

MODÉLISATION DYNAMIQUE DU COMPORTEMENT D'OPÉRATEURS AVEC PRISE EN COMPTE DE DONNÉES IMPARFAITES

S. ELKOSANTINI, D. GIEN

Laboratoire d'Informatique, de Modélisation et d'Optimisation des Systèmes
Institut Français de Mécanique Avancée
Aubières, 63172 Cedex, France
Sabeur.Elkosantini@ifma.fr, Denis.Gien@ifma.fr

RÉSUMÉ : *Dans cet article, nous proposons une modélisation dynamique du comportement d'opérateurs en considérant des données mal définies. L'approche proposée constitue une partie d'un modèle dynamique plus global permettant l'étude des systèmes et des structures à composante humaine à deux niveaux : individuel et collectif. Elle s'intéresse à l'étude du comportement de travailleurs en soulignant la dynamique de certains facteurs psychologiques. L'incertitude et l'imperfection que peuvent avoir certains aspects comportementaux, psychologiques ou psychosociaux sont intégrées dans le modèle en utilisant la théorie des sous-ensembles flous et plus particulièrement les nombres flous.*

MOTS-CLÉS : *Modélisation, simulation sociale, facteurs humains, comportement des opérateurs, nombres flous.*

1. INTRODUCTION

Le contexte de cet article est celui des systèmes de production au sens d'organisations sociotechniques ayant pour objectif la fourniture d'un produit ou d'un service. La conduite d'une activité au sein d'une telle organisation repose, non seulement sur les compétences techniques des acteurs, mais également sur les facteurs comportementaux humains entrant en jeu. Pour cela, de nombreuses démarches ont été proposées pour améliorer l'efficacité des entreprises, habituellement basées sur des facteurs techniques comme les coûts, les délais ou les performances. Ces facteurs techniques traduisent les dimensions économique, temporelle et technique des produits.

Plusieurs méthodes et outils usuels de modélisation et d'évaluation des systèmes de production ont été proposés. Ces outils ont le rôle majeur d'aider les responsables d'entreprises à tester de nouvelles méthodes de travail ou à prendre les bonnes décisions pour améliorer le rendement et l'efficacité des opérateurs. Cependant, les besoins et les exigences des opérateurs sont rarement considérés, ce qui ne permet pas de prendre en compte les contraintes liées aux ressources humaines. Les fondements psychologiques et sociologiques capables d'expliquer le comportement des

opérateurs sont négligés. Pourtant, l'influence de la motivation des opérateurs humains sur la productivité des entreprises est manifeste. L'amélioration de la qualité de vie des personnes au sein de l'entreprise ainsi que celle de leurs conditions de travail est un moyen efficace pour l'amélioration de la productivité (Horenstein 2006). Leur satisfaction, leur sentiment de sécurité, leur perception du climat social sont déterminants pour l'efficacité de leur travail et par conséquent pour la qualité des produits ou des services (Pelletier 1985).

Dans cet article, nous nous intéressons à la modélisation du comportement des opérateurs ou des individus du point de vue psychologique avec prise en compte de données imprécises.

2. INTÉRÊT DE LA SIMULATION SOCIALE

La simulation sociale, dérivant des intérêts des psychologues, des sociologues, des anthropologues et de quelques économistes, s'intéresse à l'étude des modèles comportementaux et des phénomènes sociaux. Elle permet l'analyse des structures et des organisations sociales regroupant un ensemble d'acteurs (individus, animaux, etc.) en interaction. Axel-

rod (Axelrod 1997) décrit la simulation comme la troisième façon de « faire de la science », complémentaire avec les deux méthodes standards dans les sciences sociales, celles d'induction et de déduction. Selon Gilbert et Troitzsch (Gilbert & Troitzsch 1999), le but de la simulation est de mieux comprendre un phénomène ou de prédire l'évolution d'un système. La simulation permet en outre d'étudier assez finement des processus dynamiques qui prennent en compte naturellement l'évolution temporelle.

La simulation sociale a été souvent utilisée pour implémenter, vérifier et valider des théories et tester les hypothèses proposées par les sociologues qui sont souvent discursives et plus rarement mathématiques. Gilbert et Troitzsch (Gilbert & Troitzsch 1999) affirment que les phénomènes ou les systèmes étudiés dans les sciences sociales sont complexes, dynamiques et non stationnaires. Ainsi, leur modélisation analytique s'avère très difficile puisqu'il s'agit de systèmes à comportement non-linéaire tandis que la plupart des méthodes statistiques conventionnelles se basent sur des hypothèses de linéarité. Gilbert et Troitzsch concluent que la méthode la plus efficace pour étudier le comportement non-linéaire de systèmes complexes est de les modéliser en construisant des modèles assez fiables et ensuite de passer à la simulation.

Selon Lewandowsky (Lewandowsky 1993), le but de la plupart des modèles informatiques en sciences sociales est la validation des théories plutôt que la construction de modèles prédictifs. Par exemple, Sibertin-Blanc et al. (Sibertin-Blanc et al. 2006) ont implémenté la théorie de la Sociologie de l'Action Organisée pour définir l'organisation entre les agents d'un système multi-agent. Quant à Andriamasinoro et Courdier (Andriamasinoro & Courdier 2001), ils ont proposé un modèle dynamique de comportement d'agent en utilisant la pyramide des besoins de Maslow.

L'amélioration de la performance des acteurs d'un système social est aussi l'un des enjeux de la simulation. Plusieurs tentatives de modélisation ont été proposées pour lier des modèles de performances, associés à divers domaines comme le contrôle du trafic aérien (Lee & Remington 2004), et des modèles comportementaux. Des outils d'aide à la décision sont proposés afin d'améliorer la performance du système et d'évaluer au vu du comportement du modèle simulé, des scénarios prospectifs de type « que se passe-t-il si »¹ (Deffuant et al. 2002).

