et suivre l'évolution des données influençant l'intervention chirurgicale
	<i>level</i>	seuils d'alerte

FIGURE 1 – Variables d'état des agents simulés

La proportion de particules infectées par rapport aux particules saines ($\frac{5}{495}$) indique un taux d'infection du site opératoire (ISO) qui avoisine 1 %. Ce pourcentage proposé par l'équipe médicale, apparaît dans plusieurs études telles que [17][18]. La progression ou la régression de l'infection est liée au chevauchement entre les particules saines ou contaminées en fonction du temps.

Simulation de la fatigue couplée avec l'infection. Le couplage des deux défaillances permet d'avoir une vision globale des risques en salle d'opération. Il est alors possible de définir un niveau d'alerte corrélé à plusieurs risques. Le résultat de l'interaction entre les entités (infection, fatigue) est présenté dans la Partie 4.

Agent Alert. L'agent cognitif Alert est central dans notre architecture et joue les rôles de :

- centralisateur (centraliser les différents seuils d'alerte);
- adaptateur (gère un niveau d'alerte collective);
- régulateur (propose des solutions possibles).

Notre originalité par rapport aux approches décrites dans cette partie, réside tout d'abord dans le fait que nous avons conçu un système multi-échelles d'agents dans lequel les défaillances humaines (fatigue) et matérielles (efficacité) ainsi que les maladies nosocomiales sont modélisées. Ainsi nous avons fait converger (centraliser) des types de données possédant des échelles et des métriques différentes. D'autre part, l'une des clefs de voute de notre modélisation prédictive est formalisée par l'agrégation des différents niveaux propres à chaque indicateur (variable d'état) écouté par le système. L'une des problématiques qui en découle porte sur :

- la définition;
- la représentation;
- la mesure;

de ces seuils collectifs.

Nous proposons en réponse à ce questionnement, une approche multidimensionnelle. Il ne s'agit pas de comparer des courbes de tendance ou d'analyser des dispersions mais plutôt de repérer un point du plan affine (2D) ou de l'espace affine (3D). Dans le premier cas, 2 tendances évoluent dans un espace affine tel qu'à chaque coordonnée corresponde une cellule (agent) d'une grille capable d'interaction

avec son environnement (reconnaissance de recouvrement). L'exemple de la Figure 2 est une représentation graphique de la criticité entre deux variables (*infectious_rate*, *human_tiredness*) appartenant respectivement aux espèces *personnal* et *infection*. L'évolution de ces variables est dépendante des comportements et des capacités des agents (BDI) mais aussi de l'interaction entre ces deux espèces. Chaque point de coordonnées (*infectious_rate*, *human_tiredness*) se superpose à une cellule de la grille typée selon un niveau de criticité. Dans notre exemple, la position du point de coordonnées (*human_tiredness*, *infectious_rate*) indique une criticité de niveau acceptable (vert).

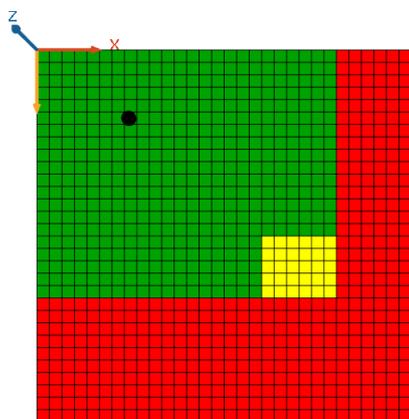


FIGURE 2 – Repérage du niveau de risque entre deux variables

L'intérêt et l'originalité se caractérisent par la possibilité d'agentifier des descripteurs et ainsi d'étendre la notion d'intervalle à celle d'espace. Notre positionnement est aussi envisageable dans un espace 3D comme le montre la Figure 3. L'exemple révèle le positionnement de trois coordonnées propres à trois variables d'état à l'instant t . On note que le point appartient à un volume typé comme "critique".

Dans un environnement non évolutif composé d'un nombre limité :

- de cellules (grid 2D);
- de volumes (espace affine 3D);
- d'espèces (*personnal*, *infection*);

une bibliothèque de seuils est une solution envisageable mais restrictive.

