

Combiner les expertises au sein d'une simulation multi-agent multi-niveau

T. Huraux^{a,b}
thomas.huraux@edf.fr

N. Sabouret^c
nicolas.sabouret@limsi.fr

Y. Haradji^a
yvon.haradji@edf.fr

^a EDF R&D,
Département ICAME, France

^b LIP6, CNRS UMR 7606,
Université Pierre et Marie Curie, France

^c LIMSI-CNRS, UPR 3251,
Université Paris-Sud, France

Résumé

Cet article aborde la question de la simulation multi-agent mettant en jeu plusieurs disciplines et expertises. Nous montrons que cela requiert de combiner la simulation multi-expert avec la modélisation multi-niveau. Pour ce faire, nous proposons le modèle SIMLAB¹ basé sur une représentation unifiée des concepts par des agents pouvant s'influencer les uns les autres dans différents axes et différents niveaux d'abstraction. Nous illustrons le potentiel de cette approche sur un exemple typique de système complexe multi-expert : la réduction de la consommation énergétique qui combine des expertises sur l'activité humaine, l'efficacité énergétique, la thermodynamique, etc.

Mots-clés : Modélisation Multi-Niveau, Systèmes Multi-Agents, Simulation

Abstract

This paper tackles the question of multi-agent simulation for multiple domain experts. We show that this requires to combine multi-domain simulation with multi-level modeling. To this purpose, we propose the SIMLAB agent model which is based on an unified representation of concepts as agents that can influence each other within different axes and different levels of abstraction. We illustrate this approach on a typical example of multi-expert complex system : reduction of household consumption, which requires to combine expertise on human activity, energy efficiency, thermodynamics, etc.

Keywords: Multi-level Modeling, Multiagent Systems, Simulation

1 Introduction

La simulation de systèmes complexes comme la prédiction de l'activité humaine en relation avec les réseaux sociaux [1], le transport [7] ou l'économie [19] requiert généralement d'assembler différentes expertises provenant d'un large éventail de domaines, allant des sciences humaines et sociales à l'étude de phénomènes physiques. Le modélisateur doit alors faire face à un grand nombre de variables interdépendantes, dont la dynamique est difficile à étudier par des modèles classiques (e.g. modèles équationnels).

La plupart des approches existantes considèrent la vue d'un seul expert principal sur le système pour la modélisation des agents, tandis que les autres domaines sont représentés comme des éléments de l'environnement [14]. Dans ce cas, étudier les phénomènes à travers plusieurs disciplines reste une question difficile, car le modèle est centré sur les agents d'un domaine particulier.

C'est pourquoi il apparaît nécessaire de proposer des modèles de simulations multi-agents capables à la fois de rester proches des concepts manipulés par les différents experts (pour faciliter le processus de validation dans leurs domaines respectifs), et de combiner les différents niveaux d'abstraction de ces concepts, de manière à ce que chaque expert puisse comprendre les dynamiques des éléments liés à son domaine.

Dans cet article, nous considérons le cas spécifique de l'activité humaine en relation avec la consommation électrique résidentielle. Il s'agit là d'un exemple typique de système multi-expert. En effet, il touche différentes expertises telles que l'activité humaine dans l'habitat, la consommation des appareils, l'efficacité énergétique du bâtiment, le confort thermique,

1. SIMLAB Is Multi-Level Agent Based

l'impact de groupes sociaux sur le comportement individuel, *etc.* Notre premier défi dans ce contexte est donc de lier consommation et activité humaine dans un modèle qui reste accessible aux experts de l'énergie et des sciences humaines, de sorte que le résultat de la simulation puisse être validé à la fois du point de vue de la consommation et du point de vue de l'activité humaine. En ce sens, notre approche se distingue des modèles tels que [33] dans lesquelles chaque partie est vue comme une « boîte noire ».

Dans cet article, nous présentons un SMA permettant d'envisager la modélisation et la simulation multi-expert de manière à ce que chaque expert puisse comprendre la dynamique des éléments liée à son propre domaine. Nous présentons dans la section 2 les travaux sur lesquels se fonde notre approche, combinant simulation de la consommation énergétique, SMA multi-experts et SMA multi-niveaux. Nous discutons ensuite les objectifs d'un SMA multi-expert pour le secteur de l'énergie et nous présentons notre modèle SIMLAB (section 3). Nous montrons dans la section 4 comment ce modèle peut être utilisé pour l'étude des comportements humains liés à la consommation. Nous concluons en section 5 et présentons les principales perspectives.

2 Travaux connexes

Bien que plusieurs travaux aient été consacrés à simuler la consommation électrique (les smart-grids [18], la simulation du marché de l'énergie [35], les modèles de bâtiments basse consommation [9], etc), peu de recherches se sont intéressés à l'activité humaine qui est pourtant un facteur important de la consommation [28]. Dans cette section, nous positionnons notre travail parmi les études énergétiques tenant compte de l'activité humaine, et nous discutons de notre positionnement sur la simulation multi-expert et la simulation multi-niveau.

2.1 L'humain dans les travaux énergétiques

La présence de l'utilisateur peut-être prise en compte dans plusieurs contextes : pour l'amélioration des interfaces de commande et de contrôle [27], pour le contrôle automatique des appareils selon la présence des utilisateurs [34], la simulation de l'activité des utilisateurs pour optimiser la performance énergétique [17, 6]. Nos travaux se situent dans cette troisième catégorie et plus précisément dans la simulation

de l'activité dans le secteur résidentiel, qui est relativement peu étudié [10].