Le dernier rôle des modèles de phénomènes sociaux que nous citons est la clarification des liens qui existent entre les phénomènes sociaux envisagés au niveau de la société dans son ensemble, au niveau collectif ou

global, et les phénomènes locaux, envisagés au niveau de l'individu (Amblard 2003). Plus particulièrement, la simulation sociale permet d'étudier le passage des dynamiques individuelles à des dynamiques globales par le jeu complexe des interactions entre individus.

Nous situons notre travail dans le cadre de l'amélioration de l'efficacité des opérateurs en étudiant la nature de relations qui existe entre eux. Le but est de proposer un outil permettant, d'abord, de comprendre le comportement des opérateurs et ensuite d'aider les responsables à choisir et tester les actions de pilotage adéquates pour assurer une performance optimale.

3. APPROCHE PROPOSÉE

3.1 Le modèle général

Rappelons que ce travail fait partie d'un modèle global permettant de décrire de manière dynamique les deux niveaux du comportement d'opérateurs, à savoir individuel et collectif (Elkosantini & Gien 2007). Il permet d'avoir une meilleure modélisation du comportement en tenant compte, d'une part, des facteurs à échelle individuelle (psychologiques: motivation, stress et physiologiques: fatigue) et, d'autre part, des relations inter-opérateurs (facteurs psychosociaux) comme le conflit ou la communication.

Ce modèle, à deux niveaux : individuel et collectif, offre aux responsables une vue plus détaillée sur les aspects humains de l'entreprise. L'approche proposée peut être considérée comme un outil d'aide à la décision utilisable par les managers pour tester et simuler l'effet de certaines actions ou décisions sur certains facteurs comportementaux.

Dans cet article, nous ne nous intéressons qu'au niveau individuel du comportement d'opérateur. Dans ce niveau, que nous qualifions de microscopique, chaque comportement individuel est modélisé par le triplet $G_I = \langle E, A, R \rangle$ avec :

- $E = \{E_i\}_{i=1..n}$ est l'ensemble des facteurs comportementaux individuels et n est le nombre de facteurs considérés.
- A est l'ensemble des relations entre les différents facteurs comportementaux $\{E_i\}_{i=1..n}$.
- $R = [r_{il}]_{i,l=1..n}$ est l'ensemble des valuations où r_{il} représente le degré de la relation entre E_i et E_l . Notons aussi que r_{ii} représente l'influence de l'état actuel de l' i^{eme} facteur sur sa future variation. Ces valeurs sont obtenues à la suite d'une série d'interviews et d'enquêtes² avec les opéra-

¹Terme en anglais : « What-if »

²Les questionnaires

teurs concernés. Un processus d'identification des paramètres du modèle permettra de déterminer la structure globale du graphe.

Graphiquement, le comportement individuel G_I est représenté par un graphe dans lequel chaque nœuds représente un facteur psychologique (ex. satisfaction) ou physiologique (ex. fatigue). Les arcs A expriment la dynamique des interactions entre ces facteurs. L'exemple de graphe de comportement de la figure 1 illustre la dynamique qui existe entre les facteurs cognitifs, psychologiques et la performance d'un opérateur dans un système de production. Ces relations d'influence ont été souvent étudiées par des psychologues de manière discursive et plus rarement mathématiques. Par exemple, certains travaux considèrent que la performance est étroitement liée à l'effort, à la précision et à la qualité du travail (Seo et al. 2004). Le niveau de l'effort a été souvent considéré comme une conséquence directe des processus motivationnels, quant à la précision, elle est influencée par la variation du stress (Jones 2005). Concernant l'humeur, elle peut être influencée par le degré de motivation des opérateurs et peut également être affectée par l'augmentation du stress chez l'individu (Douthitt & Aiello 2000).

Dans ce type de modèle comportemental, il est important de différencier les facteurs associés au comportement de ceux qui représentent le monde extérieur. Par exemple, dans le graphe de la figure 1, les nœuds situés à l'intérieur du cadre (2, 3, 4, 6, 7 et 9) sont ceux du comportement alors que les deux autres, à savoir 1 et 5, représentent des facteurs associés à l'environnement du travail.

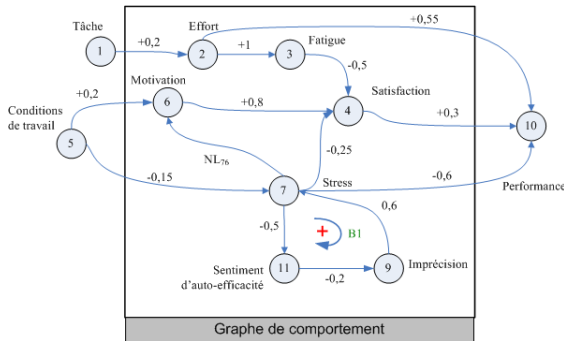


Figure 1: Exemple de graphe.

En plus de la matrice R des relations internes définie précédemment, nous définissons une deuxième matrice $S = [s_{hi}]_{i=1..n, h=1..q}$ où chaque élément s_{hi} représente le degré de la relation entre h^{ieme} nœud d'entrée (ou les facteurs externes ; par exemple : 1 et 5 du graphe 1) et le i^{ieme} facteur humain. Notons que q est le nombre de ces facteurs externes.

Chaque facteur comportemental E_i du graphe est caractérisé par son degré $d_i(t)$ qui varie dans le temps. Ainsi nous définissons le vecteur $d(t) = [d_i(t)]_{i=1..n}$ et l'ensemble N des valeurs linguistiques que peut avoir chaque $d_i(t)$: $N = \{\text{Très faible, Faible, Modéré, Fort, Très fort}\}$. Dans un premier temps, ces valeurs linguistiques sont traduites en valeurs numériques appartenant à l'intervalle $[0, 1]$; la valeur 0 exprimant un degré très faible et la valeur 1 un degré très fort. La quantification des facteurs psychologiques peut être assurée par des questionnaires et des interviews. Quant aux facteurs physiologiques, ils peuvent être quantifiés en mesurant par exemple la tension, le pou analyse de la salive, etc.