Nous suggérons pour palier cette limite de coupler notre SMA avec le raisonnement à partir de cas. Nous levons ainsi le verrou scientifique posé par la rigidité d'un système complexe sans acquisition de connaissances évolutives et adaptées. En effet, selon Jean Lieber [19],

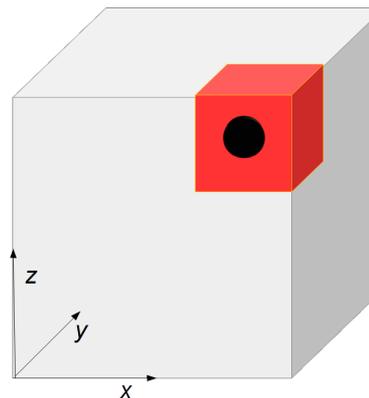


FIGURE 3 – Seuil criticité en 3D

"raisonner à partir de cas, c'est résoudre le problème cible en faisant appel à une base de cas, et par voie de conséquence en s'adaptant :
RàPC : (cible, BaseDeCas) \mapsto Sol(cible) \in Solutions "

Le RàPC se décompose selon les 5 étapes principales suivantes :

- L'**élaboration** qui consiste à formaliser un problème afin de le rendre exploitable par une machine.
- La **remémoration** qui consiste à résoudre le problème à partir de la base de cas :
Remémoration : (cible, BaseDeCas) \mapsto (srce, Sol(srce)) \in BaseDeCas.
- La **réutilisation** qui consiste à appliquer la solution du problème appartenant à la base de cas et éventuellement à l'adapter. L'adaptation consiste à résoudre cible à partir du cas remémoré (srce, Sol(srce)).
Adaptation : (srce, Sol(srce), cible). \mapsto Sol(cible)
- La **révision** permettant à l'expert d'apporter des corrections à la solution cible proposée par le système.
- La **mémorisation** qui consiste à enrichir la base de cas avec de nouvelles solutions.

Élaboration. Appliqué à notre situation, les cas sont définis par l'application : $U \rightarrow R$ avec U caractérisant une séquence de quadruplets (E, A, V, t) et R le couple (état du système, préconisation). A chaque entité E , est affectée l'attribut A de valeur V à l'instant t (cycle). Dans l'exemple (nurse, fatigue, 1.5, 1200) \rightarrow (N, Normal), la valeur 1.5 est affectée à l'attribut "fatigue" de l'agent "nurse" au cycle 1200. L'application retourne un état "N" (\neg alert) et

une préconisation "Normal".

Remémoration. L'étape de remémoration qui consiste à trouver les cas les plus similaires, est basée dans un premier temps sur un filtrage des cas sources qui possèdent le même nombre de quadruplets que le cas cible. Dans un second temps, un calcul de similarité permettra de calculer avec une granularité plus fine le cas le plus similaire parmi ceux déjà extraits. Les quadruplets n'étant pas forcément homologues (attributs différents), nous avons choisi de comparer chaque quadruplet du cas cible à l'ensemble des quadruplets du cas source. Le calcul de distance vectorielle choisi est défini suivant la relation :

$$sim(\vec{C}, \vec{S}) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sqrt{\sum_{k=1}^4 (1 - I)^2}$$

$I = \left(\frac{x_{ki}}{y_{kj}} \right)$ si $x_{ki} \leq y_{kj}$. Dans le cas contraire ($y_{kj} \leq x_{ki}$) $I = \left(\frac{y_{kj}}{x_{ki}} \right)$. x_{ki} et y_{kj} sont respectivement les valeurs associées à chaque élément du quadruplet cible (\vec{C}) et du quadruplet source (\vec{S}) parmi n quadruplets. Le fait de comparer les éléments en les quotientant nous exonère des problématiques d'échelles propres aux différents descripteurs. La colonne "simil" de la figure 6 donne un exemple de résultat issu de ce calcul.