Le modèle probabiliste proposé par [21], basé sur des processus de Markov représentant des emplois du temps, propose un modèle SMA simple d'accès pour des experts non-spécialistes. Malheureusement, il ne prend en compte qu'une seule dimension (l'activité), en ignorant les questions de thermique du bâtiment, le confort individuel ou la consommation des appareils. Au contraire, [2] se concentre sur le confort thermique (le comportement des occupants est simulé en réponse à une forte chaleur estivale) mais les dimensions d'activité ne sont pas validées.

Dans le contexte résidentiel, un travail original est proposé par Kashif et al. [14] sur la conception d'un modèle détaillé du comportement humain pour la gestion énergétique. En se basant sur l'analyse de journaux d'activité, ils proposent un modèle de comportement des habitants à base d'agents BDI prenant en compte aussi la thermique du bâtiment et la consommation des appareils. Mais comme l'a souligné [11], un tel modèle est difficile à mettre en œuvre avec des experts du domaine (non-informaticiens) car il exige des cadres précis de modélisation. Ainsi, il constitue un modèle centré sur l'expertise de l'informaticien représentant la cognition des agents et les contraintes du système : il n'est pas accessible aux experts du domaine et il devient difficile de valider chaque contribution.

En fait, la conception d'une plate-forme de simulation permettant d'étudier l'activité humaine et la consommation qu'elle induit doit, d'une part être en mesure de rassembler des expertises, et d'autre part, de combiner une description microscopique de l'activité humaine (*i.e.* les individus, les tâches, ...) avec l'utilisation de connaissances macroscopiques d'autres experts du domaine (*i.e.* les groupes sociaux, les habitudes, ...). C'est ce que propose le modèle SIMLAB présenté ici.

2.2 Du multi-expert au multi-niveau

Nous pouvons distinguer deux grandes catégories d'approches pour la simulation multi-expert. D'une part, la co-simulation [33] dans laquelle chaque expert gère ses propres sous-systèmes dont il connaît le fonctionnement et l'utilisation, les autres simulateurs sont utilisés comme des bibliothèques à la manière de

boîtes noires. D'autre part la simulation multi-niveau qui consiste à utiliser des représentations à la fois microscopiques et macroscopiques dans une même simulation, comme AA4MM [5], dans laquelle chaque niveau correspond à un modèle hétérogène. C'est dans cette deuxième catégorie que se placent nos travaux, mais notre objectif est de permettre aux experts de considérer différents niveaux au sein d'un même modèle.

Plusieurs travaux proposent de combiner différents niveaux au sein d'un même modèle. Par exemple SWARM [20] où les niveaux macro prennent le contrôle du niveau micro, [23, 22] dans la simulation de foule où les entités macro sont considérées comme des agrégations pour accélérer les simulations. Dans ces modèles, un seul niveau est activé à la fois : les niveaux micro et macro ne coexistent pas à un moment donné de la simulation.

Au contraire, les approches comme RIVAGE [29] ou les travaux de Tranouez [31] font co-exister plusieurs niveaux en interaction forte et se concentrent sur l'étude des phénomènes multi-niveaux. Malheureusement, les modèles proposés sont fortement dépendants du domaine et ne peuvent pas être utilisés dans un autre cadre. Au contraire, l'approche SIMLAB, bien que conçue dans le cadre de la simulation de la consommation résidentielle, a pour objectif de proposer un méta-modèle qui peut être mis en œuvre dans un autre contexte applicatif.

Parmi les approches plus génériques, le modèle PADAWAN [24] permet la coexistence d'agents et d'environnements correspondant à différentes échelles spatiales et temporelles grâce à l'approche IODA [16]. Les auteurs proposent de représenter tous les concepts dans le système par des agents qui peuvent changer de niveau (*i.e.* d'environnement) en fonction de leur activité. Dans notre travail, nous ne nous sommes pas intéressés à avoir différentes échelles de temps ou des changements de niveau, mais nous voulons prendre en compte différents niveaux de modélisation du système et combiner des modèles de différents domaines. Nous partageons le point de vue que toutes les entités du système sont des agents pour fournir une homogénéité des concepts manipulés par le modélisateur [15] lorsqu'il combine les expertises. Dans cet article, les agents sont une métaphore, un paradigme nous permettant d'incarner et animer la connaissance des experts dans la simulation. De ce fait, nous nous distinguons des modèles organisationnels tels que AGR [8] et RIO [12] dont

les agents cherchent à réaliser des buts en fonction de leurs rôles.

3 Le modèle SIMLAB

Le modèle que nous proposons ci-après est basé sur les deux observations suivantes.

Tout d'abord, certains éléments d'expertise, issus de différentes sources, peuvent être considérés comme appartenant à un même domaine de connaissance. Par exemple, l'expert de la consommation d'un réfrigérateur manipule des éléments liés à la température, le débit d'air et la consommation d'énergie qui sont aussi des éléments clés pour l'expert du rendement thermique des bâtiments. Chacun de ces éléments est caractérisé par un ensemble de propriétés et il n'est pas rare que ces propriétés soient partagées par d'autres domaines d'expertise. Ces propriétés communes définissent ce qui est typique d'un certain domaine de la connaissance, qui peut être considérée comme un axe du problème étudié.

