

# Simuler les flux patients au sein des Urgences grâce un modèle à base d'agents piloté par les données

Michael Schlecht <sup>1,2</sup>, Jessica Florencia <sup>1</sup>, Thierry Moyaux <sup>1</sup>, Lorraine Trilling <sup>1</sup>, Vincent Cheutet <sup>1</sup>, Sarah Devidal <sup>2</sup>, Aymeric Cantais <sup>2</sup>, Guillaume Bouleux <sup>1</sup>

<sup>1</sup> INSA Lyon, Université Lumière Lyon 2, Université Claude Bernard Lyon 1, Université Jean Monnet Saint-Etienne, DISP UR4570, Villeurbanne, michael.schlecht@insa-lyon.fr

<sup>2</sup> CHU de Saint-Etienne, Av. Albert Raimond, 42270 Saint-Priest-en-Jarez, Sarah.Devidal@chu-st-etienne.fr

**Résumé.** La simulation des flux de patients grâce à des modèles à base d'agents est une technique qui peut être utilisée pour concevoir et améliorer les services d'urgence d'un hôpital. La simulation permet de comprendre le comportement des systèmes et d'évaluer les performances d'alternatives organisationnelles. Le développement de nouveaux concepts tels que l'ombre numérique (Digital Shadow) et le jumeau numérique (Digital Twin) permet de recevoir des données du système physique et de refléter les états de ce système dans le modèle de simulation. Cependant, les méthodes et les modèles permettant d'adapter les modèles à base d'agents à l'état du système physique ne sont pas matures. Le présent document comble cette lacune en proposant un modèle générique à base d'agents d'un service des urgences. Ce modèle utilise une approche à partir de données et d'activités pour simuler le traitement de patients à partir de données historiques et utilise des techniques de modélisation à base d'agents pour évaluer les performances de différentes configurations du système. Ces méthodes et modèles sont appliqués sur un service d'urgence comme test. L'application met en évidence la valeur ajoutée de la combinaison de techniques de modélisation à base d'activité et d'autres à base d'agent lors de la conception et de l'amélioration d'un système physique.

**Mots clés :** Simulation à base d'agent, Jumeau Numérique, Ombre Numérique, Service d'Urgence

## 1 Introduction

Le service des urgences (SAU) est un secteur stratégique du système hospitalier. Le SAU se concentre sur les patients nécessitant un support médical urgent. Par nature, les SAUs sont confrontés à un degré élevé d'incertitude, comme l'arrivée des patients qui n'est pas planifiée où les traitements requis ne sont pas clairs au moment de l'arrivée. Par conséquent, la conception des SAUs devient un processus complexe avec des exigences élevées pour le concepteur. La conception se concentre sur la gestion des flux de patients et a pour objectif de réduire les temps d'attente des patients et la durée totale de leur séjour. Au cours de la conception, l'expert évalue et compare régulièrement des scénarios alternatifs. Une technique utilisée pour évaluer les flux de patients dans les scénarios est la simulation à base d'agents (SMA) [Lu Wang, 2009 ; Stainsby, Taboada et Luque, 2009]. Cependant, l'évolution du système nécessite des modèles de simulation adaptés pour accompagner les changements. Fournir des modèles valides est donc une tâche qui revient régulièrement. Un concept prometteur, issu du domaine de la fabrication, est le jumeau numérique (JN) [Bouleux et al., 2023]. Le JN est une réplique numérique et précise du système physique, qui enrichit les capacités d'aide à la décision d'un ensemble de parties prenantes. Le JN peut aider à établir des modèles de simulation en fournissant des données sur le système actuel et passé.