Nous avons proposé dans (Elkosantini & Gien 2007) de modéliser le comportement individuel des opérateurs par des équations différentielles numériques. Ce modèle suppose que la variation d'un facteur dépend de son état actuel d_i ainsi que de l'état d'autres facteurs. L'équation (1), sous forme de fonctions matricielles R et S , est une formule générale intégrant la non-linéarité des relations inter-facteurs :

$$\frac{d}{dt}d(t) = R(d, t) + S(e, t) \quad (1)$$

Avec $R(d, t)$ et $S(e, t)$ les fonctions, dépendant de d et de e , décrivent les relations entre les facteurs du modèle. $e(t) = [e_h(t)]_{h=1..q}$ est le vecteur qui décrit le comportement des nœuds d'entrée symbolisant les actions externes, tels que les événements de perturbations ou les actions de pilotages proposés par les managers.

Le comportement humain est beaucoup plus complexe qu'un simple système régi par des actions linéaires. Par conséquent, nous proposons l'utilisation de la non-linéarité qui se caractérise par la non-proportionnalité stricte entre les facteurs comportementaux. Similairement aux systèmes non linéaires, le comportement humain, ne résultant pas d'une simple sommation des comportements élémentaires de chaque partie, n'obéit pas à la règle d'additivité. Dans l'exemple de la figure 1, la relation entre la satisfaction et la motivation est choisie, délibérément, comme non linéaire, symbolisé par « NL_{76} ». Dans le cas linéaire, cette non-linéarité est identifiée à partir des données issus de l'environnement de travail. Ainsi, le degré d'une telle relation non linéaire et non stationnaire peut s'écrire sous la forme:

$$r_{il} = r_{il}(d_i, t); i, l = 1..n \quad (2)$$

Dans le cas de relation linéaire et non-stationnaire, la notation matricielle du modèle (1), décrivant la variation de chaque facteur, devient:

$$\frac{d}{dt}d_i(t) = r_{ii}d_i(t) + \sum_{l=1, l \neq i}^n r_{li}d_l(t) + \sum_{h=1}^q s_{hi}e_h(t) \quad (3)$$

Avec:

- $d_i(t)$ est le degré du i^{eme} facteur comportemental;
- r_{li} est le degré de la relation qui existe entre l^{eme} et i^{eme} facteur comportemental.
- n est le nombre de facteurs constituant le graphe ($n = 7$ pour l'exemple de la figure 1);
- s_{ki} est le degré de la relation entre le k^{eme} élément d'entrée et le i^{eme} facteur comportemental.
- r_{ii} représente l'influence de l'état actuel de l' i^{eme} facteur sur sa future variation.

Soulignant ainsi la dépendance de la variation de chaque facteur d_i , d'une part de son état actuel, et d'autre part des autres facteurs (comportementaux et externes) (Elkosantini & Gien 2006).

En effet, cette équation illustre bien l'impact de la variation d'un ou plusieurs facteurs comportementaux sur l'évolution d'autres éléments. Les courbes de la figure 2 sont les résultats de la simulation de l'évolution de la fatigue et de la satisfaction en se basant sur le modèle détaillé ci-dessus. La figure 2.a montre, par exemple, que le niveau de la fatigue chez l'opérateur n'est pas stable et atteint un niveau élevé (modélisé par le degré 0.8). Quant à la satisfaction (figure 2.b), elle varie dans le temps sans atteindre un niveau élevé. La conclusion qui peut être tirée est que les responsables doivent entreprendre des actions de pilotage afin d'assurer un comportement des opérateurs plus stable, notamment en veillant à l'amélioration de la qualité de vie au sein de l'entreprise. Ils peuvent, par exemple, proposer des formations, des réunions de travail ou de sensibilisation en impliquant l'ensemble des employés.

Le but du modèle proposé est de fournir une description qui dépasse le niveau de la fonction et permet de comprendre un phénomène lié au comportement humain. Comme en physique qualitative, l'enjeu de ce travail est de disposer de modèles simplifiés, permettant d'expliquer et de comprendre les résultats régissant le comportement. Aussi, la manipulation de valeurs numériques précises ne constitue pas une des

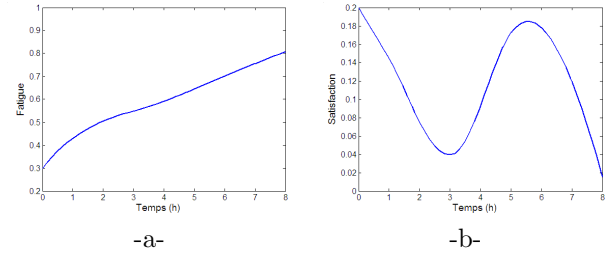


Figure 2: Évolution de la fatigue et de la satisfaction.

préoccupations majeurs de ce travail. Nous préférons, lors de la phase expérimentale, un modèle facilement exploitable et interprétable à un modèle exact mais complexe.

3.2 Le modèle flou

Les variables du modèle comportemental (degrés $d_i(t)$ des facteurs psychologiques) sont considérées comme des variables numériques. Cela signifie que toutes les variables linguistiques du modèle sont traduites en nombres réels compris dans l'intervalle $[0, 1]$. Cette approche traditionnelle n'exprime pas la réelle imprécision exprimée par de telles variables qualitatives. L'état des individus ne peut pas être décrit par des valeurs précises en négligeant l'imprécision et l'incertitude qui existe dans certains facteurs comportementaux et environnementaux.

Pour résoudre ce problème, une première proposition consiste à caractériser chaque degré $d_i(t)$ par un intervalle $[d_i^{min}, d_i^{Max}]$. Ainsi, le degré du facteur E_i est supérieur à d_i^{min} et inférieur à d_i^{Max} sans que sa valeur précise ne soit connue. Cette approche est caractérisée par sa simplicité et la facilité à appliquer les opérations arithmétiques. Cependant, elle reste trop limitée pour représenter des aspects psychologiques avec réalisme. Ce type de représentation ne différencie pas les valeurs du même intervalle qui sont toutes considérées comme équivalentes sans qu'une préférence ne puisse être marquée, par exemple pour des valeurs centrales (Buisson 2004).

