

Recherche des meilleures explications d'incidents sur une ligne de production

N. Cointe¹, M. Sylvain¹

¹Capgemini engineering, agence de Strasbourg
Bd Sébastien Brant Illkirch-Graffenstaden, France

nicolas.cointe@capgemini.com

mathieu.sylvain@capgemini.com

Ceci est un draft d'un article publié dans un format plus court à la conférence intitulée "Applications pratiques de l'Intelligence Artificielle", édition 2023

Résumé

Disposer de jumeaux numériques des équipements industriels donne la possibilité de mieux comprendre l'état d'une chaîne de production en fonctionnement, et également de simuler des situations hypothétiques, telles qu'une nouvelle installation ou de nouveaux paramètres. Cependant, lorsque survient en production un incident dont la cause échappe à la modélisation choisie lors de la conception ou de la configuration du jumeau numérique, celui-ci peut se trouver dans l'incapacité de remplir correctement son rôle, voire même induire en erreur les utilisateurs. Cet article d'état de l'art et de prospective explore la possibilité, en cas de détection d'incident, de faire appel à un collectif d'agents autonomes pour générer et explorer un ensemble de scénarios alternatifs et présenter à un utilisateur les explications jugées comme étant les plus vraisemblables.

Mots-clés

Argumentation, systèmes multi-agents, cosimulation, industrie 4.0, explicabilité

Abstract

Using digital twins of industrial equipments offers the possibility to get a better understanding of a working production line condition, as well as simulating hypothetical situations, such as a new installation or different parameters. However when an incident occurs on the runtime, if the cause of such event is not captured by the modeling design choices of this digital twin, it may conduct to a misinterpretation and even push the user to make wrong decisions. In this state of the art and prospective article, we explore the possibility to use a group of agent to react when such event is detected and then generate and explore a set of alternative scenarios. The most likely explanations, evaluated through an argumentation among agents, is then presented to the end user.

Keywords

Argumentation, multiagent systems, cosimulation, 4.0 industry, explainability

1 Introduction

Le concept d'Industrie 4.0, tel que défini dans les publications des consortiums à son origine, résulte du déploiement d'une multitude de nouveaux concepts, paradigmes et technologies qui bouleversent la manière de concevoir des chaînes de productions. L'un de ces changements, par exemple, est lié à l'introduction de capacités de calcul et de communications directement dans les équipements industriels les plus élémentaires, ouvrant la voie au déploiement massif de l'Internet des Objets (ou IoT) et de ses applications.

Ces innovations et nouvelles capacités techniques ont changé la façon d'organiser le développement des procédés et la configuration des chaînes de productions en rendant ces dernières modulaires et reconfigurables entre et pendant les phases de production, permettant une flexibilité accrue et une vision moins statique des procédés. Ainsi, l'Industrie 4.0 se conçoit à partir de systèmes ouverts (par l'entrée ou la sortie d'équipements durant la production) et distribués via un réseau local et une multitude de capacités de calcul.

Des modèles de comportement de ces équipements, baptisées *jumeaux numériques*, sont pensés pour permettre de simuler et superviser le comportement d'un procédé à de multiples échelles. La prolifération de capteurs permet la calibration ou l'entraînement de ces modèles afin d'ajuster leur précision à partir de données acquises sur des expériences préalables, ou sur des productions précédentes. Toutefois, implémenter des systèmes capables de se reconnaître, partager de l'information et réagir à des événements imprévus au regard d'un modèle de production soulève des problèmes complexes que nous souhaitons mettre en lumière dans cet article d'état de l'art et de prospective. L'interprétation, et la proposition de réactions adéquates à ces incidents est d'autant plus difficiles que ces systèmes

comprennent un grand nombre d'éléments fortement interconnectés. Nous souhaitons donc identifier dans cet article les méthodes existantes d'implémentation et d'usage d'un ensemble d'agents capables lors d'un incident, d'explorer les explications possibles et évaluer les plus pertinentes.

Nous introduirons succinctement en section 2 les concepts et outils aujourd'hui déployés dans le cadre de la modernisation des outils industriels, du point de vue de leur mise à disposition d'agents autonomes. Puis en section 3 nous définirons plus précisément le problème de l'explication d'incidents, critique dans le cadre de systèmes complexes et dynamiques et nécessitant de nouvelles solutions adaptées. En section 4, nous décrivons la conception d'une plateforme destinée à démontrer l'apparition et l'examen de ces problèmes. Nous apporterons en conclusion un récapitulatif des verrous identifiés et les éléments sur lesquels nous envisageons des solutions inspirées par la littérature existante en matière de systèmes multi-agents.

2 Spécificités de l'Industrie 4.0

Sans vouloir présenter de manière exhaustive le concept d'industrie 4.0, nous fournissons dans cette section un bref état de l'art des problèmes adressés par cette nouvelle révolution industrielle et décrivons quelques solutions technologiques déjà en cours d'adoption. L'objectif est de donner une vue générale de l'environnement, préciser la sémantique des informations disponibles pour les agents du système et mettre en lumière les conséquences de leurs décisions.

2.1 De la nature d'une chaîne de production industrielle 4.0

La baisse des coûts d'installation de capacités de calculs sous leur forme diverse, allant de petits microcontrôleurs à des serveurs capables de traiter de grands volumes, a ouvert la porte à la massification de leur présence dans le monde industriel. L'une des conséquences sur les procédés fut de passer de systèmes de mesures analogiques, souvent encore recueillies par des opérateurs humains sur place ou depuis un poste déporté, à une conversion numérique disponible sur un réseau d'entreprise. Ces mesures peuvent être immédiatement utilisées par les systèmes de pilotage et de supervision, ou ultérieurement pour des analyses ou des travaux d'études visant à accroître les connaissances sur le procédé. Dès lors, il est devenu également plus facile de déployer des systèmes de mesure et de contrôle allant au-delà d'un simple maintien d'une valeur de consigne par une simple boucle de rétroaction (par exemple, régulation d'une température dans un équipement) afin de concevoir un système dans lequel des modèles permettent d'interpréter des mesures pendant la production et offrir un pilotage assisté ou automatisé employant des connaissances mises à disposition.