Selon [Kritzinger et al., 2018], le JN est un concept dans lequel un objet numérique (données) représente un objet physique (SAU) dans l'espace virtuel. Un flux de données automatisé bidirectionnel permet de refléter les

changements de l'objet physique dans l'objet numérique et de modifier l'objet physique en mettant en œuvre des changements dans l'objet numérique. Ce travail se concentre sur le transfert des états de l'objet physique dans l'objet numérique, selon le concept de l'ombre numérique (ON) de [Kritzinger et al., 2018]. Dans la gestion et le contrôle des SAU, l'ombre numérique permet tout d'abord de transférer les flux de patients actuels et passés dans l'espace virtuel et, ensuite, de les utiliser dans la simulation lors de l'évaluation de scénarios alternatifs. Au-delà de l'utilisation d'un modèle de patient généralisé, cette capacité permet au concepteur non seulement de voir comment le système prévu fonctionne face à un patient moyen, mais aussi d'évaluer la performance dans le contexte de scénarios virtuels, par exemple une attaque terroriste ou une situation de pandémie. Pour pouvoir simuler des patients différents et non génériques dans les SMA, il faut pouvoir configurer les modèles à partir de données historiques. L'objectif de ce travail est de fournir une méthode pour construire des modèles pour les SMA à partir de données historiques, provenant de l'ON. Pour traiter ce problème, ce travail présente dans la section 2 la littérature, dans la section 3 les méthodes pour établir des modèles à partir de données, dans la section 4 l'application sur une étude de cas et dans la section 5 les conclusions et les perspectives de nos travaux.

## **2 Etat de l'art**

### **2.1 Simulation de SAU à l'aide des SMA**

Concevoir des SAUs implique d'évaluer les performances du système actuel et l'impact des stratégies d'amélioration proposées, appelées scénarios de simulation. Une technique régulièrement utilisée est la simulation des flux de patients [Boyle, Marshall et Mackay, 2022]. Les flux décrivent le parcours des patients dans un SU. Au cours de leur parcours, chaque patient subit séquentiellement plusieurs traitements. La séquence n'est souvent pas claire au moment de l'arrivée et doit être affinée au cours du parcours du patient. Or, le manque de ressources retarde l'exécution des traitements, provoque des temps d'attente et augmente la durée du séjour. La simulation permet au concepteur d'analyser cette dynamique en suivant les flux de patients et en extrayant des mesures de performance [Cheaitou et al., 2020]. Cependant, lorsqu'il utilise la simulation dans la conception, le concepteur doit choisir entre différentes techniques de simulation.

Les techniques de simulation les plus couramment utilisées pour la simulation des SAUs sont la simulation à événements discrets (SED) et les SMA, ainsi que des combinaisons de ces deux techniques [Liu et al., 2023; Moyaux et al., 2023]. Ces deux techniques suivent des paradigmes différents : la SED utilise un modèle du processus de traitement du patient, tandis que les SMA se basent sur des modèles du comportement et des interactions. La simulation des flux de patients dans une SED comprend la modélisation des parcours des patients, au cours desquels chaque patient demande une ou plusieurs ressources dans un modèle basé sur les activités [Cheaitou et al., 2020]. La mise en œuvre de règles et de comportements spécifiques se fait par l'ajout de code [Alenany et Cadi, 2020]. Par contraste, dans les SMA, l'accent est mis sur la modélisation de l'interaction, de la prise de décision et du comportement d'agents autonomes [Stainsby, Taboada et Luque, 2009]. Pour modéliser, Lu Wang [2009] étudie les comportements des patients, infirmières et médecins, puis les incorpore dans les SMA. Pendant la simulation, les agents décident de manière autonome comment interagir. Cependant, en analysant les parcours des patients, Lay et al. [2023] montrent que les parcours des patients sont très individuels et existent dans une grande variété. En outre, de nouvelles situations telles que l'émergence d'une situation de pandémie créent de nouvelles variantes de parcours patient.

### **2.2 Conception de simulations basées sur des agents dans le contexte de l'ombre numérique**

Fournir des modèles de populations de patients est crucial lors de la modélisation des SAUs. Un patient générique, tel qu'il est couramment utilisé dans les SMA, n'est pas approprié pour représenter l'ensemble des populations. L'adaptabilité du modèle est nécessaire pour réagir aux changements de la population de patients

dans le modèle de simulation. Les travaux offrant cette capacité dans le contexte de la simulation d'urgence sont rares ; cependant, des défis similaires existent et sont régulièrement abordés dans le contexte de l'industrie 4.0 par des concepts tels que les JN et les ON. Pour assurer l'adaptabilité des modèles, Schlecht, De Guio et Köbler [2023] soulignent deux compétences qui sont critiques lors de la fourniture de modèles de simulation. Premièrement, la capacité d'extraire des données de simulation du système physique et deuxièmement, la capacité de mettre en place un modèle de simulation à partir des données de simulation extraites.