Deuxièmement, différents niveaux de représentation apparaissent dans chacun de ces axes. En effet, la tâche de modélisation est toujours menée avec une vue spécifique au domaine cible. Cela conduit chaque expert à se positionner à un certain niveau de granularité (par exemple, l'individu, le ménage, la ville) pour la simplification et l'observation du système. Le défi d'un SMA multi-expert est de combiner la vue multi-axe avec une approche multi-niveau.

L'originalité du modèle SIMLAB repose sur l'idée que les agents peuvent avoir des *propriétés communes* caractéristiques d'un certain domaine et former ce que nous appelons un *axe de modélisation*. Les agents d'un même axe s'organisent en différents *niveaux* d'abstraction qui vont interagir les uns avec les autres de manière à rester accessible aux experts. Enfin, nous distinguons les *interactions* des agents (*i.e.* les échanges d'informations ou demandes) et les *influences* intra-axes, qui captent les dynamiques *multi-niveaux* et assurent la cohérence du système.

3.1 Agents et propriétés

Nous notons *Agt* l'ensemble des agents qui seront désignés en utilisant les lettres x, y, z, \dots . De façon classique, un agent est associé à un et un seul *type* caractérisé par un ensemble de

propriétés qui définissent les notions caractéristiques du concept modélisé. Par exemple, l'âge d'un individu, la puissance d'un appareil, *etc* sont représentés par des propriétés d'agents. En s'inspirant de la programmation orienté objet, chaque agent a des valeurs instanciées pour chacune des propriétés associées à son type.

Dans la suite, nous noterons ω un type d'agent, Ω l'ensemble des types, $x \text{ is } \omega$ le fait que x est un agent de type ω , $\omega.p$ la propriété p des agents de type ω et $x.p$ la propriété p de l'agent x de type ω . Nous notons \mathcal{P} l'ensemble de toutes les propriétés et $\mathcal{P}(\omega)$ l'ensemble des propriétés du type ω .

3.2 Axes de modélisation

Certaines questions transverses regroupent un ensemble d'objets d'étude communs à plusieurs experts. Ainsi, la consommation électrique est étudiée au niveau des appareils, des logements, des villes... Il est alors possible d'identifier des *propriétés communes* aux différentes expertises. Les propriétés propres à un type sont appelées *propriétés spécifiques*.

En partant de cette observation cruciale, nous introduisons la notion d'*axe de modélisation* qui regroupe les points de vue de différentes disciplines autour d'un ensemble de propriétés communes. Ce sont ces propriétés communes qui définissent ce qui est caractéristique de l'axe de modélisation.

Chaque type d'agent apporte les propriétés spécifiques d'un aspect du système étudié. Un type appartient à un et un seul axe de modélisation, noté χ . En ce sens, l'ensemble des axes de modélisation représente une partition de l'ensemble des types. Un axe est caractérisé par un ensemble de propriétés communes des types de cet axe, noté $\mathcal{P}(\chi)$. Ainsi, $\mathcal{P}(\chi) = \bigcap_{\omega \in \chi} \mathcal{P}(\omega)$

Remarque. Les propriétés portent sur des concepts et se détachent du vocabulaire des experts. Ainsi deux experts peuvent utiliser des termes différents pour une même propriété.

3.3 Relation inter-niveau

La notion de propriétés communes n'est pas suffisante pour caractériser un axe de modélisation. En effet, bien qu'ils partagent certaines propriétés, les agents d'un même axe peuvent avoir des niveaux d'abstraction différents. Chaque expert adopte un but de modélisation spécifique au

départ et réalise des simplifications en produisant son modèle, la première étant de se placer à un certain niveau de granularité pour observer le système étudié. Autrement dit, l'expert se positionne à un certain niveau d'abstraction pour la représentation des propriétés spécifiques à son domaine d'expertise. Les agents qui capturent ces propriétés spécifiques sont donc situés à des niveaux d'abstraction différents au sein de l'axe de modélisation et il est nécessaire, pour la structuration du modèle, de définir les relations entre les entités des différents niveaux.

Dans notre modèle, nous définissons la relation inter-niveau \sqsubset entre les types d'agent. $\omega_1 \sqsubset \omega_2$ signifie que les agents du type ω_2 sont des représentations de concepts qui agrègent des agents du type ω_1 . Par exemple, en considérant la biologie comme un axe de modélisation, nous avons : *cellule* \sqsubset *tissu* \sqsubset *organe* \sqsubset Cette relation de hiérarchie est non-transitive et acyclique : elle ne relie les agents que d'un niveau à l'autre. Toutefois, un type d'agent peut être relié à plusieurs types d'agents de niveau supérieur et plusieurs types d'agents de niveau inférieur. Enfin, la relation \sqsubset ne donne pas d'information sur l'arité des instances d'agents. Un agent peut avoir plusieurs super-agents d'un même type (par exemple, un individu peut appartenir à plusieurs groupes sociaux) et il aura généralement plusieurs sous-agents (un groupe est composé de plusieurs individus).

Pour conclure cette définition, un axe de modélisation χ peut être décrit comme un sous-ensemble connexe d' Ω pour la relation \sqsubset et un ensemble de propriétés communes $\mathcal{P}(\chi)$.