La taxonomie de la structuration d'un procédé industriel en étapes et sous-étapes est l'objet d'une standardisation (ANSI/ISA-S88.01-1995) [2], et ce standard fait correspondre à ces étapes des équipements et ensembles d'équipements permettant la mise en oeuvre de ces étapes (voir figure 1).

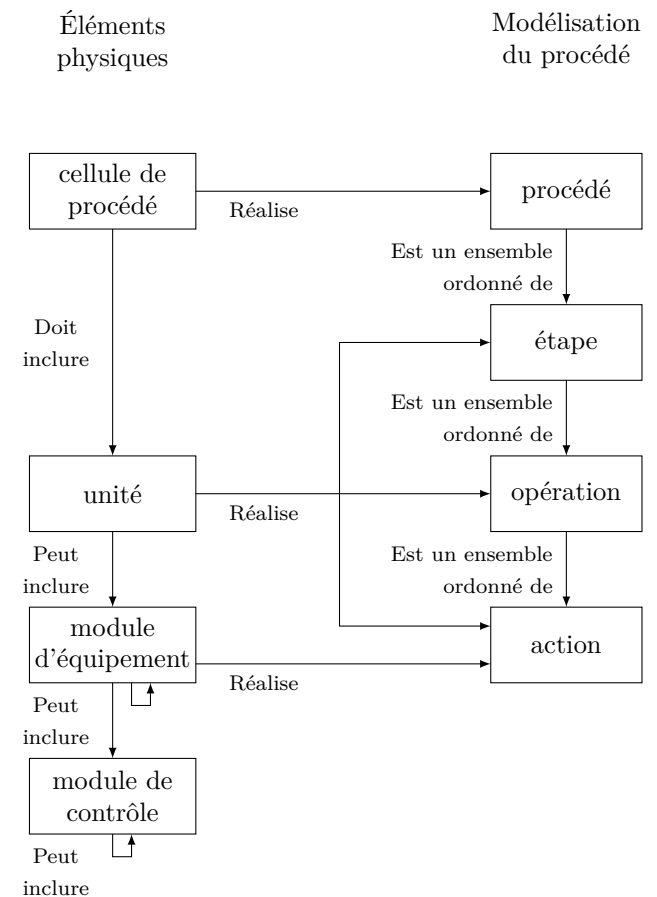


FIGURE 1 – Taxonomie de la structure d'un procédé et des équipements correspondants selon le standard ANSI/ISA 88

Chaque élément physique devient ainsi un sous-système présentant un ensemble de capteurs et d'effecteurs devant s'intégrer et communiquer avec le reste de l'installation. Ces organismes de standardisation ont établi une hiérarchie des éléments industriels permettant de les situer et de les organiser. Les parties du procédé réalisées par ces équipements sont également organisées de manière hiérarchisée et il est possible de situer précisément l'intervention d'un élément physique dans le processus de fabrication. Enfin, cette modularité est devenue opérationnelle grâce à la définition de protocoles de communication standards entre équipements pour leur permettre de se reconnaître, s'intégrer et échanger des informations. Citons à ce titre les protocoles OPC UA, et MTP [22], offrant un langage commun pour les équipements, peu importe leur nature, constructeur ou rôle dans le procédé et permettant l'auto-organisation du système grâce à la dé-

couverte automatique des équipements présents, mais également la transmission d'information dans les sens ascendant (par exemple l'envoi de signaux pour la supervision) aussi bien que descendant (par exemple l'envoi de valeurs de consigne). Il est alors possible d'ajouter ou remplacer des équipements en cours de production implémentant le concept de *plug and produce* qui voudrait faire de ces éléments physiques des systèmes capables d'une autonomie permettant de s'intégrer automatiquement à la chaîne de production avec un effort minimal de la part des opérateurs humains.

Enfin les procédés eux-même peuvent prendre plusieurs formes en étant entièrement effectués par une entité unique ou bien distribué sur différents sites, pouvant eux-même appartenir à différentes entreprises. Ces procédés peuvent être également continus ou discontinus. Assurer alors la communication entre tout les éléments physiques de la chaîne de production nécessite de créer et conserver une représentation des actions et perceptions de ces éléments à tout les niveaux et sur toute la longueur de la chaîne pour permettre d'assurer la tracabilité des opérations successives sur le produit et être capable de comprendre la nature et l'origine des incidents susceptibles de s'y produire.

2.2 Conception et usage des Jumeaux Numériques

Concevoir, conduire, maintenir et comprendre une installation industrielle mettant en oeuvre des procédés complexes est un défi nécessitant des investissements en temps et moyens matériels considérables pour acquérir la maîtrise d'un procédé. Classiquement, dans des industries employant des procédés tels que des transformations chimiques ou biologiques (citons l'agro-alimentaire ou la pharmaceutique), ces chaînes de production sont mises au point à des échelles plus petites dans des laboratoires, puis adaptées à une échelle industrielle en accroissant progressivement les volumes. La phase d'élaboration de ces procédés est également l'occasion d'acquérir des données permettant de mettre au point des modèles des différentes étapes du procédé. Typiquement, en réalisant des séries d'expériences, il est possible d'explorer l'influence de paramètres (nommés *process parameters*) sur la rapidité et la précision d'un procédé de fabrication. Cette étape d'acquisition de connaissances pour la calibration des modèles et l'amélioration des procédés permet de valoriser les données acquises en capitalisant sur des connaissances, et améliorer continuellement le procédé.