Pour extraire un modèle de simulation à partir d'un système réel de fabrication, Kumbhar, Ng et Bandaru [2022] proposent d'utiliser les approches de *process-mining*. Le *process-mining* permet d'extraire du système d'information de l'entreprise les diagrammes de processus pour les produits historiques. La carte des processus décrit pour chaque produit la séquence des activités. Sur la base des diagrammes de processus, un modèle de simulation basé sur les activités est construit et utilisé pour analyser et reconcevoir le système. De manière analogue, dans le contexte des SAU, Lay et al. [2023] extraient les arrivées et les parcours des patients des données historiques du système d'information de l'hôpital et mettent en place un modèle de simulation. Les auteurs utilisent le modèle pour dimensionner les lits et évaluer les performances de différentes configurations face à différents scénarios d'arrivée des patients.

Pour mettre en place de tels modèles, la littérature scientifique appliquée aux systèmes manufacturiers propose des méthodes de simulation pilotée par les données. Dans la simulation pilotée par les données, un algorithme génère des modèles de simulation en rassemblant des données de simulation structurées et des classes prédéfinies provenant d'une bibliothèque [Son, Jones et Wysk, 2003]. Les méthodes de simulation pilotée par les données sont régulièrement utilisées dans l'industrie manufacturière pour construire des modèles de simulation basée sur les activités à partir de données [Goodall, Sharpe et West, 2019 ; Schlecht et al., 2022]. Dans le contexte des systèmes de santé [van Hulzen et al., 2022], la simulation pilotée par les données est utilisée pour construire un modèle basé sur les activités d'un système de santé et l'appliquer au dimensionnement des capacités des ressources. En raison notamment de l'essor des nouvelles technologies, telles que l'ON et le *process-mining*, qui peuvent fournir un grand volume de données de simulation, l'intérêt pour la simulation pilotée par les données s'est accru et permet de construire des modèles de simulation à partir de données [Lugaresi et Matta, 2021]. Dans les approches de modélisation basées sur les données et les activités, le comportement propre à l'agent n'est pas systématiquement modélisé.

### **3 Modèle à base d'agents alimenté par le process-mining des données réelles**

Cette section décrit les méthodes et techniques proposées, en particulier la simulation dirigée par les données et la modélisation à base d'agents qui permettent de générer des modèles de simulation de l'ON. Cette section est divisée en quatre parties. La section 3.1 décrit les données de simulation, entrées de la simulation pilotée par les données. La section 3.2 traite de l'implémentation du modèle des parcours patients dans un environnement à base d'agents. La section 3.3 concerne le modèle de la demande, reliant patients et ressources. Enfin, la section 3.4 présente un modèle des ressources en tant qu'agent dans une simulation à base d'agents.

#### **3.1 Structure des données**

Pour fusionner la modélisation à base d'activités et celle à base d'agents, deux types de données sont nécessaires. Le modèle à base d'activités est défini par les arrivées et les parcours des patients. Les arrivées de patients décrivent l'historique des arrivées de patients au sein du SAU. Étant donné que la simulation utilise les données historiques lors d'une période d'observation finie, lors de la modélisation du flux d'arrivées, les arrivées de patients sont considérées comme programmées. La connaissance de l'historique des arrivées est disponible et décrite par le biais de la propriété "délai". Le délai définit le temps qui s'écoule entre le début de la simulation

et l'arrivée du patient. Chaque patient est enrichi par les données décrivant son parcours. Le parcours est défini par une série d'activités à réaliser séquentiellement après l'arrivée du patient. De plus, la durée quantifie la charge de travail de chaque activité. Un exemple de jeu de données est illustré à la figure 1.

Patient ID	Décalage	Parcours patient
1	-	Triage → Examen Dr
2	155	Triage → Examen Dr → Test sanguin → Rayons X → Examen Dr
3	400	Triage → Examen Dr → Scanner → Examen Dr
...	...	