Réutilisation. Cette étape permet de définir le cas cible. Dans le cas d'un traitement automatique, l'héritage de la solution du cas source viendra modifier les attributs des agents appartenant aux espaces affines de criticité (grid 2D, ou volume 3D). Cette mise à jour de la base SMA est opérée parallèlement à celle de la base du RàPC qui s'enrichit d'un nouveau cas. Lorsqu'une adaptation est nécessaire, (similarité suffisante mais imparfaite), nous appliquons la décomposition des tâches suivante proposée par Jean Lieber [19] :

$$\text{chemin}(srce, cible) = (p_0 \xrightarrow{r_1} p_1 \xrightarrow{r_2} p_2 \dots p_{n-1} \xrightarrow{r_n} p_n)$$

A titre d'exemple, considérons le cas suivant :

cible $p_0 =$
 (nurse_fatigue_limit ^ nurse_dexterity_threshold),
 srce $p_n =$
 (surgeon_fatigue_limit ^ surgeon_dexterity_limit).

La Figure 4 qui résume cette requête nous montre que l'agent interrogé n'appartient pas à la base de cas (surgeon \neq nurse, mais qu'il appartient à une classe parent (personnal) avec laquelle il est possible de comparer le degré de similarité d'un agent de même nature (appartenant au même groupe). On peut donc associer à cette nouvelle classe les seuils collectifs hérités de la classe surgeon.

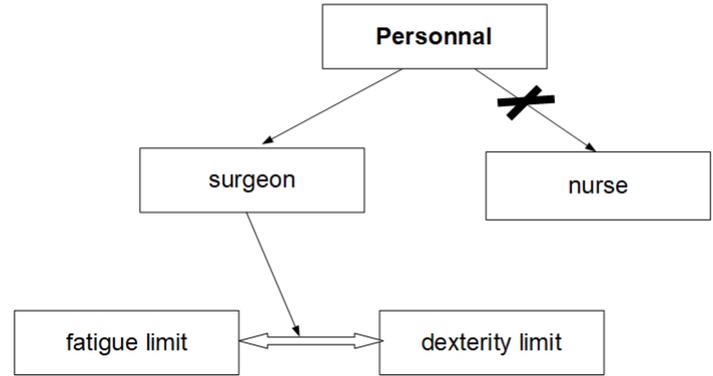


FIGURE 4 – Adaptation

Révision et mémorisation. Chaque nouveau cas cible, après avoir éventuellement été corrigé par les experts du domaine, vient alimenter la base de cas et dans un même temps celle du SMA avec pour finalité l'optimisation de la recherche d'évènement similaires.

Implémentation Le choix de la plateforme destinée au développement de notre simulateur, s'est porté sur GAMA [20] qui permet de construire les modèles dans un environnement de développement intégré (IDE) incorporant le langage GAML (GAMA Modeling Language). Cette spécificité garantit l'enrichissement du modèle lors de son implémentation. La plateforme, riche de plusieurs composants, permet aussi de placer plusieurs modèles de visualisation dans une fenêtre d'affichage. Notons enfin, qu'il est possible de construire des modèles très complexes grâce aux outils de gestion de l'espace très performants dans différents environnements synchronisés à l'intérieur d'un espace continu de référence.

La section résultats qui suit présente les premiers résultats obtenus dans un contexte de simulation basé sur le risque de la fatigue infectieuse et humaine.

4 Résultats

Les premiers résultats obtenus concernent les alertes de la fatigue humaine et de la propagation infectieuse. Les niveaux d'alerte sont définis pour chaque agent en fonction de leurs objectifs, rôles et attributs. Les paragraphes suivants décrivent les résultats obtenus pour chacun de ces agents.

Modélisation de la fatigue

La courbe de fatigue humaine observée dans le graphique "Personnal Tiredness" de la Figure 5 est une fonction équivalente à une hyperbole dont l'évolution dépend du type défini en paramètre (sommeil, anxiété ...). Dans notre exemple nous avons considéré seulement deux individus sachant qu'il est possible d'assigner un type de fatigue à chaque personne qui travaille dans la salle d'opération. Le seuil d'alerte est défini par l'utilisateur.

Modélisation de l'infection.

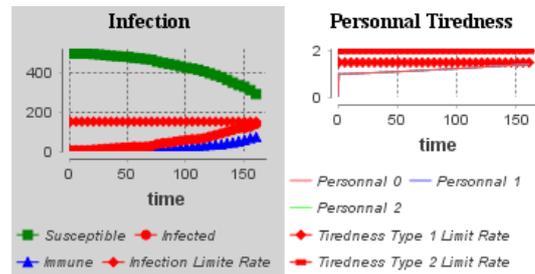
Les résultats observables pour le risque infectieux montrent une corrélation entre l'évolution des agents contaminants et la diminution de la population saine. A cela s'ajoute l'interaction des agents immunitaires qui peuvent inverser cette tendance. Le déplacement autonome et aléatoire dans l'espace de ces entités permet de considérer tous les scénarios selon les paramètres définis initialement et modifiables lors de la simulation. Les données d'entrée sont des données statistiques et il est tout à fait possible de les obtenir avec une capture en temps réel en intégrant le Big Data. Comme la fatigue, le seuil d'alerte est défini par l'utilisateur.