Ces modèles de réactions physico-chimiques au coeur des procédés, combinés à la modélisation des équipements de production, permettent de construire des *Jumeaux Numériques* (aussi nommés *Digital Twins*). Cette notion étant encore récente dans la littérature, nous proposons d'employer ici une définition inspirée d'efforts récents de recherche de consensus et de standardisation [13, 19] :

Définition 1 *Un Jumeau Numérique est une modélisation de l'un ou plusieurs comportements (mécanique, électrique, chimique, etc.) d'un élément du procédé (aussi désigné sous l'acronyme OME pour Observable Manufacturing Element).*

Un Jumeau Numérique peut être implémenté à l'aide de diverses approches. Nous parlerons principalement dans cet article de modèles *mécanistiques* (c'est-à-dire implémenté à l'aide d'équations mathématiques résolues par un solveur), d'*apprentissage* (avec des modèles entraînés sur des ensembles de données), *hybrides* en mélangeant ces deux solutions pour modéliser un même comportement ou bien *composite* lorsqu'ils sont eux-mêmes constitués de Jumeaux Numériques interconnectés.

De tels Jumeaux Numériques s'attachent donc à modéliser un élément d'un procédé, à une échelle définie. Notons que la possession de données expérimentales est bien souvent une condition préalable à la mise au point de ces composants logiciels, que ce soit pour entraîner des systèmes d'apprentissages, ou calibrer les paramètres de modèles mécanistiques. Par soucis de concision, nous ne développerons pas ces aspects ici, mais le lecteur doit avoir à l'esprit que l'obtention de données de qualité est un enjeu majeur et loin d'être une facilité. Des données historiques de production, même conséquentes peuvent ne pas suffire. À titre d'exemple, pour calibrer un modèle ayant une certaine grandeur physique du procédé en paramètre (tel qu'une température dans une cuve), il faut disposer de données faisant varier ce paramètre suffisamment pour pouvoir en extraire une connaissance sur l'impact de ces variations. Ainsi, il peut être nécessaire de produire des jeux de données faisant varier volontairement des paramètres habituellement voués à être le plus stable possible, ou variant uniquement dans un domaine plus limité. Plus généralement, les modèles construits ou calibrés à partir de données ne peuvent capitaliser de la connaissance que sur les données disponibles. Le problème du comportement d'un modèle hors des intervalles explorés dans les données fournies pour sa création ou sa calibration reste un défi pour l'élaboration de jumeaux numériques utiles en cas d'incidents, où ceux-ci peuvent se trouver dans une situation inédite en comparaison des données disponibles.

D'autres ouvrages de la littérature font également état de difficultés lors d'interactions entre Jumeaux Numériques employant des approches différentes (par exemple apprentissage et mécanistiques) ou issus de disciplines différentes (par exemple lors de couplages de modèles thermiques et biologiques) [4].

Les jumeaux numériques sont présents comme des outils employés sur toutes les étapes d'un procédé, à savoir :

- En phase de développement d'un procédé, pour simuler le comportement du système lors de sa conception, anticiper les difficultés et optimiser

de multiples critères (vitesse, efficacité énergétique, fiabilité, etc.)

- En phase de production, pour superviser le procédé durant son fonctionnement et vérifier son bon déroulement
- Après production, pour analyser rétrospectivement tout ou partie du procédé en rejoignant des données enregistrées. Ce dernier cas peut être précieux dans le cadre de la conduite d'analyses à la suite d'un incident afin d'en comprendre l'origine et mettre en place des moyens de prévention. Nous reviendrons plus précisément sur cet usage en section 3.2.

Notons enfin qu'un jumeau numérique, pour pouvoir être connecté avec d'autres éléments du système, y compris d'autres jumeaux numériques, doit comporter une description. Pour cela, des standards tels que FMI [3] et SPP définissent à la fois les règles d'implémentation de modèles numériques, en fournissant des fonctions d'entrées/sorties et de synchronisation, et un format de description de ces modèles sous forme d'un manifeste. Certains travaux proposent également l'emploi de jumeau numérique pour modéliser le produit fini [14].

2.3 Agents humains, rôles et organisations

La complexité des installations industrielles ne se limite pas au seul domaine technique, mais s'étend également aux agents humains, qui jouent souvent un rôle actif et pouvant varier. Citons par exemple des opérateurs réalisant des tâches manuelles faisant partie d'un procédé en interagissant avec la ligne de production pour effectuer des transformations du produit ou des opérations de contrôle afin d'acquérir des informations sur l'état du système. Modéliser ces humains devient nécessaire, au même titre que les éléments artificiels de la chaîne de production, pour permettre de concevoir les interactions entre agents humains et systèmes de production. Il est donc important d'inclure dans la conception du système une étape de détermination des informations pertinentes et attendues à transférer d'un agent à l'autre (soit d'agent humain à agent artificiel dans le cas de la saisie d'informations par exemple, soit d'agent artificiel à agent humain en fournissant par quelque interface que ce soit, des informations). La modélisation doit également prendre en compte les prérogatives des agents, avec une description des actions permises ou nécessaires pour ces agents et leur impact sur le procédé. Des travaux en ce sens explorent l'intégration des agents humains afin de préciser les enjeux relatifs à leurs interactions dans la ligne de production [17, 20]. Relevons en particulier, pour la suite de cet article les risques introduits par l'attribution aux agents humains de responsabilités dans la prise de décision fondée sur des connaissances fournies par le système, et par la charge cognitive que représente la compréhension du fonctionnement d'un système in-

dustriel complexe et (a minima partiellement) auto-organisé. Faire reposer la responsabilité de la gestion d'un problème sur un agent humain en cas de détection d'incident demande alors de prendre en compte une nécessaire sélection des informations pertinentes (telles que des mesures issues de capteurs, des prédictions, des éléments du procédé, etc.) et la possibilité d'expliquer l'origine de toute information en remontant des chaînes causales. Ces travaux présentent le concept d'*humain magique* [20] comme étant le fruit d'une confiance excessive en la compétence de l'opérateur pour comprendre les problèmes et les gérer de manière appropriée en l'absence d'assistance. Les auteurs proposent alors de concevoir le rôle des opérateurs humains comme un composant du système, pour prendre conscience des informations à présenter à cet opérateur dans le cadre de ses prises de décisions.