Figure 1: Exemple de jeu de données

Le modèle à base d'agents est défini par les règles et les comportements des différents agents, qui sont modélisés à partir d'entretiens avec des experts et d'observations *in situ*. Ces règles décrivent comment les différents types d'agents se comportent dans le système en cours d'exécution. La description peut être fournie par différents moyens. Elles sont généralement verbalisées par le décideur et sont ensuite transformées en différentes modélisations à des fins de documentation. Ce travail propose de transférer la description de l'agent dans des diagrammes d'état, puisque les états sont la base de la modélisation native dans les SMA.

### 3.2 Arrivée et parcours patients

Lors du transfert du modèle à base d'activités vers les SMA, les activités sont transformées en états dans un diagramme d'état. Pour la transformation, chaque activité du patient est traduite en une séquence de trois événements : l'arrivée, le démarrage et l'arrêt. L'arrivée décrit l'événement au cours duquel le patient est logiquement prêt à commencer une activité et demande les ressources nécessaires. Le patient reste dans cet état d'arrivée jusqu'à ce que les ressources soient disponibles. La durée de cet état correspond au temps d'attente. L'état de démarrage décrit l'événement au cours duquel les ressources sont disponibles et commencent à exécuter une activité. Le patient reste dans l'état de démarrage jusqu'à ce que l'activité soit terminée ; le temps nécessaire pour terminer l'activité est défini par la propriété de durée. Le temps restant dans l'état de départ correspond au temps de travail. L'état d'arrêt décrit l'événement qui se produit lorsque l'activité est terminée et que les ressources sont libérées. Le patient poursuit immédiatement son parcours, puisque l'état d'arrêt d'une activité correspond à l'état d'arrivée de l'activité suivante. Le modèle du patient est illustré à la figure 2. Dans l'illustration, la case de gauche modélise le délai d'arrivée et la case de droite montre la séquence du parcours.

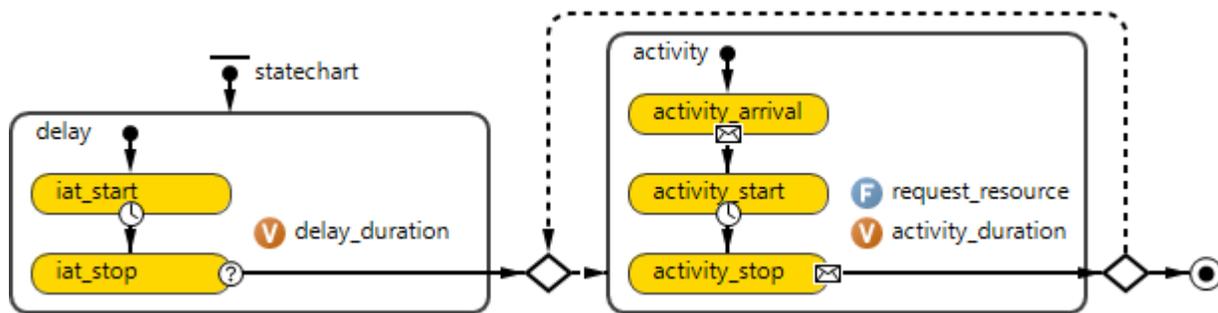


Figure 2 : Modèle générique du parcours patient

Pendant la simulation, chaque patient suit son chemin et passe par les états modélisés. Comme l'arrivée du patient ne nécessite aucune ressource, l'arrivée (à gauche) n'a que deux états : le démarrage et l'arrêt. Le temps pendant lequel le patient reste dans l'état de départ est défini par la propriété *delay\_duration*. Après l'arrivée, les patients entrent dans les états d'activités (à droite), par exemple pour le processus de triage, ils requièrent les

ressources et attendent qu'elles soient disponibles. Les ressources répondent aux demandes en fonction de leur comportement modélisé. Une fois que les ressources sont disponibles, elles démarrent l'activité. La durée de l'activité est définie par la propriété *activity\_duration*. Une fois l'activité terminée, les ressources sont libérées. Le patient passe immédiatement par un point de décision. Selon les successeurs dans les données de simulation, il entre dans la boucle et exécute une autre activité ou quitte le diagramme d'état. La sortie de la carte d'état correspond à la sortie du SAU. Pendant la simulation, dans chaque boucle, les variables spécifiques pour le délai et les activités, décrivant les durées, sont extraites des données de simulation.