Simulation du risque fatigue couplé au risque d'infection : une approche SMA

L'un des avantages de notre approche multi-agents est la possibilité de coupler les espèces comme indiqué dans le "Global Risk" de la Figure 5 où les risques "fatigue" et "infection" sont agrégés. Un seuil est défini par l'utilisateur sachant que la valeur du risque est un calcul combiné à tous les autres risques. Dans notre exemple, il est atteint alors que le seuil d'infection ne l'est pas. Une restrictivité apparaît cependant lorsque les attributs à comparer nécessitent un nombre important de combinaisons. Ainsi, l'agrégation de quatre agents exigerait 2^4 combinaisons (ensemble des parties d'un ensemble). D'autre part, l'apprentissage du SMA, est dépendant d'expériences capitalisées.

Simulation du risque fatigue couplé au risque d'infection : une approche SMA/RàPC

Dans cette approche, les seuils limites ne résultent pas d'un paramétrage a priori, mais sont issus d'une base de cas enrichie par l'expérience. Les simulations alimentent cette base "au fil de l'eau" en fonction d'une amplitude prédéfinie (tous les 100 cycles dans notre exemple). Lors de cette phase d'apprentissage, la recherche de similitudes (étape remémoration du cycle RàPC) génère un nombre de cas éligibles qui sont ensuite comparés au cas cible et éventuellement adaptés. Un ajustement continu par les expert garantit l'efficacité des résultats.



Material0
Material1

Personnal0
Personnal1
Personnal2

Host

FIGURE 5 – Couplage infection et fatigue

La Figure 6 récapitule partiellement (tous les cas ne sont pas représentés) une recherche de cas. Parmi les cas de la base possédant 2 quadruplets le cas 35 est le meilleur candidat. La proximité du cas ($1.018 \ll 1.2$ (seuil d'acceptation paramétrable)) génère l'adaptation : IBODE → CHIR et retourne à l'utilisateur l'état du système (alerte) et une préconisation (pause agent chir). Le seuil de 1.2 a été choisi car une similitude est vérifiée entre le cas cible et le cas source dans 95 % des cas lorsque $sim(\vec{C}, \vec{S}) \leq 1.2$. La mémorisation qui suit permet d'une part l'enrichissement de la base de cas d'autre part la mise à jour de la base de connaissances des agents du SMA.

Agent Alerte

L'agent centralisateur "alerte" intègre tous les risques, individuels ou collectifs. La sécurité dans la salle d'opération n'est plus seulement un ensemble d'alertes individuelles mais aussi collectives. Cette approche micro et macro permet d'envisager des niveaux critiques invisibles

Case Num.	E	A	V	t	E	A	V	t	Simil	Alert/Preco.
0 (cible)	surgeon	fatigue	2.7	400	staphy	infection	270	400		
1	surgeon	fatigue	3.2	700						
8	bistoury	fatigue	0.9	1200	nurse	fatigue	2.1	1200	1.482	N/Normal
35	nurse	fatigue	2.5	300	staphy	infection	280	300	1.018	O/Pause Pers.

FIGURE 6 – Recherche de cas similaires

à ce jour. En effet l’alerte observée dans notre exemple est atteinte alors qu’individuellement elle ne l’était pas pour les agents.

Dans le diagramme de la Figure 7 nous avons représenté le résultat de 25 simulations du risque infectieux couplé à la fatigue humaine. Les valeurs expriment le déclenchement de l’alerte issue de l’agrégation du niveau de fatigue humaine couplé à celui du risque infectieux en fonction du temps (nombre de cycles). Ces alertes collectives se déclenchent alors qu’individuellement les seuils ne sont pas atteints. Par souci de clarté, 25 valeurs de simulation ont été choisies au lieu de 100, cependant, les tendances de la courbe sont similaires et nous montrent que les résultats varient peu lorsque les paramètres sont identiques.