Remarque. Il est important de noter que cette organisation est conceptuelle : dans notre modèle, les agents de tous les niveaux co-existent à l'exécution et s'échangent des informations au sein de l'axe de modélisation et entre les axes.

3.4 Influences

La coexistence dans le modèle de différents niveaux n'est pas uniquement un choix de modélisation : elle s'appuie sur la définition de liens entre certaines de leurs propriétés, c'est-à-dire d'influences entre des agents issus de domaines d'expertise et de niveaux de représentation différents. Ainsi, deux types d'agents sont reliés par la relation \sqsubset bénéficient d'influences entre leurs propriétés. Le terme *influence* est utilisé ici pour son sens aussi large qu'*interaction*. Nous nous démarquons des travaux de [8] où

les influences permettent de modéliser les actions simultanées sur l’environnement. Les influences présentées ici permettent aux experts de tester des hypothèses de lien entre les disciplines. Même si certaines sont triviales comme le fait que la consommation d’un logement soit la somme des consommations des différentes pièces qui le composent. D’autres en revanche, relèvent de la prospective, comme par exemple l’influence du type de famille sur la gestion du chauffage par les individus.

Nous notons \mathcal{F} l’ensemble des influences. Une influence $\delta \in \mathcal{F}$ est caractérisée par un triplet $\langle p_{src}, p, infl \rangle$ avec $p_{src} \in \mathcal{P}$ la propriété “influcante”, $p \in \mathcal{P}$ la propriété influencée et $infl$ la fonction d’influence correspondante telle que $infl : D \times D_{src} \rightarrow D$ où D et D_{src} les domaines de définition de p et p_{src} .

Les fonctions d’influence sont systématiquement déclenchées lorsque la propriété p est modifiée (par une action, une interaction ou encore une autre influence). En cas de cycle, les influences sont appelées une seule fois. Par ailleurs, deux types d’agents d’un même niveau ne peuvent pas être reliés par une fonction d’influence : cela constituerait une violation du principe d’encapsulation des SMA[13]. Les fonctions d’influence ne définissent pas des interactions au sens SMA du terme : il n’y a pas d’intention dans la communication. Il s’agit juste de mettre à jour la propriété d’un parent ou d’un enfant pour maintenir la cohérence dans le système. Par exemple, la consommation du logement doit être ajustée lorsque la consommation d’un appareil change.

Remarque. L’introduction des influences nous permet de définir des propriétés communes spéciales avec une influence qui se propage comme une fonction récursive dont le calcul se fait de l’agent vers les sous-agents. Ce mécanisme permet au modélisateur d’établir une forme de cohérence automatique des comportements entre les différents niveaux (e.g. par exemple établir un lien entre les préférences d’un individu et ceux d’un groupe auquel il appartient).

3.5 Dynamique des agents

La représentation des actions et interactions présentée ci-après n’est pas inédite. Néanmoins, le modèle SIMLAB ne saurait être compris sans en donner une description succincte. Nous utilisons l’opérateur “:=” pour définir le changement

d’état d’une propriété : $x.p := v$ signifie qu’une valeur donnée v est allouée à la propriété p de l’agent x .

Actions. Nous notons $\mathcal{A}(\omega)$ l’ensemble des actions pour les agents du type ω . Une action $a \in \mathcal{A}(\omega)$ est un couple (Op, pre) avec : Op l’ensemble des allocations caractérisant l’action et pre une fonction booléenne de $\mathcal{P}(\omega)$ définissant la précondition de l’action. Les allocations Op et la fonction booléenne pre sont évaluées dans le contexte de l’agent qui effectue l’action, c’est-à-dire que chaque propriété p apparaissant dans l’une de ses expressions est remplacée par $x.p$ où x est l’agent de type ω qui effectue l’action. Les actions ne peuvent pas utiliser de propriétés d’un autre agent, conformément au principe d’encapsulation.

Nos agents s’exécutent de manière non-déterministe synchrone : à chaque pas de simulation, tous les agents effectuent toutes les actions dont les conditions pre sont satisfaites, dans un ordre aléatoire. Notre modèle n’offre pas de mécanisme de gestion des modifications concurrentes sur une propriété (soit directement par allocation ou par interaction) : le modélisateur doit gérer ce problème quand il met en œuvre les agents (typiquement, il doit s’assurer que les préconditions forment une partition de l’espace d’état).

Interactions. Inspirées par IODA[16], les interactions sont définies comme extérieures aux agents. Nous notons $\mathcal{I}(\omega)$ l’ensemble des modèles d’interaction des agents de type ω . Par exemple, un agent de type *individu* peut interagir avec un agent *tâche* pour la commencer. Un modèle d’interaction $mi \in \mathcal{I}(\omega)$ est un n-uplet $\langle T, perf, Op, pre(T), c \rangle$ avec T un ensemble décrivant les agents paramètres du modèle d’interaction, sous la forme $\{x \text{ is } \omega_x\}$; $perf$ le performatif caractérisant cette interaction (le message qui sera reçu par les agents destinataires); Op la modification associée; pre la précondition pour l’agent source (qui peut dépendre des variables définies dans T); et c la condition à évaluer chez le ou les agents cibles pour que l’interaction soit réussie. La condition garantit l’autonomie des agents en leur permettant de refuser l’interaction.