### 3.3 Demandes d'activité

Dans notre modèle, nous avons implémenté les interactions par une demande, qui relie la charge de travail demandée par les activités du patient à la capacité disponible des agents de ressources. Le patient crée une requête lorsqu'il entre dans l'état d'arrivée de l'activité en utilisant la fonction *create\_request*. La demande reçoit les paramètres spécifiques, en particulier la durée et les ressources nécessaires, à partir des données de simulation. Les demandes sont envoyées aux agents, qui peuvent décider de les exécuter ou non. Les demandes exécutées sont supprimées et les demandes non exécutées sont mises en attente. Le patient reste dans l'état d'arrivée jusqu'à ce qu'un agent ressource décide de prendre la demande dans le carnet d'attente et de traiter ce patient. La décision d'accepter ou non les demandes et le choix des activités dans le carnet d'attente sont pris par les ressources, conformément au processus décisionnel de l'agent concerné.

### 3.4. Agents ressource

Le modèle des agents ressource représente la capacité du système à répondre aux demandes provoquées par l'arrivée des patients. Les agents représentent tous les types de ressources, par exemple les médecins et les infirmières, mais aussi les salles de soins et l'équipement technique. Un exemple de modèle générique ressource est illustré à la figure 3 et montre les trois états les plus courants pour chaque ressource. L'état *en attente* décrit l'état dans lequel une ressource arrive au SAU et n'a aucune demande à satisfaire. Le *traitement* décrit l'état dans lequel la ressource répond à une demande de traitement d'un patient. Le *repos* décrit l'état dans lequel la ressource n'est pas disponible (en pause par exemple) et ne répond à aucune demande. Néanmoins, des états plus spécifiques sont modélisés pour représenter les règles de comportement individuel qui sont suivies uniquement par des ressources particulières, comme par exemple le processus de prise de décision des infirmières lorsqu'elles décident d'accepter des demandes et de choisir des demandes dans le carnet d'attente.