La deuxième approche de raisonnement est basée sur la théorie des sous-ensembles flous proposant un cadre formel qui permet de modéliser l'imprécis et l'incertain des aspects liés au langage naturel humain. Selon Zadeh (Zadeh 1965), la théorie des sous-ensembles flous est le formalisme le plus adapté pour décrire de manière qualitative les variables linguistiques. Ainsi, ces variables linguistiques sont souvent traduites en nombres flous de formes régulières (trapézoïdale, triangulaire, etc.) ou irrégulière.

Nous avons adopté la théorie des sous-ensembles flous pour intégrer l'incertitude dans l'approche proposée.

En conséquence, les variables réelles du modèle mathématique seront considérées, maintenant, comme des nombres flous de forme triangulaire symétrique. Le choix de cette forme peut être justifié par le fait qu'elle contient tous les intervalles de confiance des distributions de probabilité symétrique ayant même noyau et même support que le nombre flou (Dubois et al. 2004). L'ensemble de valeurs linguistiques $N = \{\text{Très faible, Faible, Moyen, Fort, Très fort}\}$ est représenté par des nombres flous comme l'indique la figure 3.

Le nombre d_i est caractérisé par sa fonction d'appartenance $\mu_{d_i}(x)$ associant à chaque élément x , une valeur linguistique de la figure 3, une valeur dans l'intervalle $[0, 1]$. Bien évidemment, d'autres formes de nombres flous, trapézoïdale, gaussienne, etc., peuvent être choisies pour intégrer l'incertitude dans le modèle.

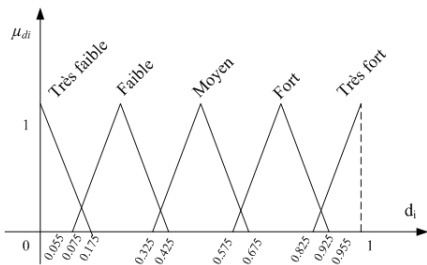


Figure 3: Les nombres flous utilisés dans le modèle.

L'état comportemental d'un opérateur, à un instant t donné, peut être représenté par le vecteur $d(t) = [d_1(t), \dots, d_i(t), \dots, d_n(t)]$. Définissons aussi le vecteur $d(t+\tau) = [d_1(t+\tau), \dots, d_i(t+\tau), \dots, d_n(t+\tau)]$ représentant l'état flou à l'instant $d(t+\tau)$ de l'opérateur concerné. L'objectif est alors d'atteindre un état final $d(t+\tau)$ à partir de l'état initial $d(t)$ en mettant en place toutes les actions de correction ou de pilotage possibles (figure 4). Nous définissons alors l'ensemble flou D des états objectifs.

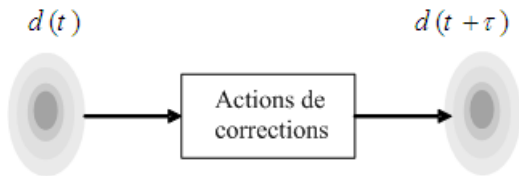


Figure 4: Importance des actions de corrections.

Comme les variables du modèle sont maintenant considérées comme floues, le problème se ramène à la résolution d'équations différentielles à variables et/ou à conditions initiales floues, appelée Equations Différentielles Floues (EDF) (ou en anglais *Fuzzy Differential Equations*).

Dans ce cadre, plusieurs méthodes et approches ont été proposées afin de résoudre de telles équations. Dans le paragraphe suivant, les EDFs sont brièvement présentées ainsi que certaines méthodes de résolutions proposées dans la littérature.

3.3 Équation différentielle floue

Avant d'aborder les méthodes de résolutions proposées, définissons les Équations Différentielles Floues (EDF). Une EDF peut être vue comme une extension de la théorie des sous-ensembles flous et des équations différentielles ordinaires (Kaleva 2006). Il s'agit d'une équation différentielle déterministe à coefficients ou à conditions initiales floues (Bontempi 1995). Sa solution est l'évolution, dans le temps, d'une région d'incertitude qui sera définie plus tard. Les EDFs sont utilisées comme des outils modélisant la dynamique de certains systèmes en tenant compte de l'incertitude et de l'imprécision.

Le concept de dérivation des variables floues a été introduit et présenté, pour la première fois, par Chang et Zadeh (Chang & Zadeh 1972). Nous ne détaillons pas ici les méthodes de résolution qui ont été exposées dans d'autres travaux se basant sur la dérivation floue ou la différentiabilité au sens de Hukuhara³ (Chalco-Cano & Roman-Flores 2006). La méthode de résolution qui est détaillée ici, proposée par Bonarini et Bontempi, est considérée comme une méthode de « simulation qualitative floue » et ramène le problème à la résolution d'équations différentielles sur les α -coupes des nombres flous. Nous avons choisi de la présenter puisque nous proposons deux méthodes qui s'inspirent de ces travaux.

Ainsi, Bonarini et Bontempi ont proposé des simulateurs qualitatifs nommés Qua.Si.I, Qua.Si.II (Bonarini & Bontempi 1994) et Qua.Si.III (Bontempi 1996) qui se basent sur les deux approches : « non-interacting » et « interacting ». Selon eux, ces approches essaient d'éviter les erreurs qui sont généralement introduites par les manipulations mathématiques des intervalles pour la résolution des EDFs. En effet, l'utilisation des intervalles ne permet pas la prise en compte des interactions qui peuvent exister entre les variables d'une équation différentielle.