En outre, ce système de gestion d'information ne se limite pas à un lieu et une seule organisation. Comme mentionné en section 2, un procédé industriel n'est pas nécessairement réalisé de bout en bout par une entreprise unique. Le procédé peut ainsi passer par plusieurs entreprises qui doivent alors mettre en place un système de partage d'information en prenant soins toutefois de définir ce qui peut, doit ou ne doit pas être échangé afin de garantir à la fois la transmission des informations nécessaires au bon déroulement d'un procédé de fabrication, mais en protégeant en même temps ce qui relève de secrets industriels. La transmission d'informations peut en outre être motivée à la fois par des contraintes opérationnelles (par exemple la gestion des stocks ou la continuité des opérations) et réglementaires (par exemple : documentation du produit en vue d'une validation avant mise sur le marché).

Enfin des organisations extérieures peuvent être impliquées, pour effectuer par exemple des activités d'audit, de surveillance, de validation ou encore de contrôle. Ces activités peuvent également être assistées (ou entièrement déléguées) par des agents autonomes ainsi que l'envisagent des entités de régulation telles que l'organisme de contrôle des médicaments nord-américain (Food and Drugs Administration) pour son futur système KASA [10] (pour Knowledge-aided assessment and Structured Applications) qui devrait à terme pouvoir observer l'ensemble des usines du secteur pharmaceutique de manière autonome pour déceler les incidents et malfaçons et ainsi renforcer la sécurité des produits finaux. Ainsi, les agents doivent tenir compte dans leur communication, de la nature et du rôle de leur interlocuteur, que ce soit un agent artificiel collaborateur, un agent humain à assister dans une intervention ou un agent effectuant un audit de contrôle sur le système.

3 Problème d'explication des incidents

Après avoir présenté en section 2.2 le concept de jumeau numérique et introduit en section 2.3 l'implication d'agents humains dans le système de production, nous nous attachons à décrire ici la nature des incidents pouvant se produire sur la chaîne de production et pour lesquels nous voudrions employer des jumeaux numériques afin de faciliter pour l'utilisateur la compréhension de l'état du système.

3.1 Nature des incidents

Même lorsque toutes les précautions sont prises pour assurer la fiabilité maximale d'un procédé industriel, des événements peuvent survenir et mettre en péril son bon fonctionnement. Ici nous nous intéressons plus particulièrement aux incidents qui se manifestent durant une production par un écart entre une mesure attendue en un point de la chaîne de fabrication, et celle observée. Nous proposons ici de relever différentes sources de ces incidents en s'attachant à trouver les indices permettant d'identifier leur origine.

Citons en premier lieu les *erreurs de capteurs*, pouvant provoquer sur la mesure, ou l'une des mesures employées pour la supervision, des écarts alarmants. La littérature distingue classiquement les erreurs fortes (par exemple, destruction d'un capteur), faciles à repérer par un changement soudain, des erreurs faibles, fournissant une valeur plausible mais erronée. De telles erreurs peuvent avoir de multiples origines, incluant un dérèglement de l'étalonnage, une détérioration matérielle, une usure ou la présence d'impuretés par exemple. Le domaine de la maintenance industrielle évolue avec l'industrie 4.0, mais la prolifération intense des capteurs rend nécessaire l'anticipation des erreurs de mesures potentielles. La méthode la plus courante est un recours à la redondance de capteurs, permettant à minima de localiser le problème si les mesures de capteurs redondants divergent. Cette solution peut toutefois être impossible ou trop coûteuse. Quelques travaux proposent alors l'emploi de jumeaux numériques pour détecter ces erreurs et proposent le déploiement de modèles en remplacement du capteur fautif lorsque cela est possible [8]. Ce modèle est alors désigné sous l'appellation de *capteur virtuel*.

De manière analogue aux erreurs de capteurs, nous pouvons évoquer les *erreurs d'actionneurs*, tels que des moteurs, des pompes ou des systèmes chauffants. De tels équipements sont également sujets à des pannes et le cas échéant, les grandeurs physiques qu'ils doivent contrôler sur la chaîne de fabrication peuvent dévier de la valeur attendue. Pour détecter ce genre de problèmes, les équipements industriels tendent à intégrer de plus en plus de capteurs sur les effecteurs eux-même (par exemple un capteur de température dans le système chauffant) afin de détecter une incohérence avec une valeur de consigne. Cependant, la valeur attendue

pour confirmer ou infirmer le bon fonctionnement de l'actionneur peut dépendre de mécanismes plus complexes que la seule valeur de consigne. Des travaux récents montrent que construire un jumeau numérique de l'actionneur permet de surveiller celui-ci et détecter un comportement erroné [21].

Si une partie des erreurs en production provient d'éléments physiques dans la chaîne de production, certains incidents peuvent également avoir pour cause des *erreurs de modélisation*. Ces dernières peuvent par exemple conduire un jumeau numérique à donner une vision erronée de l'état d'un procédé. Cela peut provenir d'une erreur de choix de formule dans un modèle mécanistique, ou bien l'emploi de mauvaises données pour son calibrage. De même, un modèle d'apprentissage peut être sujet aux problèmes classiques de mauvais entraînement. Un modèle peut enfin être confronté à un cas éloigné des valeurs "typiques" et attendues qui auraient été envisagées lors de sa conception.

Enfin des *événements physiques*, non prévus dans le procédé de fabrication peuvent se produire. Citons par exemple la possibilité de contamination d'un milieu de culture cellulaire dans l'industrie pharmaceutique [6]. La présence de bactéries contaminant un milieu peut ne pas être visible à l'oeil nu (par changement de couleur du média par exemple) et ne se traduire que par des écarts de mesures par rapport aux valeurs attendues (variation d'acidité, chute de concentration en glucose, consommé par les bactéries, etc.). Si constater un écart entre les prédictions du jumeau numérique et les mesures réelles est aisé, comprendre l'origine de tels incidents durant la fabrication est bien plus compliqué. Tout modèle se heurte alors à l'impossibilité de représenter, d'expliquer et d'interpréter ce qui échappe au mécanisme initialement modélisé.