Par exemple, nous définissons le modèle d’interaction pour l’activation d’un appareil électrique par une tâche :

```
T ← {t is Tache, a is Appareil}
perf ← activer
```

```
Op ← {a.state := ON}
pre(T) ← t.necessite(a)
c ← a.disponible
```

A partir de ces modèles, nous définissons, au niveau de chaque agent en exécution, des interactions en instanciant les paramètres du modèle d'interaction pour définir une interaction possible. Elle sera effectuée si et seulement si la précondition, qui dépend de ces paramètres, est vérifiée.

4 Application dans le contexte énergétique

Le modèle SIMLAB a été implémenté en Java et intégré au sein de la plate-forme de simulation SMACH² [3]. Cette plate-forme permettant de simuler l'activité d'un foyer en rapport avec sa consommation électrique ne permettait pas de combiner différentes expertises. L'architecture générale a été modifiée pour l'organisation en axes et la gestion des influences. De nouveaux agents ont été ajoutés aux agents *individus*, *tâches* et *appareil* historiquement présents dans la plateforme. Par manque de place, nous ne présenterons pas ici le détail des agents dans le formalisme de la section 3 mais nous décrivons les principales propriétés des agents dans le modèle étendu, afin d'illustrer comment notre contribution (le modèle SIMLAB) est mise en œuvre dans le cadre de la simulation de la consommation résidentielle.

Comme le montre la figure 1, le modèle SMACH basé sur SIMLAB utilise trois axes de modélisation, correspondant aux trois principaux domaines d'études que nous avons identifiés : la population (des individus aux groupes sociaux), l'activité (de la tâche au style de vie) et l'environnement de consommation (de l'appareil électrique au logement). Nous présentons ci-après les caractéristiques de ces trois axes et les agents qui les composent.

4.1 Axe des populations

Cet axe vise à représenter les expertises en sciences humaines (de la psychologie à la sociologie). Un agent appartenant à cet axe de modélisation possède un ensemble d'activités possibles et les préférences associées. Cet axe est également caractérisé par une fonction de *priorité* sur les activités de l'agent, qui fait référence

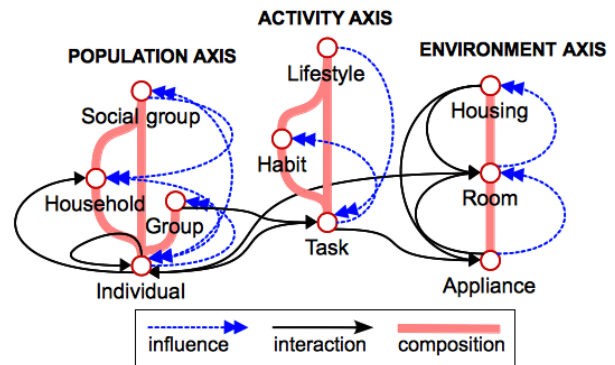


FIGURE 1 – Aperçu des 3 axes.

à la motivation humaine manipulée par des experts en sciences humaines. Celle-ci joue un rôle clé dans la sélection des activités. Elle est définie comme une propriété commune dont la valeur est influencée par la priorité de ses sous-agents.

Individu. Les individus représentent les membres d'un foyer et sont caractérisés, entre autres, par un confort thermique calculé en utilisant l'équation de Fanger [32]. Les individus interagissent avec les tâches pour les réaliser en fonction de leurs priorités, conformément à la modélisation du comportement humain utilisée par les experts ergonomes [11]. En plus de l'état interne de l'individu, la priorité peut être influencée par des facteurs externes tels que le niveau du prix de l'énergie ou les invitations des autres individus, représentées par des interactions. Les individus possèdent un ensemble ad-hoc d'actes de langage (*i.e.* demander à un autre ce qu'il fait, encourager quelqu'un à accomplir une activité, ...).

Groupe. Les agents de type « groupe » permettent l'étude de l'activité collective au sens de [4]. Nous considérons un groupe comme une entité temporaire du système : les groupes se font et se défont au fur et à mesure de l'activité. Il peut s'agir par exemple de personnes qui passent une soirée ensemble ou d'une mère qui aide son enfant avec ses devoirs. Un groupe est principalement caractérisé par ses membres qui agissent régulièrement ensemble (*i.e.* même pièce et même période). Les membres d'un groupe peuvent ne pas exercer la même tâche.

Foyer. En intégrant les expertises statistiques de l'enquête sur les ménages de l'INSEE³, un ménage est défini par sa structure familiale,

2. Simulations Multi-Agents des Comportements Humains - <http://www.youtube.com/watch?v=DViBg3-crxM>

3. Institut national de la statistique et des études économiques

sa sensibilité au confort (éco-orienté, moyen, axée sur le confort) et son revenu. Il dispose d'un confort thermique et agit sur le gestionnaire énergétique pour réguler les températures de consigne dans les pièces en fonction de ses propriétés. Le ménage met à jour son confort en fonction des influences de ses sous-agents (individus), obtenu suivant le mécanisme d'influence (voir 3.4).

Les propriétés du foyer influencent les propriétés des individus et modifient donc indirectement leur activité. Ainsi, un ménage sensible à la consommation est modélisé par une influence qui réduit la valeur de la priorité lorsqu'un appareil consommant beaucoup d'énergie (*e.g.* un four ou un lave-linge) est nécessaire pour effectuer la tâche correspondante.