L'idée principale de ces deux approches repose sur la décomposition des conditions initiales d'un problème à n variables, représentés par des nombres flous, en plusieurs α -coupes formant ainsi la *région d'incertitude*⁴. Dans le cas de non-interaction entre les intervalles (*non-interacting approach*), la région d'incertitude est un hyper-cube (ou n -cube) ex-

³Appelé aussi en anglais *H-derivative*

⁴Fuzzy region of uncertainty

primant l'absence de relations entre les intervalles. En d'autres termes (figure 5.a), si $x_1 = a \in [A, B]$, cela implique aucune contrainte sur $x_2 \in [C, D]$. Cependant, dans le cas de relations entre les intervalles (*interacting approach*), la région d'incertitude peut avoir des formes irrégulières (Figure 5.b) et si $x_1 = a \in [A, B]$, alors la valeur de x_2 ne peut être que dans l'intervalle spécifique $[c, d] \subset [C, D]$.

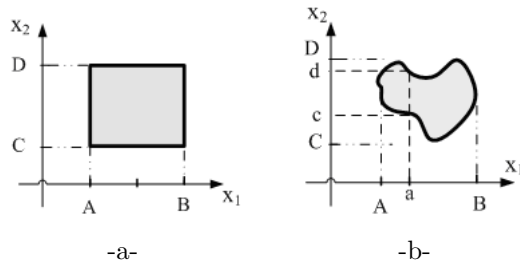


Figure 5: Relations entre les intervalles d'un modèle.

La solution d'une telle équation est l'évolution dans le temps de la région d'incertitude. La figure 6 représente l'évolution de l'hyper-cube formé des α -coupes de la condition initiale (représenté par le rectangle ABCD) dans le temps.

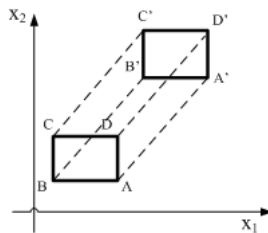


Figure 6: L'évolution dans le temps de la région d'incertitude.

L'approche *non-interacting* commence d'abord par échantillonner la région (ou le n -cube) à chaque Δt . Bonarini et Bontempi démontrent que, sous certaines conditions de différentiabilité, il est suffisant de considérer seulement la surface externe (théorème 4 de (Bontempi 1995)). Après un simple calcul différentiel effectué pour chaque point de la surface entre t et $t + \Delta t$, l'hyper-cube est reconstruit et forme la condition initiale pour l'étape suivante. Cette procédure est effectuée pour chaque α -coupe. L'inconvénient majeur de cette approche est l'introduction de trajectoires erronées dans la solution.

Pour l'approche *interacting*, Bonarini et Bontempi ont défini une matrice de connexion⁵ $C(t, x_0)$ permettant de calculer, pour chaque pas Δt , la direc-

tion des tangentes des différents points de la surface externe de la région d'incertitude. Dans cette approche, la région d'incertitude ne conserve pas la même forme à chaque pas Δt à cause de la dépendance qui peut exister entre les intervalles. Le problème devient alors comment échantillonner la surface externe de la région d'incertitude à chaque pas Δt . Ainsi, déterminer la solution d'un EDF revient à calculer à chaque instant t^* le minima et le maxima de chaque x_i , autrement dit, trouver les extrema de la fonction $x_i(t^*, x_0), i = 1..n$ avec t^* fixé et x_0 un point de la surface externe.

Dans le paragraphe suivant, nous décrivons la méthode de résolution que nous utilisons dans la simulation.

3.4 Méthode de simulation proposée

La méthode de simulation floue présentée dans ce paragraphe permet d'avoir des résultats assez proche de l'optimum. Elle se base sur la notion de région d'incertitude, définie par Bonarini et Bontempi, considérée comme un hyper-cube évoluant dans le temps. Partons de l'exemple d'un modèle de comportement défini par G_I , composé de trois facteurs psychologiques E_1, E_2 et E_3 , connectés entre eux par des relations linéaires. L'évolution de chaque facteur comportemental est donné par l'équation (3) avec des conditions initiales et variables floues.

La procédure de simulation proposée se base sur le calcul par intervalle et la décomposition des variables floues en plusieurs α -coupes. À chaque niveau, les intervalles formant la région d'incertitude est un hyper-cube. Les variables du modèle sont supposées différentiables. Par conséquent, selon le théorème 4 de (Bontempi 1995), il est suffisant de considérer la surface externe et non la totalité de la région d'incertitude pour déterminer l'évolution de chaque région d'incertitude et donc de chaque degré.

Pour assurer la convexité des nombres flous et donc le recouvrement des régions d'incertitude, cette méthode considère à chaque niveau α_2 les résultats ou les points calculés au niveau supérieur α_1 . Selon cette méthode, le contour de la région d'incertitude à chaque niveau α_2 est déterminé selon les points associés à ce même niveau auxquels on ajoute les points formant le contour de la région d'incertitude associée au niveau supérieur. Le contour des régions d'incertitude, à chaque niveau, ne conserve pas un nombre de sommets constant mais peut avoir toute forme irrégulière (voir l'algorithme ci-dessous).

La procédure de simulation commence par la simulation du noyau des variables du modèle, c'est-à-dire le

⁵Terme en anglais : Connection matrix

Algorithm 1 Simulation floue

Soit $T = [t_0, t_1]$ l'intervalle de temps de la simulation totale;

$t_i = t_0$;

Tant que $t_i + \Delta t < t_1$ **faire**

Pour les α -coupes : α de 1 à 0 par pas de -0.01 **faire**

Lancer la simulation dans l'intervalle $T_i = [t_i, t_i + \Delta t]$ pour chaque extrémité des α -coupes des variables du modèle;

Enregistrer les points formant la nouvelle région d'incertitude associée au niveau α ;

Récupérer les points résultant de la simulation associée au niveau α précédent;

Détecter le contour de la surface d'incertitude formée par tous ces points;

Fin Pour

Construire les nombres flous, résultats de la simulation entre en t_i et $t_i + \Delta t$, en regroupant les résultats des différents niveau α ;

Ces résultats formeront les conditions initiales de la prochaine simulation;

$t_i = t_i + \Delta t$;

Fin Tant que

sommet des nombres flous ($\alpha = 1$) et puis passe au niveau suivant. Pour éviter de faire le calcul de tous les points des intervalles à un niveau α_2 donné, il suffit de prendre les sommets des α -coupes associés au niveau précédent (figure 7) et de les intégrer directement parmi les résultats. De cette manière, la méthode garantit une simulation plus rapide, en effectuant le calcul à chaque niveau α pour 2 (les sommets de chaque α -coupe) $\times n$ points (n est le nombre de variables), tout en préservant la cohérence des nombres flous ($A_{\alpha 1} \supset A_{\alpha 2}$ avec $\alpha 1 > \alpha 2$).

