Simulation multi-agent d'un système complexe : combiner des domaines d'expertise par une approche multi-niveau - Le cas de la consommation électrique résidentielle.

Thomas Huraux

▶ **To cite this version:**

Thomas Huraux. Simulation multi-agent d'un système complexe : combiner des domaines d'expertise par une approche multi-niveau - Le cas de la consommation électrique résidentielle.. Système multi-agents [cs.MA]. UPMC - Paris 6 Sorbonne Universités, 2015. Français. NNT : . tel-01293543v1

HAL Id: tel-01293543

https://theses.hal.science/tel-01293543v1

Submitted on 24 Mar 2016 (v1), last revised 26 Sep 2016 (v2)

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE DE DOCTORAT DE
l'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE

Spécialité

Informatique

École doctorale Informatique, Télécommunications et Électronique (Paris)

Présentée par

Thomas Huraux

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR de l'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE

Titre de la thèse :

Simulation multi-agent d'un système complexe : combiner des domaines d'expertise par une approche multi-niveau – Le cas de la consommation électrique résidentielle.

soutenue le 2 octobre 2015

devant le jury composé de :

M.	Vincent Chevrier	Univ. de Lorraine	
Mme.	Julie Dugdale	Univ. Grenoble Alpes	(Rapporteur)
Mme.	Amal El Fallah Seghrouchni	Univ. Pierre et Marie Curie	
M.	Yvon Haradji	EDF R&D	
M.	Gildas Morvan	Univ. d'Artois	
M.	Sébastien Picault	Univ. Lille 1	(Rapporteur)
M.	Nicolas Sabouret	Univ. Paris-Sud	(Directeur de thèse)
M.	Pascal Salembier	Univ. de Technologie de Troyes	

Voyageur, le chemin
C'est les traces de tes pas
C'est tout ; voyageur,
il n'y a pas de chemin,
Le chemin se fait en marchant

— Antonio Machado

RÉSUMÉ

Nous abordons dans cette thèse un problème important en simulation multi-agent pour l'étude des systèmes complexes : celui d'assembler de multiples expertises par une approche multi-niveau. Alors que les approches existantes considèrent habituellement la vue d'un seul expert principal sur le système, nous proposons d'utiliser une approche multi-niveau pour intégrer plusieurs expertises sous la forme d'agents de différents niveaux d'abstraction. Nous montrons qu'il est ainsi possible de rester proche des concepts manipulés par les différents experts (ce qui permet de 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. Les recherches actuelles dans la communauté des systèmes multi-agents utilisent souvent la modélisation multi-niveau pour répondre à la problématique du passage à l'échelle en construisant des représentations macroscopiques des agents. Nous voulons, au contraire, conserver le niveau microscopique pour permettre des études inter-disciplinaires sur les liens micro-macro. Nous proposons le modèle SIMLAB 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. Ce travail de recherche est concrétisé dans le cadre de l'étude de l'activité humaine en relation avec la consommation électrique résidentielle. Il s'agit là d'un exemple typique de système complexe nécessitant de multiples expertises issues de différents domaines tels que l'ergonomie, l'énergétique, la sociologie, la thermique, *etc*. Dans ce contexte, nous présentons ensuite la mise en œuvre de notre approche dans la plate-forme SMACH de simulation des comportements humains dans l'habitat et nous décrivons un ensemble d'expérimentations illustrant les différentes caractéristiques de notre approche. Nous montrons enfin la capacité de SIMLAB à reproduire et étendre en simulation une étude réalisée sur le terrain de gestion de la demande énergétique résidentielle.

PUBLICATIONS

Quelques idées et figures de ce manuscrit sont déjà parues dans les publications suivantes :

Amouroux, E., Huraux, T., Sempé, F., Sabouret, N., and Haradji, Y. (2013a). Simulating human activities to investigate household energy consumption. In *Proc. of the 5th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)*, pages 71–80. SciTePress.

Amouroux, E., Huraux, T., Sempé, F., Sabouret, N., and Haradji, Y. (2013b). Smach : Simuler l'activité humaine pour limiter les pics de consommation électrique. In *Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA)*, pages 51–60.

Amouroux, É., Huraux, T., Sempé, F., Sabouret, N., and Haradji, Y. (2014). Smach : Agent-based simulation - investigation on human activities and household electrical consumption. In *Agents and Artificial Intelligence*, pages 194–210. Springer.

Amouroux, E., Sempé, F., Huraux, T., Sabouret, N., and Haradji, Y. (2013c). Simulating household activities to lower consumption peaks : demonstration. In *Proc. of the 12th International conference on Autonomous agents and multi-agent systems*, pages 1349–1350. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.

Huraux, T., Sabouret, N., and Haradji, Y. (2014a). A multi-level model for multi-agent based simulation. In *Proc. of the 6th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)*, pages 139–146. SciTePress.