Groupe Social. Un groupe social est composé de foyers et d'individus. Il est caractérisé par un ensemble de logiques d'action qui agissent comme une sorte de prisme de décision pour les sous-agents. Ces logiques d'action sont issues de la théorie sociale [30] et nous permettent de tester plusieurs hypothèses interdisciplinaires à l'aide du mécanisme des influences (*e.g.* comment une logique d'action donnée peut influencer les actions des individus). Dans nos travaux, nous ne considérons que quatre logiques d'action basées sur les travaux des sociologues EDF : l'importance du confort, la recherche d'économies, la responsabilité écologique et la gestion rationnelle du logement. Les logiques d'action influencent la priorité des sous-agents.

4.2 Axe de l'activité

En s'inspirant des principes de l'action et de la cognition située en ergonomie [26], l'axe de l'activité représente toutes les activités humaines à différentes granularités. Une activité est contrainte par un ensemble d'activités pré-conditions (*e.g.* faire la lessive est pré-condition de repasser) et un environnement nécessaire (*e.g.* repasser nécessite un fer à repasser). Il dispose également d'un état d'activation (non réalisée, réalisée, en cours). Une activité est impossible tant que ses préconditions ne sont pas satisfaites : l'environnement n'est pas disponible ou une activité pré-conditionnelle est non réalisée. Lorsqu'une activité liée à un environnement se réalise, elle interagit avec celui-ci pour l'activer.

Tâche. Nous définissons la tâche comme une action générique dans la maison. Elle peut être

faite individuellement ou collectivement et peut avoir un rythme correspondant à une certaine régularité dans sa réalisation modifiant la probabilité qu'un individu la réalise (*e.g.* le dîner a lieu tous les jours entre 19h et 21h et dure environ 1h) . Une tâche peut avoir des tâches pré-conditionnelles (*e.g.* le dîner doit être préparé). Un individu effectue une tâche donnée si et seulement s'il a l'information que toutes les tâches pré-conditionnelles sont réalisées. Enfin, une tâche peut interagir avec un appareil pour modifier son état d'activation (*e.g.* faire la lessive active la machine à laver) et donc entraîner une consommation d'énergie.

Habitude. Une habitude correspond à un ensemble de tâches. Il représente des motifs récurrents dans l'activité humaine (*e.g.* la routine du soir en semaine). Une habitude est caractérisée par un rythme résultant de l'influence des rythmes de ses sous-agents « tâches ». Dans le cadre d'études énergétiques, il est intéressant de donner aux motifs de tâches une certaine visibilité : cela permet aux experts de mettre ces habitudes en relation avec la consommation électrique du foyer (par exemple quel est l'impact des activités de loisirs sur la consommation au niveau des individus, des foyers et du groupe social). Ils permettent au modélisateur de détecter de trop grande régularité dans les comportements produits (ce qui pourrait correspondre à des erreurs de modélisation ou des paramètres de simulation qui n'ont pas été correctement configurés).

Mode de vie. Inspirés des travaux en sociologie de l'énergie [30], les modes de vie sont les agents qui incarnent un aspect de la connaissance des experts en sociologie à la manière des groupes sociaux dans l'axe de la population. Basé sur des concepts sociaux, un mode de vie est également caractérisé par un ensemble de pratiques (*i.e.* peut être vu comme des marqueurs des caractéristiques sociologiques) qui influent sur la durée des tâches (*e.g.* ceux qui passent beaucoup de temps dans la préparation des repas) et la fréquence des rythmes (*e.g.* faire plus souvent des activités de loisirs) basée sur des hypothèses d'étude de l'énergie.

4.3 Axe de l'environnement de consommation

Cet axe représente les agents liés à la consommation énergétique (de l'appareil au logement). Un agent de cet axe se caractérise par une puis-

sance électrique, une fonction de consommation et un état d'activation (arrêt, veille ou allumé).

Appareil. Un appareil met à jour sa consommation électrique et peut percevoir la température ambiante. Les profils de consommation électrique des appareils proviennent de la BDD REMODECE⁴ mesurée par des experts de l'énergie en situations réelles. Tous les appareils influencent la température de la pièce en fonction de leur propriété de rayonnement, caractéristique du fonctionnement des appareils électriques.

Pièce. On définit une pièce comme un super-agent d'appareils caractérisé par un nombre de personnes présentes, une température courante et une température cible pour les appareils de chauffage. Une pièce met à jour sa température en utilisant un modèle thermodynamique et peut percevoir le nombre de personnes présentes. Cet agent a pour principal objectif d'intégrer l'expertise en thermique du bâtiment [25] et permet d'étudier son impact au niveau des habitants, contrairement aux scénarios normatifs habituellement utilisés dans les études sur le confort thermique et l'énergie du bâtiment comme [17].

Logement. Les agents logement sont composés de pièces et visent à intégrer les expertises sur l'efficacité énergétique et l'enveloppe thermique et à tester l'efficacité de différentes stratégies de chauffe dans le logement. Un logement est caractérisé par un indicateur de présence des individus. Il peut, en fonction de son gestionnaire énergétique, interagir avec les pièces pour modifier les températures de consigne. La consommation d'électricité, définie comme une propriété calculée récursivement, dépend des influences des ses sous-agents (pièces).