En plus, l'intervalle de temps $T = [t_0..t_1]$ de la simulation totale est découpé en plusieurs sous-intervalle $T_i = [t_i..t_i + \Delta t]$ avec un pas Δt fixe ou variable. Ainsi, la procédure décrite ci-dessus est appliquée pour chaque sous-intervalle T_i . Les résultats de la simulation d'une étape i (appliqué pour l'intervalle T_i) seront les conditions initiales de l'étape suivante $i + 1$ (appliqué pour l'intervalle T_{i+1}). Ce découpage garantit la convexité des nombres flous du modèle tout au long de l'intervalle de temps de la simulation.

Concernant la détection du contour des régions d'incertitude, une première proposition est de chercher, à partir d'un point donné, celui qui fait avec l'axe des abscisses la pente Θ la plus faible. Le point trouvé est ajouté à la liste des points formant le contour et sera l'origine du prochain repère faisant un angle Θ avec l'ancien.

Avec cette méthode de détection de la surface externe de la région d'incertitude, les α -coupes et les régions d'incertitudes ne sont pas de forme régulière et donc la détermination de la valeur d'un nombre flous à un instant donné n'est pas évidente. Une deuxième proposition de détection de contour peut être utilisée pour garantir des formes plus régulières. Elle consiste à prendre à chaque niveau les bornes inférieures et supérieures de chacune des variables (figure 7).

L'utilisation de cette proposition permet, certes, la construction de formes régulières assurant la détermination rapide et plus facile des valeurs des degrés des différents variables du modèle, mais augmente l'incertitude (le flou).

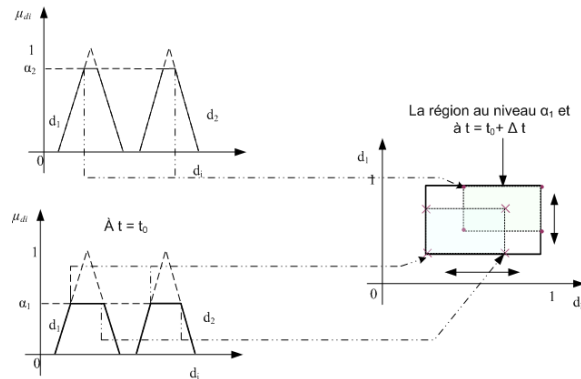


Figure 7: Deuxième proposition de détection de contour de la région d'incertitude.

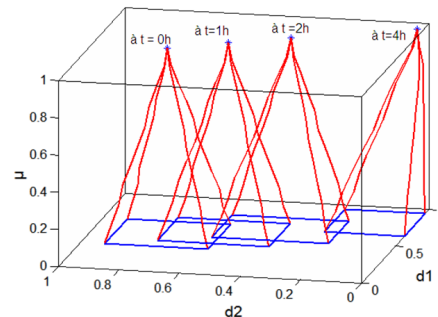


Figure 8: L'évolution de d_1 et d_2 selon la deuxième méthode.

4. EXEMPLE ILLUSTRATIF

Prenons l'exemple du modèle de comportement de la figure 9, représentant le comportement d'opérateurs pendant l'exécution d'une tâche. Notons que ce modèle est issu d'une série d'expériences mené avec des étudiants jouant le rôle d'opérateurs pendant la réalisation d'un tâche. Ces expériences ont été élaborés

en coopération avec le laboratoire LAPSCO⁶. Les résultats recueillis ont été analysés statistiquement pour déterminer le niveau de cohérence et de fiabilité des questionnaires, utilisés pour la quantification des facteurs comportementaux. La procédure d'identification et la vérification d'un tel modèle est décrite dans (Elkosantini 2007). Le modèle est constitué par 3 facteurs comportementaux (motivation, stress et fatigue) et un critère de performance.

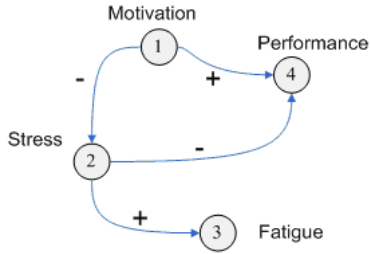


Figure 9: Exemple de graphe.

Les valeurs initiales des différents facteurs psychologiques sont les suivants : degré de stress (d_2) est « Faible » ; degré de la motivation (d_1) est « Fort » et le degré de la fatigue (d_3) est « Faible ». Le modèle numérique considéré est alors le suivant :

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}d_2(t) &= 0.15 \times d_1(t) + 0.1 \times d_2(t) \\ \frac{d}{dt}d_3(t) &= 0.16 \times d_2(t) + 0.41 \times d_3(t) \end{aligned} \quad (4)$$

Nous souhaitons alors simuler le comportement des opérateurs pendant une journée de travail ($T=8h$). La figure 10.a présente l'évolution du degré de stress qui, rappelons-le, est représenté par un nombre flou de forme triangulaire. Chaque nombre flou du modèle (les degrés du stress, de la fatigue et de la motivation) est décomposés en 100 α -coupes et l'intervalle T est découpé en plusieurs sous-intervalles avec un pas régulier $\Delta t = 0.1h$. Les deux courbes en clair de la figure 10.a représentent l'évolution des bornes du support du nombre flou représentant le degré du stress et celle du milieu (en noir foncé) représente l'évolution du noyau.