3.2 Conséquences et gestion d'incidents

La gestion d'un incident est bien entendu spécifique au domaine industriel et au type d'incident détecté. Il peut conduire à éliminer tout ou partie de la production (dans le cas d'une contamination bactérienne dans le domaine agro-alimentaire ou pharmaceutique par exemple), et imposer des travaux de maintenance (dans l'exemple précédent, une révision de la stérilité de la ligne de fabrication). Identifier précisément la nature d'un incident peut exiger la mise de côté d'un lot le temps d'en trouver l'origine. Parvenir à identifier l'origine du problème peut permettre de décider des opérations à effectuer pour rectifier le lot isolé si cela est faisable, et prévenir la reproduction de l'incident. Dans le secteur pharmaceutique par exemple, la détection, l'explication d'un incident et le suivi des procédures de sa prise en charge sont régulièrement vérifiées par les organismes régulateurs et conditionnent le droit de vendre des produits sur le marché (voir par exemple la réglementation de l'autorité européenne du médicament [18], en particulier les articles 7 et 8).

4 Vers un système ouvert et distribué pour l'explication d'incidents

Après avoir défini en section 2 l'environnement industriel dans lequel se produisent les incidents décrits en section 3, nous cherchons à exposer ici les travaux liés à l'usage de systèmes multi-agents afin d'expliquer ces incidents. Nous soumettons des questions de recherche permettant de guider la conception d'un système capable de résoudre dans un environnement industriel le problème de l'accompagnement d'opérateurs humains dans la recherche d'explication d'incidents.

4.1 Architecture générale

Notre approche cherche à répondre à des contraintes posées par les réglementations tout en imposant la nécessité de pouvoir conduire des investigations. Elle vise à comprendre l'origine de ces incidents et la justification des décisions prises par les opérateurs. Pour répondre à ces problèmes d'explicabilité, de nombreux articles ont fait émerger ces dernières années le concept d'Intelligence Artificielle Explicable (souvent désignée sous l'acronyme de XAI pour "eXplainable AI"). Cette approche vise à concevoir des composants logiciels dont le comportement peut être compris par un être humain. Dans le cadre des systèmes multi-agents, cette idée est portée à l'échelle collective par le concept de Système Multiagent Explicable (XMAS) [1, 7]. Cette double volonté de pouvoir expliquer à un opérateur humain l'origine des résultats et les hypothèses envisagées est au coeur du système décrit ici.

Nous proposons d'instancier, pour chaque jumeau numérique, un agent cognitif BDI [16] qui posséderait dans sa base de croyances les informations relatives à la fois au procédé et à la ligne de production dans leur ensemble, et les connaissances relatives au jumeau numérique dont il a la charge ainsi qu'à l'équipement dont il est le jumeau. Nous explorons ce point en détail en section 4.2. Tout agent a possède un ensemble de croyances S_a sur les perceptions du procédé via les capteurs de son équipement physique, un ensemble de croyances S'_a sur les valeurs estimées en sortie de son jumeau numérique. Limiter les connaissances d'un agent à un seul couple jumeau numérique – équipement physique permet de lui donner volontairement une vision locale, pouvant être en contradiction avec d'autres agents en charge d'autres équipements.

Exemple 1 Citons à titre d'illustration une installation industrielle permettant de réaliser une étape de production de levures (pour la boulangerie par exemple). Le Diagramme présenté en figure 2 montre une unité constituée d'un ensemble d'équipements (cuves, tuyaux, pompes peristaltiques et valve) et permettant de réaliser cette étape de culture de levure (voir section 2.1).

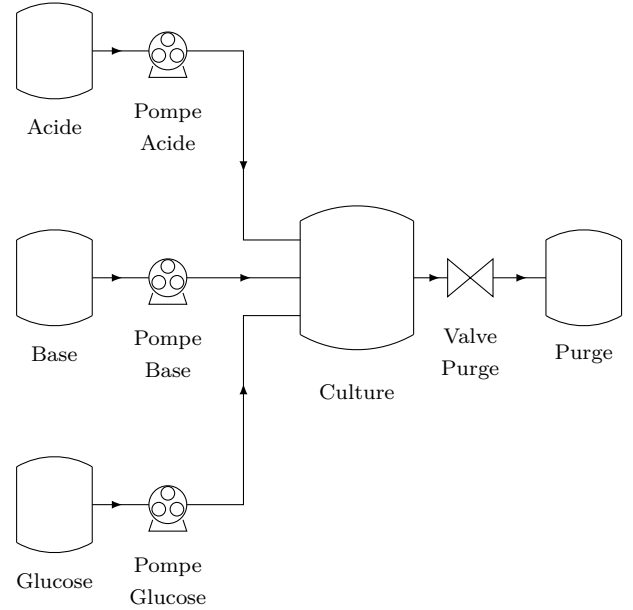


FIGURE 2 – Exemple d'unité permettant de réaliser une culture de levures

Les levures sont des organismes relativement simples, se nourrissant principalement de sucres (glucose) et produisant entre autre substances de l'alcool (éthanol) et du dioxyde de carbone. La modélisation de la culture de levures a fait l'objet de très nombreux modèles, prenant en compte divers paramètres [11]. Citons parmi ceux-ci l'acidité du milieu (devant en général être maintenue autour de 4), la température (optimale vers 30°C) et la concentration en sucres du milieu de culture.

Notons que le bon fonctionnement du procédé n'est pas aisément perceptible. En effet, constater précisément la prolifération des levures demande le prélèvement d'un échantillon et un comptage au microscope, ou à l'aide d'équipements d'analyse coûteux. Il est alors courant d'estimer le nombre de levures en mesurant d'autres paramètres liés à ce nombre et recourir à des modèles pour avoir une estimation. Par exemple, la mesure de l'absorbance du milieu par spectrophotométrie ou la mesure de la permittivité électrique du milieu à 2MHz permettent d'avoir une estimation exploitable de cette concentration.

Dans le cadre de cet exemple filé, nous proposons d'envisager l'usage de jumeaux numériques derrière chacun de ces capteurs (température, absorbance, acidité, etc), effecteurs (pompes, valves) et modèles d'estimation (capteurs virtuels de concentration à partir de l'absorbance ou de la permittivité, modèle de culture, etc.). Enfin un agent se trouve associé à chacun de ces jumeaux numériques, en étant doté de connaissances sur le jumeau numérique dont il a la charge.