Huraux, T., Sabouret, N., and Haradji, Y. (2015a). Combiner les expertises au sein d'une simulation multi-agent multi-niveau. In *Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA)*, pages 29–38. Cépaduès.

Huraux, T., Sabouret, N., and Haradji, Y. (2015b). Study of human activity related to residential energy consumption using multi-level simulations. In *Proc. of the 7th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)*, pages 133–140. SciTePress.

Huraux, T., Sabouret, N., Haradji, Y., and EDF R&D, C. (2014b). Un modèle multi-niveau pour simuler l'activité humaine dans le contexte de la consommation énergétique résidentielle. In *12e Rencontres des Jeunes Chercheurs en Intelligence Artificielle (RJCIA)*.

Huraux, T., Sabouret, N., Haradji, Y., and Sempé, F. (2015c). Simulations multi-agents de l'activité humaine : application dans le contexte énergétique résidentiel français. In *Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle (APIA)*, pages 79–86.

REMERCIEMENTS

Je tiens ici à remercier chaleureusement les nombreuses personnes qui, de près ou de loin, d'une manière ou d'une autre, m'ont accompagné et soutenu. Qu'ils sachent que sans eux, ce travail n'aurait jamais pu aboutir.

Mes plus sincères remerciements sont adressés à Nicolas Sabouret pour ses qualités humaines et scientifiques. Ses conseils toujours judicieux, son enthousiasme et ses encouragements ont été d'un grand soutien. Je souhaite à tous les futurs doctorants d'avoir un directeur de thèse aussi formidable et je tiens à lui témoigner ici mon amitié, ma gratitude et ma reconnaissance.

Je remercie également Yvon Haradji, porte-étendard des systèmes multi-agents à EDF. Il a su m'apporter un soutien constant et des conseils constructifs qui m'ont permis de mener à bien ce travail. Je le remercie particulièrement pour la confiance dont il a fait preuve à travers l'autonomie dont j'ai pu jouir.

J'adresse naturellement mes remerciements aux membres du jury : à Julie Dugdale et à Sébastien Picault, qui m'ont fait l'honneur de rapporter ces travaux, ainsi qu'à Vincent Chevrier, à Amal El Fallah Seghrouchni, à Gildas Morvan et à Pascal Salembier pour avoir accepté de faire partie de ce jury.

Je ne saurais oublier les autres doctorants d'EDF R&D et du LIP6, dont beaucoup sont devenus mes amis. Nos échanges ont été l'occasion de partager nos joies et nos difficultés. J'ai passé avec eux des moments inoubliables et je leur exprime ici toute ma gratitude.

Bien entendu, je souhaite remercier ma famille qui m'a toujours soutenu et encouragé, en particulier mes parents qui n'ont cessé de croire en moi et en mes capacités. Cette thèse leur est dédiée.

Enfin, je tiens à remercier tous mes amis qui m'ont soutenu et aidé dans les moments difficiles. Jamais ils ne liront cette thèse mais sans eux aucune réussite n'aurait été possible. Aux amitiés perdues, présentes et à venir.

TABLE DES MATIÈRES

1 INTRODUCTION 19
1.1 Motivations . . . 19
1.2 Organisation du document . . . 20

I État de l'art 23

2 LE CONTEXTE ÉNERGÉTIQUE FRANÇAIS : UN BESOIN DE SIMULATION 25
2.1 Le contexte énergétique . . . 26
2.1.1 L'énergie, un enjeu majeur . . . 26
2.1.2 Les moyens de production . . . 26
2.1.3 L'importance de l'équilibre production/consommation . . . 27
2.2 Le secteur résidentiel . . . 28
2.2.1 Les différents secteurs . . . 29
2.2.2 Une irrégularité caractéristique . . . 29
2.2.3 Étudier les comportements humains dans la consommation 30
2.3 La plate-forme SMACH . . . 31
2.3.1 Simuler la vie quotidienne des foyers . . . 32
2.3.2 Mettre en relation activité humaine et consommation électrique . . . 33
2.3.3 Simulations participatives . . . 35
2.3.4 Les limites de SMACH . . . 35
2.4 Activité humaine : un système complexe . . . 35
2.4.1 Reproduire les comportements en simulation . . . 36
2.4.2 Les limites de la simulation . . . 36
2.4.3 Objectifs de la simulation des comportements humains pour les études énergétiques . . . 37
2.5 Bilan . . . 40