5 Discussion

Le paradigme multi-agents autorise une modélisation multi-niveaux et nous permet de considérer un même caractère selon plusieurs échelles. Ainsi par exemple, on peut distinguer au sein du bloc opératoire l’infection d’un organe (macro) mais aussi la quantité de particules infectieuses présentes dans l’air (micro). Concernant la prédictivité, l’agentification des zones de criticité a permis d’affiner le niveau des seuils. Les premières simulations révèlent une vraisemblance des résultats avec des tendances de courbes similaires. L’écart-type inférieur à 0,5 sur l’ensemble des valeurs confirme cette évaluation, permettant ainsi d’envisager la mise en place de réponses en termes de sécurité. Toutefois, les données simulées devront être comparées aux données réelles dans une prochaine étude.

Cependant des limites sont observables lorsque le nombre de quadruplets à comparer est supérieur à trois. En effet nous perdons la finesse du repérage offert par des espaces affines en 2D ou 3D. Le couplage SMA/RàPC est une réponse prometteuse. Actuellement, nous considérons la

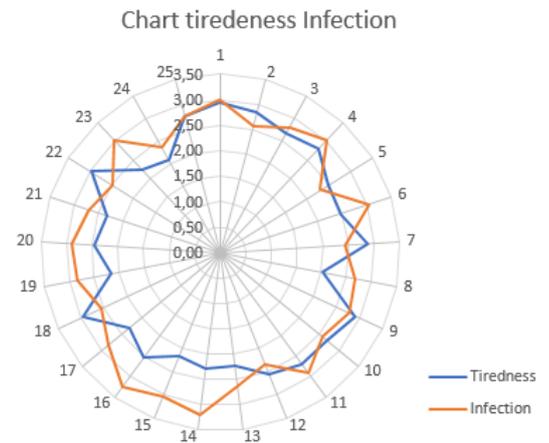


FIGURE 7 – Graphique 25 simulations couplant infection et fatigue

base de cas comme une ressource endogène au RàPC qui mériterait d’être étendue à d’autres systèmes d’acquisition de connaissances telles que les bases de traces ou certaines bases externes.

Dans la prochaine étape, nous allons, avec l’équipe médicale, définir les données du modèle et commenter les résultats. C’est une phase importante aussi bien en termes de validation des résultats qu’en termes de développement. C’est au cours de cette phase que nous déterminerons par exemple d’autres risques à modéliser, sachant que les seules limites sont d’ordre matériel. Nous définirons également le mode d’acquisition de données. Cela permettra au système de les exploiter en ligne de façon dynamique ou hors ligne. Dans le premier cas, nous considérerons le simulateur comme un générateur d’alertes, et dans le second cas comme un générateur de scénarios à des fins prédictives.

6 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté le simulateur que nous avons conçu et mis en œuvre afin

de prédire les risques liés à la fatigue humaine et matérielle ainsi qu'aux infections nosocomiales en chirurgie. Les résultats ont prouvé que notre modèle peut gérer de telles données dans un environnement multi-échelles. De même, notre approche multidimensionnelle des niveaux de criticité, a ouvert de nombreuses perspectives en termes d'optimisation des résultats (granularité). Les limites observées au delà d'un espace 3D ont ouvert notre champ d'investigation vers le raisonnement à partir de cas qui optimise l'acquisition de connaissances de notre simulateur. Notre système, a également prouvé son efficacité puisque la plupart des situations simulées étaient correctes. Néanmoins, nous envisageons dans une seconde phase, d'une part d'intégrer notre système dans un mode dynamique (connecté aux capteurs), d'autre part de concevoir un module de propositions correctives.

Remerciements

Les auteurs remercient le Pr. Auber et le Dr Boulard du service de chirurgie pédiatrique du Centre Hospitalier Régional Universitaire de Besançon pour leur expertise apportée dans le domaine d'application de l'étude.