Notons que dans la figure 10.a, la courbe de l'une des deux extrémités du support du nombre flou représentant le degré du stress change de direction à $t = 4.5h$ et suit, à partir de cet instant, celle associée au noyau afin d'assurer la convexité du nombre flou. Ceci peut être mieux constaté dans la figure 11.a dans laquelle le noyau du nombre flou associé au degré du stress est confondu avec la borne supérieure du support de $t = 6h$ à $t = 8h$. La forme du nombre devient alors

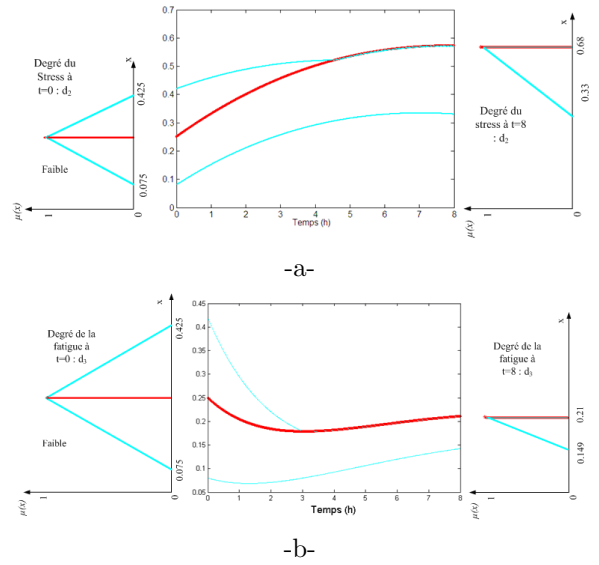


Figure 10: Évolution des degrés du stress et de la fatigue.

un triangle rectangle. Il en est de même pour le noyau du nombre flou associé au degré de la fatigue est confondu avec la borne supérieure du support à partir de $t=3h$ pour former aussi un triangle rectangle. Soulignons aussi que la taille du support de ces deux nombres diminue avec le temps ce qui exprime la diminution de l'erreur absolue, intégré par la considération du flou, lors de la quantification de ces deux facteurs. La figure 11.a montre que le degré du stress augmente légèrement tandis que la fatigue (figure 11.b) ne change pratiquement pas, seul la dimension du support du nombre flou diminue.

Pour déterminer le niveau des facteurs comportementaux à chaque instant, nous allons les comparer aux valeurs linguistiques {Très faible, Faible, Moyen, Fort, Très fort} traduites par des nombres flous. Cette comparaison de nombre flous peut être réalisée à l'aide d'une mesure de possibilité. Elle qualifie le degré maximal avec lequel un élément x de X peut appartenir à la fois à A et à B . Le degré de possibilité, noté par $\Pi(A, B)$, est calculé selon la formule suivante :

$$\Pi(A, B) = \sup_x \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (5)$$

Selon cette formule, la possibilité du degré du stress à l'instant $t = 2h$ est d'être « faible » est égale à 0.58 (figure 12) et la possibilité qu'il soit « moyen » est

⁶Laboratoire de Psychologie Sociale et Cognitive

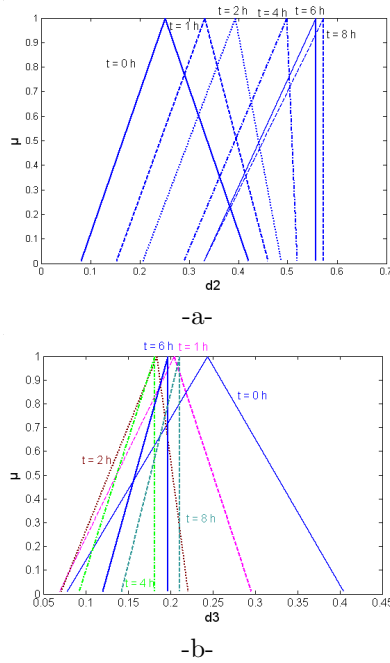


Figure 11: Les degrés du stress et de la fatigue à plusieurs instants.

égale à 0.54.

$$\begin{aligned}
 \Pi(d_2(2), Faible) &= 0.58; \Pi(d_2(2), Moyen) = 0.58 \\
 \Pi(d_2(2), Trs\ faible) &= 0 \\
 \Pi(d_2(2), Fort) &= 0 \\
 \Pi(d_2(2), Trs\ fort) &= 0
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

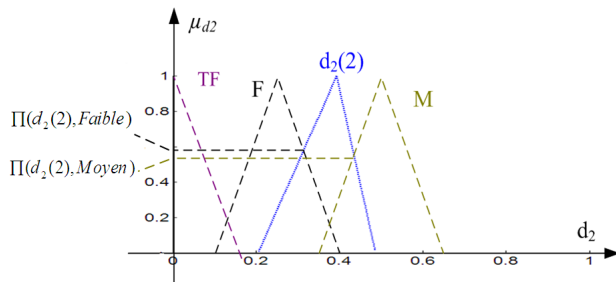


Figure 12: La mesure de possibilité pour le degré du stress à $t = 2h$.

5. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons mis en évidence la nécessité de prendre en compte le comportement et les exigences des opérateurs. Dans ce cadre, nous avons pro-

posé un modèle dynamique intégrant les aspects comportementaux individuels (facteurs psychologiques). Il a pour objectif la description formelle des facteurs humains ainsi que les liens qui peuvent exister entre les facteurs psychologiques, émotionnels, cognitifs et la performance. Ce modèle se base sur la théorie des sous-ensembles flous pour proposer une méthode de simulation basée sur les équations différentielles floues permettant de souligner l'imprécision et l'incertitude qui caractérisent le comportement humain. Le but de ce travail est d'obtenir, dans un premier temps, un modèle qualitatif et représentatif permettant d'approcher peu à peu la réalité.