Pour chaque perception $s_a \in S_a$, nous définissons un triplet $\langle m_{s_a}, i_{s_a}, v_{s_a} \rangle$ où m_{s_a} est la mesure relevée, c'est-à-dire la valeur numérique perçue (par exemple :

31°C), i est l'identifiant unique d'un mesurable physique dans le procédé (par exemple, la température dans une cuve spécifiée) et $v_{s_a} \in \{\perp, \top\}$ est la croyance en la validité du capteur à l'origine de cette mesure.

De manière analogue, pour chaque estimation en sortie $s'_a \in S'_a$, nous définissons un triplet $\langle m_{s'_a}, i, v_{s'_a} \rangle$ où $m_{s'_a}$ est la mesure prédite, i est l'identifiant du mesurable physique dans le procédé et $v_{s'_a} \in \{\perp, \top\}$ est la croyance en la validité de cette estimation par son modèle dans l'état courant.

Lors d'un incident, c'est-à-dire une incohérence entre deux valeurs pour une même mesure physique i , chacune étant issue soit d'un capteur, soit d'une prédiction par un jumeau numérique. Nous demandons ensuite aux agents d'employer un système d'argumentation pour positionner chaque jumeau numérique et son équipement physique vis-à-vis de ces valeurs. Nous détaillons la nature de cette argumentation en section 4.3.

Exemple 2 *Pour reprendre l'exemple de notre culture de levures, un incident tel que défini en section 3 peut par exemple consister entre un écart constaté entre l'acidité du milieu mesuré par une sonde de pH dans la cuve d'une part, et ce qui est estimé par le jumeau numérique de la culture cellulaire d'autre part (estimant l'évolution de l'acidité à partir de la température, l'évolution de la concentration en levures et la concentration de sucres par exemple).*

4.2 Mise à disposition de connaissances

Pour permettre à des agents d'interagir sur la base de références communes à des éléments du procédé (tel que des équipements, des étapes, des mesures ou des matériaux), ils doivent avoir accès à un ensemble structuré d'informations. Les bases de données ontologies offrent une structure de stockage de connaissances et la possibilité de symboliser sous forme de graphe les liens et structures formées par les connexions sémantiques entre ces concepts. L'usage de telles ontologies par des agents autonomes artificiels a récemment été facilité par l'intégration de ces bases de données au sein d'écosystèmes logiciels, dédiés à l'implémentation de systèmes multi-agents tel que JaCaMo [5].

Pour obtenir ces connaissances, des outils permettent déjà d'extraire une représentation compatible avec les standards des bases de données d'ontologies à partir de protocoles et formats industriels, tel que le format de description des équipements MTP [9, 22], tandis que des standards de description des procédés ont également fait l'objet d'une telle formalisation [12]. Nous avons présenté l'intérêt de ces standards en section 2. Obtenir une représentation du procédé mis en oeuvre nécessite toutefois d'aller plus loin que la définition d'un ensemble d'équipements et d'étapes. Il est nécessaire de représenter la logique des opérations successives de transformation de matériaux pour arriver au produit fini. Cela soulève notre première question :

Question 1 *Comment décrire un procédé de fabrication dans une ontologie pour le rendre compréhensible pour des agents autonomes ?*

Afin de proposer un cadre pouvant s'appliquer de manière générique à tout procédé industriel, il est nécessaire d'employer à la fois des domaines définissant des concepts généraux, sur lesquels peuvent s'appuyer les agents pour comprendre et formuler des explications, ainsi que des connaissances plus spécifiques au domaine applicatif.

Exemple 3 *Dans le cadre de notre exemple de procédé de culture de levure, des ontologies publiées décrivent des connaissances précieuses pour la compréhension de cette production. Citons par exemple "The Brewer's Yeast Ontology"¹ qui définit des propriétés telles que la température optimale de fermentation ou la tolérance à l'alcool des différentes souches de levures.*

4.3 Confrontation des hypothèses

Un incident est observé implique qu'à un instant donné il existe deux mesures m et m' pour un même mesurable i tel que $|m - m'| > \Delta_{m,max,i}$, où $\Delta_{m,max,i}$ est une valeur de tolérance définie pour le mesurable i . Nous proposons de modéliser ce fait par une relation d'attaques réciproques entre les deux mesures en contradiction.

S'il s'agit de deux mesures m et m' de capteurs d'un même mesurable i , par exemple en cas de redondance matérielle, l'un des deux capteurs est nécessairement fautif. En revanche dans le cas où au moins un jumeau numérique est impliqué, l'erreur peut provenir de son modèle lui-même ou des sources de ses données, c'est-à-dire d'autres capteurs ou jumeaux numériques. La validité d'un modèle peut être défendue par des arguments, par exemple s'il continue de prédire avec justesse d'autres mesures, de même que des capteurs fournissant des mesures utilisées par d'autres modèles fournissant des prédictions valides. À l'inverse l'implication de ces modèles et capteurs dans des chaînes menant à la production d'autres écarts peut être employé comme motif d'attaque.

Exemple 4 *Pour notre exemple de culture de levure, si le capteur d'acidité indique une valeur de pH plus élevée de celle estimée par le jumeau numérique de la culture, il est important pour un opérateur d'identifier l'origine de l'incident avant d'envisager d'ajuster l'acidité en activant des pompes dédiées à cette régulation. En effet, cet écart peut être expliqué de multiples façons :*

- *un capteur d'acidité nécessite d'être régulièrement calibré et peut se dégrader pour des raisons d'usure ou d'exposition à l'air par exemple. Un écart grandissant peut être symptomatique d'un dérèglement ou d'un capteur endommagé.*

1. <https://github.com/mjp5153/yeast-ontology/>

- le modèle au sein du jumeau numérique peut lui-même être dans l'erreur, par exemple en raison de son incapacité à modéliser une partie du comportement des levures. Celles-ci changent de comportement durant la culture et un modèle peut être moins adapté à la modélisation de certaines phases dans des conditions particulières.
- un incident venant modifier le procédé peut également expliquer ces variations telle que la défaillance d'une pompe impliquée dans la régulation de l'acidité. Un changement d'acidité peut également être symptomatique d'une contamination du milieu de culture par un autre organisme. Par exemple, un défaut de stérilité peut conduire à une contamination par *Escherichia Coli*, bactérie se nourrissant également de glucose dans des conditions de culture similaires.