Références

- [1] Jacques Ferber. Multi-agent systems : towards a collective intelligence. *Reading : Addison-Wesley*, 1998.
- [2] Benjamin Roche, Jean-François Guégan, and François Bousquet. Multi-agent systems in epidemiology : a first step for computational biology in the study of vector-borne disease transmission. *BMC bioinformatics*, 9(1) :435, 2008.
- [3] Jelle R Kok and Nikos Vlassis. Collaborative multiagent reinforcement learning by payoff propagation. *Journal of Machine Learning Research*, 7(Sep) :1789–1828, 2006.
- [4] Ying Shen. *Élaboration d'ontologies médicales pour une approche multi-agents d'aide à la décision clinique*. PhD thesis, Paris 10, 2015.
- [5] Nabanita Choudhury and Shahin Ara Begum. A survey on case-based reasoning in medicine. *Int. Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(8) :136–144, 2016.
- [6] A Camarillo, J Ríos, and KD Althoff. Cbr and plm applied to diagnosis and technical support during problem solving in the continuous improvement process of manufacturing plants. *Procedia Manufacturing*, 13 :987–994, 2017.
- [7] Cataldo Musto, Giovanni Semeraro, Pasquale Lops, Marco De Gemmis, and Georgios Lekkas. Personalized finance advisory through case-based recommender systems and diversification strategies. *Decision Support Systems*, 77 :100–111, 2015.
- [8] Mihalis Giannakis and Michalis Louis. A multi-agent based system with big data processing for enhanced supply chain agility. *Journal of Enterprise Information Management*, 29(5) :706–727, 2016.
- [9] Mohammed Ahmed Jubair, Salama A Mostafa, Aida Mustapha, and Hanayanti Hafit. A survey of multi-agent systems and case-based reasoning integration. In *2018 International Symposium on Agent, Multi-Agent Systems and Robotics (ISAMSR)*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- [10] Santi Ontañón and Enric Plaza. Learning and joint deliberation through argumentation in multiagent systems. In *Proceedings of the 6th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*. ACM, 2007.
- [11] Moamin A Mahmoud, Mohd Sharifuddin Ahmad, Mohd Zaliman M Yusoff, and Aida Mustapha. Context identification of scientific papers via agent-based model for text mining (abm-tm). In *New Trends in Computational Collective Intelligence*, pages 51–61. Springer, 2015.
- [12] Pancho Tolchinsky, Sanjay Modgil, Ulises Cortés, and Miquel Sánchez-Marrè. Cbr and argument schemes for collaborative decision making. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 144 :71–82, 2006.
- [13] Desirée Vögeli, Sebastian Grabmaier, Matthias Jüttner, Michael Weyrich, Peter Göhner, and Wolfgang M Rucker. Intelligent and distributed solving of multiphysics problems coordinated by software agents. In *International Conference on Agents and Artificial Intelligence, Madeira, Portugal*, 2018.
- [14] David B Leake and Raja Sooriamurthi. Managing multiple case bases : Dimensions and issues. In *FLAIRS Conference*, pages 106–110, 2002.
- [15] Cristian I Pinzón, Javier Bajo, Juan F De Paz, and Juan M Corchado. S-mas :

An adaptive hierarchical distributed multi-agent architecture for blocking malicious soap messages within web services environments. *Expert Systems with Applications*, 38(5) :5486–5499, 2011.

- [16] OMG Adopted Specification. Uml 2.0 superstructure specification.
- [17] Jose L Alfonso-Sanchez, Isabel M Martinez, Jose M Martín-Moreno, Ricardo S González, and Francisco Botía. Analyzing the risk factors influencing surgical site infections : the site of environmental factors. *Canadian Journal of Surgery*, 60(3) :155, 2017.
- [18] Arnaud Florentin. *Construction d’outils nécessaires au suivi et à la maîtrise de la qualité de l’air dans un établissement de Santé : exemple de la démarche qualité du Service d’Hygiène du CHU de Nancy*. PhD thesis, UHP-Université Henri Poincaré, 2011.
- [19] Jean Lieber. *Contributions à la conception de systèmes de raisonnement à partir de cas*. Habilitation à diriger des recherches, Université Henri Poincaré-Nancy I, 2008.
- [20] Edouard Amouroux, Thanh-Quang Chu, Alain Boucher, and Alexis Drogoul. Gama : an environment for implementing and running spatially explicit multi-agent simulations. In *Pacific Rim International Conference on Multi-Agents*, pages 359–371. Springer, 2007.