Comme tout modèle, celui proposé dans cet article doit être validé pour être utilisé par les responsables ou les gestionnaires des ressources humaines. Pour cela, une première série d'expériences a été menée dans un environnement de production virtuel. Les résultats recueillis, analysés et traités, ont permis la construction d'un modèle de comportement moyen des candidats participants aux expériences (Elkosantini 2007). Ce modèle doit être confronté à d'autres données expérimentaux pour vérifier sa fiabilité. Pour cela, les mêmes expériences, avec d'autres étudiants, sont en train d'être menées à l'Institut Français de Mécanique Avancée. Les résultats trouvés seront confrontés à ceux trouvés précédemment pour vérifier la validité et la fiabilité du modèle de comportement construit.

La construction de tel modèle de comportement passe essentiellement par une phase d'expérimentation permettant d'établir un modèle de comportement réaliste. Cependant, cette phase nécessite un processus d'identification permettant de construire à partir des données recueillies un modèle qualitatif. Ce travail déjà réalisé pour construire le modèle déterministe sera étendu pour une meilleure intégration des informations qualitatives. L'identification doit également prendre en compte la non-linéarité d'interactions entre facteurs psychologiques. Une deuxième perspective est d'étendre la validation expérimentale en réalisant des expériences dans des environnements industriels réels avec toutes les contraintes non-maîtrisables.

References

- Amblard, F. (2003). *Comprendre le fonctionnement de simulations sociales individus-centrées : Application à des modèles de dynamiques d'opinions*, PhD thesis, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand II.
- Andriamasinoro, F. & Courdier, F. (2001). Un modèle

- dynamique de comportement agent à base de besoins, *Actes des JFIADSMA 01*, Hermès, Montréal, Québec, Canada, pp. 351–353.
- Axelrod, R. (1997). Advancing the art of simulation in the social sciences, in R. Conte, R. Hegselmann & P. Terna (eds), *Proceedings de Simulating social phenomena*, Springer, Berlin, pp. 21–40.
- Bonarini, A. & Bontempi, G. (1994). A qualitative simulation approach for fuzzy dynamical models, *ACM Trans. Model. Comput. Simul.* **4**(4): 285–313.
- Bontempi, G. (1995). Modeling with uncertainty in continuous dynamical systems: the probability and possibility approach, *Technical Report 95-16*, IRIDIA - ULB.
- Bontempi, G. (1996). Qua-si. iii: A software tool for the simulation of fuzzy dynamical systems, *Proceedings European Simulation Multiconference*, Belgium, pp. 615–619.
- Buisson, J.-C. (2004). *Catégorisation flexible, recherche heuristique et apprentissage*, Habilitation à diriger des recherches, Université Paul Sabatier, Toulouse, France.
- Chalco-Cano, Y. & Roman-Flores, H. (2006). On new solutions of fuzzy differential equations, *Chaos, Solitons and Fractals*.
- Chang, S. S. L. & Zadeh, L. A. (1972). On fuzzy mapping and control, *IEEE Trans Syst Man Cybern* **2**: 180–184.
- Deffuant, G., Huet, S., J.P. Bousse, a. J., Amon, G. & Weisbuch, G. (2002). Agent based simulation of organic farming conversion in allier departement, in M.A.Janssen (ed.), *Complexity and Ecosystem Management*, Edward Elgar Publishers, pp. 158–189.
- Douthitt, E. & Aiello, J. (2000). The impact of computer monitoring and negative affectivity on task performance and satisfaction, *proceedings de for the 2000 Annual Meeting of the Academy of Management*, Canada.
- Dubois, D., Foulloy, L., Mauris, G. & Prade, H. (2004). Probability-possibility transformations, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities, *Reliable Computing* **10**: 273–297.
- Elkosantini, S. (2007). *Contribution à la modélisation dynamique du comportement d'opérateurs humains*, PhD thesis, Université Blaise Pascal.
- Elkosantini, S. & Gien, D. (2006). A dynamic model for the behaviour of an operator in a company, *Proceedings of 12th IFAC/IFIP/IFORS/IEEE/IMS Symposium on Information Control Problems in Manufacturing*, Vol. 2, Saint étienne, pp. 187–192.
- Elkosantini, S. & Gien, D. (2007). Integration of human behavioral aspects in a dynamic model for a manufacturing system, *International Journal of Production Research* p. (à paraître).
- Gilbert, N. & Troitzsch, K. (1999). *Simulation for the Social Scientist*, Buckingham: Open University Press.
- Horenstein, J. M. (2006). *Qualité de vie au travail des enseignants du premier et du second degré : état des lieux, analyse, propositions.*, Paris: MGEN.
- Jones, C. (2005). Behavioral theory in simulation: Ambiguous results from simple relationships, *Proceedings The 23rd International Conference of the System Dynamics Society*, USA.
- Kaleva, O. (2006). A note on fuzzy differential equations, *Nonlinear Analysis* **64**(5): 895–900.
- Lee, S. M. & Remington, R.W. and Ravinder, U. a. M. M. (2004). Developing human performance models using apex/cpm-goms for agent-based modeling and simulation, *Proceedings of the Military, Government, and Aerospace Simulation Symposium of the Advanced Simulation Technologies Conference*, Arlington, VA, pp. 49–54.
- Lewandowsky, S. (1993). The rewards and hazards of computer simulations, *Psychological Science* **4**: 236–243.
- Pelletier, P. (1985). Une expérience de qualité de vie au travail, *Santé mentale au Québec* **X**(2): 160–165.
- Seo, M., Barrett, L. F. & Bartunek, J. M. (2004). The role of affective experience in work motivation, *Academy of Management* **29**: 423–439.
- Sibertin-Blanc, C., Amblard, F. & Mailliard, M. (2006). *A coordination framework based on the Sociology of Organized Action*, Springer, Lecture Notes in Computer Sciences, chapter Coordination, Organizations, Institutions and Norms in Multi-Agent Systems, pp. 3–17.
- Siebers, P., Baines, T., Mason, S. & Ladbrook, J. (2004). Modelling human variation in assembly line models, *proceedings of the 2004 Operational Research Society Simulation Workshop (SW04)*, UK.
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets, *Information and Control* **8**: 338–353.