Les agents, ayant à disposition une représentation des connaissances mentionnées ci-avant peuvent alors formuler des hypothèses sous la forme d'arguments suivants :

arg_1 Le jumeau numérique de la culture peut être dans l'erreur si la sonde d'acidité est en bon état,

arg_2 La sonde peut être défectueuse si le jumeau numérique fonctionne,

arg_3 Le jumeau numérique de la culture peut être dans l'erreur si une contamination du milieu est en cours,

arg_4 Le jumeau numérique de la culture peut être dans l'erreur si une pompe est défectueuse

On peut alors y ajouter des relations d'attaques en notant $x \rightarrow y$ la relation signifiant que l'argument x attaque y . Dans notre exemple, prenons $\{arg_1 \rightarrow arg_2, arg_2 \rightarrow arg_1, arg_3 \rightarrow arg_2, arg_4 \rightarrow arg_2\}$

Cela peut être représenté par le graphe d'attaques présenté en figure 3.

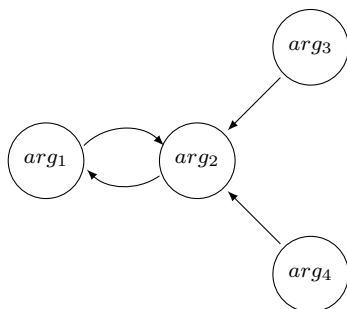


FIGURE 3 – Relations d'attaques entre arguments

La littérature en matière d'argumentation dans les systèmes multi-agents [15] définit la *défense sans conflit* d'un ensemble d'arguments comme un ensemble dans lequel aucun argument n'en attaque un autre. Il est alors possible de retirer des jumeaux numériques et

capteurs ainsi défendus de l'ensemble impliqué pour ne retenir ceux qui ne sont pas défendus. Faire d'une liste non vide de défenses sans conflits des *explications d'incident* reviendrait à donner des ensembles de capteurs, d'actionneurs et de jumeaux numériques pour lesquels on ne peut pas exclure l'hypothèse d'une défaillance, et ainsi aider l'utilisateur à comprendre des origines possibles de l'incident observé.

Exemple 5 Dans notre exemple, $\{arg_1, arg_3, arg_4\}$ est l'une des possibles défenses sans conflit, considérant qu'un modèle défectueux du jumeau numérique peut être une explication possible permettant d'expliquer l'incident.

Cette hypothèse nous conduit à la question suivante :

Question 2 Comment et sous quelles conditions peut-on employer un cadre d'argumentation pour construire des explications possibles d'un incident ?

4.4 Sélection et présentation d'explications

Si plusieurs explications sont générées par le mécanisme cité ci-avant, se pose la question de savoir si elles sont toutes aussi vraisemblables ou s'il est possible d'ordonner ces explications par ordre de vraisemblance afin de gagner du temps dans l'intervention sur l'installation industrielle. Le rasoir d'Ockham, ou principe de parcimonie, est une célèbre heuristique établissant un lien entre simplicité d'une explication (au sens du nombre d'éléments impliqués) et vraisemblance. Ainsi nous posons cette question :

Question 3 L'emploi du principe de parcimonie est-il une heuristique pertinente et suffisante pour la sélection des meilleures explications ?

Dans le cas où la réponse à cette question serait négative, comment et où serait-il possible de trouver des heuristiques et informations pertinentes pour améliorer ce diagnostic ? Certaines caractéristiques des modèles et capteurs seraient-elles utiles pour alimenter un raisonnement ?

Exemple 6 Dans le cas de la culture de levure, certains des arguments peuvent être écartés par des contrôles sur la chaîne de production, et un agent humain effectuant ces vérifications pourrait interagir avec le système pour ajouter de nouveaux arguments. Par exemple, un contrôle du volume dans la cuve de culture ou la cuve de base pourrait contredire l'hypothèse d'une fuite représentée par arg_4 .

5 Conclusion

La prolifération des capacités de calcul dans un nombre croissant d'équipements industriels et la définition de protocoles et formats standards pour les interactions

entre équipements ont ouvert la voie vers des chaînes de fabrication modulaires, reconfigurables et capables d'auto-organisation. L'abondante quantité de données fournies par ces capteurs et la possibilité de les traiter durant la production a également popularisé l'emploi de jumeaux numériques, permettant de modéliser, superviser et prédire le comportement des équipements industriels pour maîtriser encore davantage ces systèmes complexes à plusieurs niveaux d'abstractions allant du capteur ou de l'effecteur jusqu'au procédé dans son ensemble. Enfin des acteurs extérieurs à la production, telles que des autorités de régulation, se sont intéressés à la possibilité d'exiger l'accès à ces systèmes pour vérifier, durant ou après la production, la conformité de celle-ci aux règles et les recommandations en vigueur.

Toutefois, la complexité croissante et la multiplication d'éléments matériels et logiciels susceptibles de commettre des erreurs et les propager dans le système a complexifié la compréhension et le traitement des incidents de production. Trouver les informations pertinentes afin d'identifier durant la production, l'élément, capteur ou jumeau numérique à l'origine de l'incident est une tâche qui peut dépasser les capacités cognitives d'un opérateur et rendre impossible (ou hasardeuse) la gestion du problème. Nous avons donc cherché dans cet article à définir la nature de ces incidents et montrer que la législation et certains travaux de la littérature ont déjà pointé la nécessité de construire un système permettant de sélectionner les hypothèses et informations pertinentes pour un opérateur humain et d'expliquer l'origine de ces informations.