4.4 Mise en œuvre

Grâce aux différents agents présentés ci-dessus, nous voyons la diversité des expertises nécessaires pour représenter le problème difficile de la simulation des comportements humains, même limitée au contexte résidentiel. Pourtant, la structure du problème en plusieurs axes de modélisation et la représentation unifiée des concepts en agents permettent d'avoir un modèle de simulation accessible aux experts. D'une part, ils restent proche de leur domaine



FIGURE 2 – Extrait d'un diagramme d'activité illustrant l'adaptation de l'activité des individus sous l'influence de leur foyer.

en termes de description des concepts et de niveaux d'abstraction, et d'autre part, ils peuvent travailler sur la dynamique interdisciplinaires grâce au mécanisme des influences et les interactions.

La figure 2 illustre un résultat de simulation dans la plate-forme SMACH. Le diagramme d'activité permet de visualiser l'impact de la sensibilité aux prix de l'énergie du foyer sur la réalisation des tâches par les individus. À la manière d'un agenda, l'axe vertical représente l'heure du jour alors que l'axe horizontal renseigne sur la date du jour : une colonne par jour et une couleur par tâche. Par souci de clarté, seules les tâches consommatrices sont affichées. Dans cette simulation les périodes fléchées (de 18h à 20h les jours avec une pastille bleue) indiquent des prix plus chers et nous pouvons ces jours là constater une réorganisation importante de l'activité des individus, sous l'influence du foyer. Les tâches consommatrices sont reportées plus tard dans la soirée. Cette mise en œuvre concrète d'une influence multi-niveau, ici l'influence du foyer sur l'individu, est un exemple typique d'hypothèse que les experts énergéticiens souhaitent pouvoir étudier en simulation.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté le modèle SIMLAB pour la simulation multi-expert de systèmes complexes. Il s'articule autour de la notion d'axe de modélisation qui permet de capturer les propriétés communes aux différents domaines d'expertises. Les agents situés à différents niveaux d'abstraction, peuvent s'influencer au sein d'un axe et interagir avec les agents d'autres axes. Nous avons décrit la mise en

4. REMODECE : base de données européenne sur la consommation résidentielle - <http://remodece.isr.uc.pt>

œuvre à l'aide de SIMLAB d'un modèle agent dans le contexte de la consommation électrique résidentielle.

Ce modèle est implémenté dans la plateforme SMACH. Nous travaillons actuellement sur sa validation en se basant sur la réalisation de simulations participatives sur un échantillon de foyers en Bretagne. L'objectif est double : (1) valider les éléments micro du modèle (*i.e.* individu-tâche-appareil) en confrontant au regard des clients EDF leur activité simulée et en comparant consommation simulée et réelle. (2) valider le modèle multi-niveau multi-expert SIMLAB en montrant l'apport des différents niveaux, axes et influences sur la capacité de description et d'analyse du système réel. L'idée générale consiste à ajouter des expertises les unes après les autres sous la forme d'agents de différents niveaux et de démontrer que les résultats tendent à se rapprocher des mesures sur le système réel.

Par la suite, il sera intéressant d'utiliser notre modèle dans d'autres contextes que l'activité humaine et la consommation énergétique pour tester l'adaptation de notre approche à d'autres contextes multi-experts.

Références

- [1] A. Alaali, M. A. Purvis, and B. T. R. Savarimuthu. Vector opinion dynamics : An extended model for consensus in social networks. In *Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, 2008. WI-IAT'08. IEEE/WIC/ACM International Conference on*, volume 3, page 394–397, 2008.
- [2] A. Alfabara and B. Croxford. Using agent-based modelling to simulate occupants' behaviours in response to summer overheating. In *Proceedings of the Symposium on Simulation for Architecture & Urban Design*, page 13. Society for Computer Simulation International, 2014.
- [3] E. Amouroux, T. Huraux, F. Sempé, N. Sabouret, and Y. Haradji. Smach : Simuler l'activité humaine pour limiter les pics de consommation électrique. In *Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA)*, pages 51–60. Cepadues Editions, 2013.
- [4] J. Bourbousson, C. Seve, and T. McGarry. Space-time coordination dynamics in basketball : Part 1. intra-and inter-couplings among player dyads. *Journal of Sports Sciences*, 28(3) :339–347, 2010.
- [5] B. Camus, C. Bourjot, and V. Chevrier. Multi-level modeling as a society of interacting models. In *Proceedings of the Agent-Directed Simulation Symposium*, page 3. Society for Computer Simulation International, 2013.
- [6] D. Claridge, B. Abushakra, J. Haberl, and A. Sreshthaputra. Electricity diversity profiles for energy simulation of office buildings (rp-1093). *ASHRAE Transactions*, 110(1) :365–365, 2004.
- [7] A. Doniec, R. Mandiau, S. Piechowiak, and S. Espié. A behavioral multi-agent model for road traffic simulation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(8) :1443–1454, 2008.
- [8] J. Ferber and J.-P. Müller. Influences and reaction : a model of situated multiagent systems. In *Proceedings of Second International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS-96)*, pages 72–79, 1996.
- [9] R. Z. Freire, G. H. Oliveira, and N. Mendes. Predictive controllers for thermal comfort optimization and energy savings. *Energy and Buildings*, 40(7) :1353 – 1365, 2008.
- [10] A. Grandjean. *Introduction de non linéarités et non stationnarités dans les modèles de représentation de la demande électrique résidentielle*. PhD thesis, Thèse de doctorat, Mines Paristech, 2013.
- [11] Y. Haradji, G. Poizat, and F. Sempé. *Human Activity and Social Simulation*, pages 416–425. CRC Press, 2012.
- [12] V. Hilaire, A. Koukam, P. Gruer, and J.-P. Müller. Formal specification and prototyping of multi-agent systems. In *Engineering Societies in the Agents World*, pages 114–127. Springer, 2000.
- [13] N. R. Jennings. An agent-based approach for building complex software systems. *Communications of the ACM*, 44(4) :35–41, 2001.
- [14] A. Kashif, S. Ploix, J. Dugdale, and X. H. B. Le. Simulating the dynamics of occupant behaviour for power management in residential buildings. *Energy and Buildings (online pre-print)*, 2012.
- [15] Y. Kubera, P. Mathieu, and S. Picault. Everything can be agent ! In *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems : volume 1-Volume 1*, pages 1547–