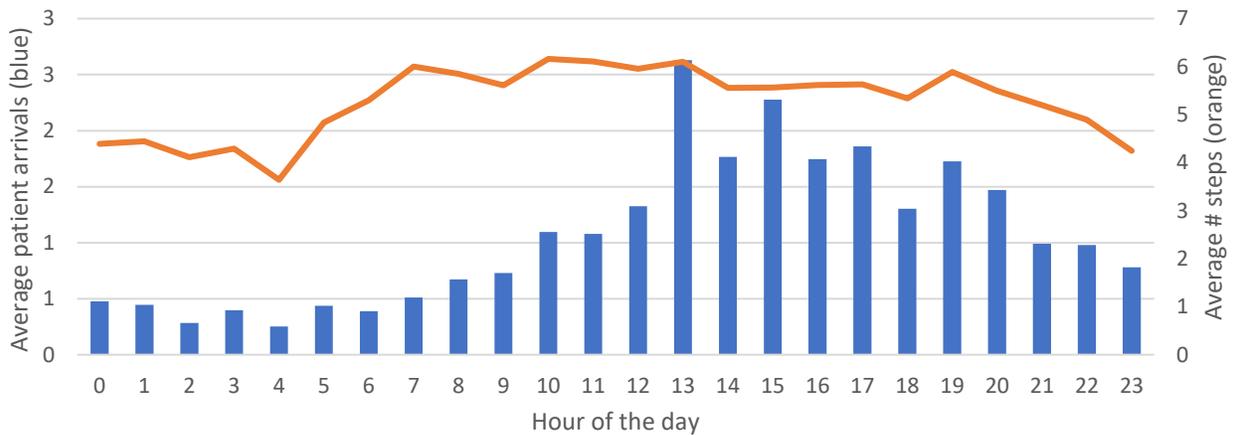


Figure 3: Modèle générique d'une ressource

Pendant la simulation, après l'initialisation, tous les agents arrivent à l'état *inactif*. À leur arrivée, les agents comparent leurs heures de travail et l'horloge de la simulation. Si l'agent est en *repos*, il reste dans cet état jusqu'à ce que l'heure de l'expérience de simulation atteigne le début de son service. Lorsque l'agent est en poste, il vérifie s'il y a des demandes dans le carnet d'attente. S'il y a des demandes, l'agent passe à l'état *traitement*. S'il n'y a pas de demandes, l'agent reste inactif. Lorsque l'agent se trouve dans l'état *traitement*, il exécute une demande. Il reste dans cet état jusqu'à ce que l'activité patient soit terminée, conformément à la propriété *activity\_duration* du parcours patient. Après avoir terminé une activité, l'agent passe à l'état *inactif* et vérifie son état en ce qui concerne l'équipe et les demandes en attente. Pendant la simulation, chaque agent passe constamment d'un état à l'autre.

## 4 Application

Les méthodes ont été appliquées au cas du service d'urgences pédiatriques du CHU de Saint-Étienne. Les données historiques du système d'information couvrent 1174 patients traités entre le 1er et le 15 janvier 2024. Les activités de *process-mining* fournissent les arrivées et les parcours des patients. La figure 4 visualise la distribution des arrivées de patients. Les classes bleues indiquent les arrivées horaires moyennes des patients, selon un schéma quotidien typique des urgences. La figure montre en orange le nombre moyen d'étapes qui dominent ces classes. Le nombre d'étapes décrit le nombre d'activités que le patient moyen de chaque heure doit effectuer au cours de son trajet. Les populations de patients varient d'une heure à l'autre. Du point de vue de la science des données, la volatilité du nombre moyen d'activités souligne la nécessité d'une simulation fondée sur des données et d'une modélisation des patients basée sur l'activité. De plus, les types d'activités dominantes dans chaque classe varient qualitativement. Un modèle de patient générique n'est donc pas approprié pour décrire cette dynamique. Des modèles de patients spécifiques pourraient également représenter le comportement saisonnier (pic épidémique de grippe en hiver par exemple).



**Figure 4: Flux d'arrivée moyens et caractéristiques des patients par heure**

Les méthodes présentées ont été utilisées pour établir des modèles de patients et de ressources. Le modèle patient définit la charge de travail demandée au système. Le modèle est établi en fonction de l'arrivée des patients. Chaque patient est défini par une séquence d'activités, qui contient pour chaque activité la durée, le successeur et les ressources demandées provenant des données de simulation. La modélisation basée sur les données fournit les parcours des 1174 patients historiques et couvre 6278 activités. Le modèle de ressources a été fourni sous la forme d'un modèle à base d'agents et définit la capacité des systèmes à réagir à la charge de travail définie par le modèle patient. Le modèle est établi à partir des ressources et de leurs états possibles. Le modèle à base d'agents présenté à la section 3.3 a été utilisé comme support pour mettre en œuvre les états de 35 ressources différentes, comme les médecins et les infirmières, mais aussi les salles de soin. Le comportement des urgences a été implémenté dans le modèle à base d'agents. Comme exemple de règle spécifique on peut citer le processus de traitement des infirmières. Lors du premier traitement d'un patient, l'infirmière qui le traite s'affecte au patient et le garde en mémoire. Si un patient pris en charge a besoin de revoir une infirmière, c'est cette infirmière qui le traitera. À la fin de la période de travail de l'infirmière, le patient est confié à une nouvelle infirmière.

Une fois cette étape de modélisation faite, une simulation a été réalisée, avec le logiciel Anylogic. Les données de simulation utilisées sont les arrivées et les parcours des patients historiques. Étant donné que les activités

dans les données historiques sont déterministes et n'héritent pas d'incertitudes, une seule expérience a été exécutée, sans réplication. Pour appliquer la simulation stochastique, des ensembles de données supplémentaires doivent être fournis, reflétant des variantes aléatoires. Les résultats de l'expérience de simulation déterministe sont illustrés par la figure 5, qui décrit les files d'attente à différentes heures de la journée. Dans l'expérience, les files d'attente se produisent surtout entre 12h00 et 21h00. Les files d'attente se produisent lorsque les capacités du modèle de ressources répondent à la charge de travail du modèle de patients avec un retard temporel. La capacité des ressources est définie par la quantité de ressources différentes qui sont disponibles en raison des horaires de travail et de leur comportement spécifique. Par conséquent, lors de l'analyse et de la conception du système, le modèle des ressources pourrait être remplacé indépendamment du modèle du patient afin de comprendre comment une configuration alternative fonctionne lorsqu'elle est confrontée à des arrivées de patients identiques. Cependant, l'objectif de cette application est d'illustrer la manière dont l'approche présentée peut être appliquée pour évaluer les scénarios dans la conception. Une analyse approfondie n'est donc pas effectuée à ce stade.