3 MODÈLES INFORMATIQUES POUR LA GESTION INTELLIGENTE DE L'ÉNERGIE 43
3.1 Du réseau électrique à l'habitat . . . 43
3.1.1 Réseaux électriques intelligents : les smart-grids . . . 44
3.1.2 Les microgrids : vers un contrôle plus local . . . 47
3.1.3 L'habitat intelligent (ou smart home) . . . 47
3.2 Simulation des comportements humains . . . 48
3.2.1 Modèles d'occupation . . . 49
3.2.2 Modélisation des habitants . . . 50
3.3 Approches multi-niveaux . . . 52
3.3.1 Applications . . . 52
3.3.2 Modèles multi-niveaux . . . 54
3.4 Bilan . . . 60

II Le méta-modèle SIMLAB **61**

4 VERS UNE APPROCHE MULTI-NIVEAU 63
4.1 La démarche du modélisateur . . . 64
4.1.1 Des expertises à la réalisation du simulateur . . . 64
4.1.2 La difficulté pour le modélisateur : les interactions . . . 65
4.2 Des agents pour incarner les expertises . . . 65
4.2.1 Définition d'un agent . . . 66
4.2.2 Une approche tout-agent . . . 67
4.3 Combiner les expertises au sein d'une simulation . . . 68
4.3.1 Distinguer les propriétés spécifiques des propriétés communes . . . 69
4.3.2 Les axes dans notre contexte applicatif . . . 69
4.4 Des niveaux d'abstraction différents . . . 69
4.4.1 Le lien micro-macro . . . 70
4.4.2 Axe de modélisation : propriétés communes et niveaux d'abstraction . . . 71
4.4.3 Tester les hypothèses interdisciplinaires . . . 72
4.5 Vers une organisation dynamique des agents . . . 73
4.6 Bilan . . . 74

5 SIMLAB : UN MÉTA-MODÈLE MULTI-EXPERTISE MULTI-NIVEAU 75
5.1 Principe général . . . 76
5.2 Agents . . . 77
5.2.1 Types . . . 77
5.2.2 Propriétés . . . 77
5.3 Axes de modélisation . . . 78
5.3.1 Propriétés communes . . . 78
5.3.2 Types et axes de modélisation . . . 78
5.3.3 Relation inter-niveau . . . 78
5.3.4 Super et sous-agents . . . 79
5.3.5 Définition d'un axe de modélisation . . . 79
5.4 Influences . . . 80
5.4.1 Définition . . . 80
5.4.2 Lier les propriétés entre niveaux . . . 80
5.5 Dynamique des agents . . . 81
5.5.1 Actions . . . 81
5.5.2 Déclenchement des influences . . . 82
5.5.3 Interactions . . . 82
5.5.4 Voisinage . . . 83
5.6 Auto-créations . . . 83
5.7 Bilan . . . 84

6 UN MODÈLE DE L'ACTIVITÉ HUMAINE 85
6.1 Aperçu général . . . 85
6.2 Axe des populations . . . 86
6.2.1 Individu . . . 87
6.2.2 Groupe . . . 90
6.2.3 Foyer . . . 92

6.3 Axe des activités . . . 93
6.3.1 Tâche . . . 94
6.3.2 Habitude . . . 96
6.3.3 Mode de vie . . . 97
6.4 Axe de l'environnement de consommation . . . 99
6.4.1 Appareil . . . 99
6.4.2 Pièce . . . 101
6.4.3 Logement . . . 102
6.4.4 Fournisseur d'énergie . . . 104
6.5 Bilan . . . 105

III Validation 107

7 VALIDATION INTERNE ET TESTS 109
7.1 Principe d'implémentation . . . 110
7.1.1 Conception . . . 110
7.1.2 Limites . . . 111
7.2 Validation interne, les premiers résultats . . . 112
7.2.1 Les comportements comme observations micro . . . 113
7.2.2 Ajout de deux types d'agents macro . . . 115
7.2.3 Sensibilité aux influences . . . 117
7.2.4 Dynamiques micro-macro . . . 118
7.3 Étude et validation du mécanisme des auto-créations . . . 120
7.3.1 Modèle simplifié . . . 120
7.3.2 Réalisation d'une maquette . . . 121
7.3.3 Création d'habitudes . . . 121
7.3.4 Création de groupes . . . 123
7.4 Bilan . . . 123

8 VALIDATION EXTERNE 125
8.1 Principe . . . 125
8.2 Une expérimentation terrain en Bretagne . . . 126
8.2.1 Contexte . . . 127
8.2.2 L'expérimentation OPCO . . . 127
8.2.3 Simulations participatives avec SMACH . . . 128
8.3 Validation par l'usage : reproduire une étude en simulation . . . 130
8.3.1 Étape 1 : Reproduire une courbe de consommation agrégée 131
8.3.2 Étape 2 : Réaliser des effacements et retrouver un effet rebond . . . 133
8.3.3 Étape 3 : Pouvoir tester des offres tarifaires . . . 139
8.4 Bilan . . . 141