Enfin nous avons esquissé en section 4, et illustré à travers un exemple de procédé, plusieurs étapes pour permettre à des agents d'être informés de l'état des divers éléments du système, d'accéder à des connaissances communes, et de confronter des hypothèses sur l'origine d'un incident afin d'informer un opérateur humain. Cette proposition a pour principal objectif de faire ressortir des questions que nous avons énuméré et qui devraient guider des travaux de réalisation d'un tel système.

Afin de confronter ces hypothèses à des cas réels et construire une solution pouvant être employée dans un cadre industriel, nous envisageons de réaliser le procédé décrit en exemple et mettre à disposition les données, modèles et agents sous la forme de données ouvertes, afin de permettre la création et le partage de preuves de concepts s'appuyant sur un cas réel.

Remerciements

Les auteurs souhaitent remercier monsieur Alphonse Meyer pour ses connaissances en matière de culture de levures ayant permis les travaux expérimentaux et d'état de l'art ayant menés à la rédaction de cet article.

Références

- [1] Francesco ALZETTA et al. "In-time explainability in multi-agent systems : Challenges, opportunities, and roadmap". In : *Explainable, Transparent Autonomous Agents and Multi-Agent Systems : Second International Workshop, EXTRAAMAS 2020, Auckland, New Zealand, May 9–13, 2020, Revised Selected Papers 2*. Springer. 2020, p. 39-53.
- [2] International Society of AUTOMATION. *Batch Control Part 1, Models and Terminology*. ISA, 2010.
- [3] Torsten BLOCHWITZ et al. "The functional mockup interface for tool independent exchange of simulation models". In : *Proceedings of the 8th international Modelica conference*. Linköping University Press. 2011, p. 105-114.
- [4] Francis BORDELEAU et al. "Towards model-driven digital twin engineering : Current opportunities and future challenges". In : *Systems Modelling and Management : First International Conference, ICSMM 2020, Bergen, Norway, June 25–26, 2020, Proceedings 1*. Springer. 2020, p. 43-54.
- [5] Victor CHARPENAY et al. "Hypermedea : A Framework for Web (of Things) Agents". In : *Companion Proceedings of the Web Conference 2022*. 2022, p. 176-179.
- [6] Yingjie CHEN et al. "Digital twins in pharmaceutical and biopharmaceutical manufacturing : a literature review". In : *Processes* 8.9 (2020), p. 1088.
- [7] Giovanni CIATTO et al. "Towards XMAS : eXplainability through Multi-Agent Systems". In : *Proceedings of the 1st Workshop on Artificial Intelligence and Internet of Things (2019)*, p. 40-53.
- [8] Hossein DARVISHI et al. "Sensor-fault detection, isolation and accommodation for digital twins via modular data-driven architecture". In : *IEEE Sensors Journal* 21.4 (2020), p. 4827-4838.
- [9] Aljosha KÖCHER, Lasse BEERS et Alexander FAY. "A Mapping Approach to Convert MTPs into a Capability and Skill Ontology". In : *2022 IEEE 27th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. IEEE. 2022, p. 1-8.
- [10] X Yu LAWRENCE et al. "FDA's new pharmaceutical quality initiative : Knowledge-aided assessment & structured applications". In : *International journal of pharmaceuticals : X* 1 (2019), p. 100010.

- [11] A.J. MACINTOSH. “3 - Modelling yeast growth and metabolism for optimum performance”. In : *Brewing Microbiology*. Sous la dir. d’Annie E. HILL. Woodhead Publishing Series in Food Science, Technology and Nutrition. Oxford : Woodhead Publishing, 2015, p. 31-46. ISBN : 978-1-78242-331-7. DOI : <https://doi.org/10.1016/B978-1-78242-331-7.00003-4>. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9781782423317000034>.
- [12] Edrisi MUÑOZ, A ESPUÑA et Luis PUIGJANER. “Towards an ontological infrastructure for chemical batch process management”. In : *Computers & chemical engineering* 34.5 (2010), p. 668-682.
- [13] Igiri ONAJI et al. “Digital twin in manufacturing : conceptual framework and case studies”. In : *International journal of computer integrated manufacturing* 35.8 (2022), p. 831-858.
- [14] Jérémy PATRIX, Beranger SIX et Sylvain LINTZ. “Accélération de la simulation d’Emulatio, un jumeau numérique de schéma électrique par fusion de données et intelligence augmentée”. In : *Conférence JFDPA-PFIA*. 2020.
- [15] Iyad RAHWAN. “Argumentation among agents”. In : *Multiagent Systems*, (2013), p. 177-210.
- [16] Anand S RAO, Michael P GEORGEFF et al. “BDI agents : from theory to practice.” In : *Proceedings of the First International Conference on Multiagent Systems*. T. 95. The MIT press, 1995, p. 312-319.
- [17] Erwin RAUCH, Christian LINDER et Patrick DALLASEGA. “Anthropocentric perspective of production before and within Industry 4.0”. In : *Computers & Industrial Engineering* 139 (2020), p. 105644.
- [18] *RÈGLEMENT DÉLÉGUÉ (UE) No 1252/2014 DE LA COMMISSION*. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/PDF/?uri=CELEX:32014R1252&from=EN>.
- [19] Guodong SHAO et al. “Use case scenarios for digital twin implementation based on iso 23247”. In : *National Institute of Standards : Gaithersburg, MD, USA* (2021).
- [20] Damien TRENTESAUX et Patrick MILLOT. “A human-centred design to break the myth of the “magic human” in intelligent manufacturing systems”. In : *Service orientation in holonic and multi-agent manufacturing* (2016), p. 103-113.
- [21] Jinjiang WANG et al. “Digital Twin for rotating machinery fault diagnosis in smart manufacturing”. In : *International Journal of Production Research* 57.12 (2019), p. 3920-3934.
- [22] Sachari WASSILEW et al. “Transformation of the NAMUR MTP to OPC UA to allow plug and produce for modular process automation”. In : *2016 IEEE 21st International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. IEEE. 2016, p. 1-9.