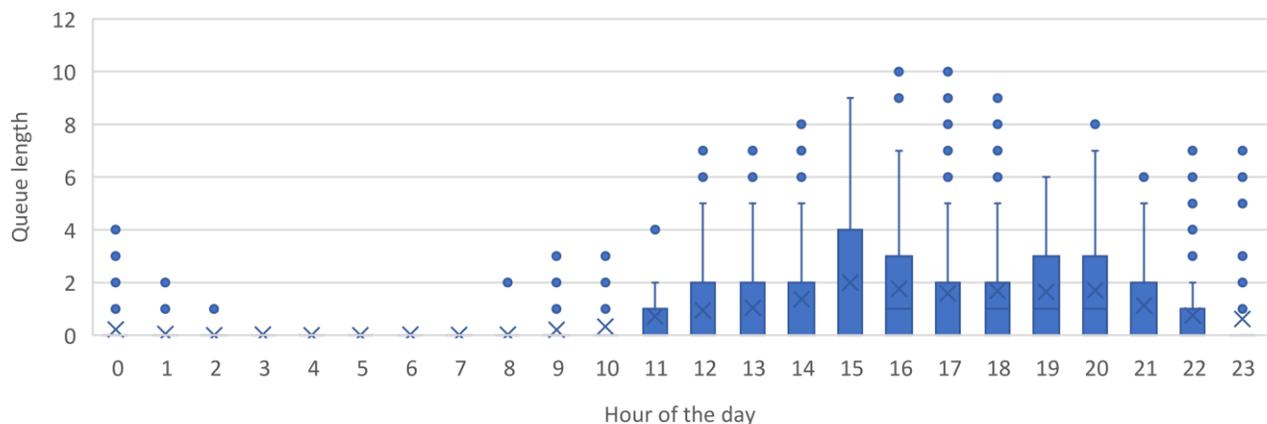


Figure 5: Longueur des files d'attente au cours de la journée

## 5 Conclusion et perspectives

Ce travail présente une nouvelle approche pour la modélisation des SAU. L'approche utilise la modélisation à base d'activités et celle à base d'agents pour fournir des modèles de patients et de ressources de manière indépendante. Le modèle patient reflète la charge de travail du système par le biais des activités à réaliser et les modèles ressources reflètent la capacité du système à y répondre. La séparation permet de modifier indépendamment ces deux modèles. D'une part, le remplacement du modèle patient permet de comprendre comment le système existant fonctionne lorsqu'il est confronté à un ensemble de patients virtuels et, d'autre part, le remplacement du modèle ressource permet de comprendre comment une configuration virtuelle dans la conception du système fonctionne lorsqu'elle est confrontée à l'ensemble des patients existants. L'application a utilisé un petit ensemble de données sur 15 jours, qui était disponible au début de l'étude. L'accent est mis sur la compréhension des limites des méthodes et des modèles. Pour les recherches futures, l'application à de plus grands ensembles de données avec des mises à jour régulières est prévue pour évaluer les méthodes dans le processus de (re-)conception des SAUs et pour contribuer au thème des ombres numériques en fournissant des modèles qui s'adaptent à la situation qui se produit dans l'espace physique.

Au-delà de la séparation entre ces deux modèles patient et ressources, un autre paradigme de ce travail comprend la séparation entre la récupération des données de simulation et la construction du modèle. La modélisation guidée par les données est une activité basée sur des règles, qui peut être exécutée par des

algorithmes. Dans l'ensemble, un jeu de données reflète une expérience spécifique. Les ensembles d'expériences peuvent refléter des variantes stochastiques ou des situations virtuelles, par exemple l'émergence d'une attaque terroriste. Dès lors, la tâche consistant à fournir des données de simulation devient le principal défi de la modélisation. Cela ouvre différentes directions pour la recherche future. Premièrement, dans le contexte de l'exploration de données, il faut clarifier la manière dont les données peuvent être extraites automatiquement afin de fournir des modèles de simulation instantanément valides. Deuxièmement, dans le contexte des incertitudes, les différentes méthodes pour fournir des ensembles de données avec des données de simulation virtuelles et stochastiques doivent être identifiées et évaluées. Et troisièmement, dans le contexte du modèle ressources, des efforts supplémentaires sont nécessaires pour comprendre comment le comportement du système physique peut être extrait des données.