1548. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2010.
- [16] Y. Kubera, P. Mathieu, and S. Picault. Ioda : an interaction-oriented approach for multi-agent based simulations. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 23(3) :303–343, 2011.
- [17] Y. S. Lee, Y. K. Yi, and A. Malkawi. Simulating Human Behaviour and its Impact on Energy Uses. In *Proc. of the 12th Conference of International Building Performance Simulation Association (IBPSA)*, pages 1049–1056, 2011.
- [18] A. S. Massoud and B. Wollenberg. Toward a smart grid : power delivery for the 21st century. *Power and Energy Magazine, IEEE*, 3(5) :34–41, 2005.
- [19] P. Mathieu and O. Brandouy. A generic architecture for realistic simulations of complex financial dynamics. In *Advances in Practical Applications of Agents and Multiagent Systems*, pages 185–197. Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [20] N. Minar, R. Burkhart, C. Langton, and M. Askenazi. The swarm simulation system : a toolkit for building multi-agent simulations. *GEMAS Studies in Social Analysis*, Working Paper 96-06-042, 1996.
- [21] M. Muratori, M. C. Roberts, R. Sioshansi, V. Marano, and G. Rizzoni. A highly resolved modeling technique to simulate residential power demand. *Applied Energy*, 107 :465–473, 2013.
- [22] L. Navarro, F. Flacher, and V. Corruble. Dynamic level of detail for large scale agent-based urban simulations. *Proc. of 10th Int. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2011)*, pages 701–708, 2011.
- [23] T. N. A. Nguyen, J.-D. Zucker, N. H. Du, A. Drogoul, and D.-A. Vo. An hybrid equation-based and agent-based modeling of crowd evacuation on road network. *International Conference on Complex Systems*, 2011.
- [24] S. Picault, P. Mathieu, et al. An interaction-oriented model for multi-scale simulation. In *IJCAI Proceedings-International Joint Conference on Artificial Intelligence*, volume 22, page 332, 2011.
- [25] G. Plessis, É. Amouroux, and Y. Haradji. Coupling occupant behaviour with a building energy model-a fmi application. In *Proceedings of the 10th International ModelicaConference*, 2014.
- [26] M. Relieu, P. Salembier, and J. Theureau. Introduction au numéro spécial activité et action/cognition située. *Activités*, 1(2) :3–10, 2004.
- [27] A. Rogers, S. Maleki, S. Ghosh, and J. Nicholas R. Adaptive home heating control through gaussian process prediction and mathematical programming. In *ATES 2011*, pages 71–78, May 2011.
- [28] C. Seligman, J. M. Darley, and L. J. Becker. Behavioral approaches to residential energy conservation. *Energy and buildings*, 1(3) :325–337, 1978.
- [29] D. Servat, E. Perrier, J.-P. Treuil, and A. Drogoul. When agents emerge from agents : Introducing multi-scale viewpoints in multi-agent simulations. *LNCS*, 1534 :183–198, 1998.
- [30] M.-P. Thomas. Energy consumption in residential and transport sectors : an analysis based on a lifestyle approach. In *4th ECLEER Seminar (European Centre and Laboratories for Energy Efficiency Research)*, EDF R&D, 2011.
- [31] P. Tranouez, C. Bertelle, and D. Olivier. Changing levels of description in a fluid flow simulation. In *Emergent Properties in Natural and Artificial Dynamical Systems*, pages 87–99. Springer, 2006.
- [32] J. van Hoof. Forty years of Fanger’s model of thermal comfort : comfort for all ? *Indoor Air*, 18(3) :182–201, 2008.
- [33] M. Wetter. Modelica-based modelling and simulation to support research and development in building energy and control systems. *Journal of Building Performance Simulation*, 2(2) :143–161, 2009.
- [34] R. Yang and L. Wang. Development of multi-agent system for building energy and comfort management based on occupant behaviors. *Energy and Buildings*, 56 :1–7, 2013.
- [35] Z. Zhou, W. K. V. Chan, and J. H. Chow. Agent-based simulation of electricity markets : a survey of tools. *Artificial Intelligence Review*, 28(4) :305–342, 2007.