## References

- Alenany, E., Cadi, A.A.E. (2020). Modeling patient flow in the emergency department using machine learning and simulation. In: 13th International Conference on Modelling, p. 6.
- Liu Y, Moyaux T, Bouleux G, Cheutet V (2023). Hybrid Simulation Modelling of Emergency Departments for Resource Scheduling. In: Journal of Simulation. pp. 1-16.
- Bouleux, G., El Haouzi, H.B., Cheutet, V., Demasure, G., Derigent, W., Moyaux, T., Trilling, L. (2023). Requirements for a Digital Twin for an Emergency Department. In: Service Oriented, Holonic and Multi-Agent Manufacturing Systems for Industry of the Future. pp. 130–141
- Boyle, L.M., Marshall, A.H., Mackay, M. (2022). A framework for developing generalisable discrete event simulation models of hospital emergency departments. *Eur. J. Oper. Res.* 302, 337–347.
- Cheaitou, I., Cadi, A.A.E., Bekrar, A., Duvivier, D., Sahili, A. (2020). Modeling and simulation of patient flow at the emergency services: Case of Al-Zahraa Hospital University Medical Center in Lebanon. In: 10ème conférence Francophone en Gestion et Ingénierie des Systèmes Hospitaliers, GISEH2020.
- Goodall, P., Sharpe, R., West, A. (2019). A data-driven simulation to support remanufacturing operations. *Comput. Ind.* 105, 48–60.
- van Hulzen, G., Martin, N., Depaire, B., Souverijns, G. (2022). Supporting capacity management decisions in healthcare using data-driven process simulation. *J. Biomed. Inform.* 129,
- Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., Sihn, W. (2018). Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-Pap.* 51, 1016–1022.
- Kumbhar, M., Ng, A.H.C., Bandaru, S. (2022). Bottleneck Detection Through Data Integration, Process Mining and Factory Physics-Based Analytics. In: *Advances in Transdisciplinary Engineering*. IOS Press.
- Lay, J.L., Augusto, V., Alfonso-Lizarazo, E., Masmoudi, M., Gramont, B., Xie, X., Bongue, B., Celarier, T. (2023). COVID-19 Bed Management Using a Two-Step Process Mining and Discrete-Event Simulation Approach. *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.* 1–0.
- Lu Wang (2009). An agent-based simulation for workflow in Emergency Department. In: 2009 Systems and Information Engineering Design Symposium. Presented at the 2009 Systems and Information Engineering Design Symposium (SIEDS), IEEE, Charlottesville, VA, USA, pp. 19–23.
- Lugaresi, G., Matta, A. (2021). Automated manufacturing system discovery and digital twin generation. *J. Manuf. Syst.* 59, 51–66.
- Moyaux, T., Liu, Y., Bouleux, G., Cheutet, V. (2023). An Agent-Based Architecture of the Digital Twin for an Emergency Department. *Sustainability* 15, 3412.
- Schlecht, M., De Guio, R., Köbler, J., (2023). Automated generation of simulation model in context of industry 4.0. *Int. J. Model. Simul.* 1–13.
- Schlecht, M., Himliche, S., Goepf, V., De Guio, R., Köbler, J. (2022). Data-driven decision process for robust scheduling of remanufacturing systems.
- Son, Y.J., Jones, A.T., Wysk, R.A. (2003). Component based simulation modeling from neutral component libraries. *Comput. Ind. Eng.* 45, 141–165.
- Stainsby, H., Taboada, M., Luque, E. (2009). Towards an Agent-Based Simulation of Hospital Emergency Departments. In: 2009 IEEE International Conference on Services Computing. pp. 536–539.