IV Conclusion 143

9 BILAN 145

10 PERSPECTIVES 147

A ANNEXES 149

BIBLIOGRAPHIE 153

TABLE DES FIGURES

FIGURE 1 Évolution de la consommation mondiale d'électricité *Source : EDF* . . . 26
FIGURE 2 Une courbe de charge avec un pic de consommation *Source : Réseau de Transport d'Electricité (RTE)* . . . 28
FIGURE 3 Interface de la plate-forme Simulation Multi-Agent des Comportements Humains (SMACH) . . . 32
FIGURE 4 Interface Homme Machine (IHM) en mode analyse . . . 34
FIGURE 5 Le modèle AGR – Diagramme de Ferber et Gutknecht (1998b) . . . 55
FIGURE 6 Diagramme du meta-modèle présenté par Vo et collab. (2012) . . . 57
FIGURE 7 Couplage de deux modèles avec AA4MM – Diagramme tiré de Camus et collab. (2013) . . . 59
FIGURE 8 Les trois rôles . . . 64
FIGURE 9 Une propriété commune à deux experts . . . 68
FIGURE 10 Deux experts, deux niveaux d'abstraction, une même partie du système étudié. . . . 70
FIGURE 11 La formation d'un axe de modélisation . . . 72
FIGURE 12 Formation de deux axes avec le méta-modèle SIMLAB . 76
FIGURE 13 Vue d'ensemble des 3 axes . . . 86
FIGURE 14 Classe Agent . . . 110
FIGURE 15 Organisation des 3 axes . . . 111
FIGURE 16 L'axe de la population . . . 111
FIGURE 17 L'axe de l'activité humaine . . . 111
FIGURE 18 L'axe de l'environnement de consommation . . . 112
FIGURE 19 Représentation simplifié des trois axes. . . . 113
FIGURE 20 Exemple d'un pic de froid ressenti par un habitant. . . . 114
FIGURE 21 Nombre de tâches consommatrices par heure de la journée 116
FIGURE 22 Évolution de $\mathcal{M}$ . . . 118
FIGURE 23 Consommation (moyenne glissante) si le foyer interagit avec le logement (trait plein) et s'il n'interagit pas (pointillé). . . . 119
FIGURE 24 Extrait du diagramme d'activité du 11/1/14. La tâche « Se laver » est encadrée. . . . 119
FIGURE 25 Interface du prototype . . . 121
FIGURE 26 La simulation participative dans SMACH . . . 128
FIGURE 27 Diagrammes d'activité d'une journée de trois foyers du profil C . . . 132
FIGURE 28 Profils de consommation de quatre logements . . . 132
FIGURE 29 Consommation agrégée de 100 logements sur 1 mois environ . . . 133
FIGURE 30 Exemple d'une période de pic de consommation le 26/02/2013 (100 logements) . . . 134

Figure 31 Détection automatique de pics de consommation (100 logements) . . . 135
Figure 32 Courbe de charge simulée d'un effacement simultané (100 logements) . . . 136
Figure 33 Courbe de charge réelle OPCO d'un effacement simultané (EDF R&D, 2012) . . . 137
Figure 34 Courbe de charge simulée d'un effacement diffus (100 logements) . . . 138
Figure 35 Courbe de charge réelle OPCO d'un effacement diffus (EDF R&D, 2012) . . . 138
Figure 36 Extrait d'un diagramme d'activité illustrant l'adaptation de l'activité des individus sous l'influence de leur foyer . 140
Figure 37 Effet de la tarification dynamique sur la consommation pendant un pic (100 logements) . . . 140
Figure 38 Combinaison de l'effacement diffus avec la tarification dynamique (100 logements) . . . 141

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 Composition du mix énergétique français en 2012 *Source : Ministère de l'Écologie* . . . 27
Tableau 2 Consommation finale d'électricité par secteur en 2011 *Source : Ministère de l'Écologie* . . . 29
Tableau 3 Les consommations par usage dans le secteur résidentiel en 2011 *Source : Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie (ADEME)* . . . 30
Tableau 4 Super et sous-agents d'un individu . . . 87
Tableau 5 Super et sous-agents d'un groupe . . . 90
Tableau 6 Super et sous-agents d'un foyer . . . 92
Tableau 7 Super et sous-agents d'une tâche . . . 94
Tableau 8 Super et sous-agents d'une habitude . . . 97
Tableau 9 Super et sous-agents d'un mode de vie . . . 98
Tableau 10 Super et sous-agents d'un appareil . . . 99
Tableau 11 Super et sous-agents d'une pièce . . . 101
Tableau 12 Super et sous-agents d'un logement . . . 102
Tableau 13 Super et sous-agents d'un fournisseur . . . 104
Tableau 14 Exemples d'habitudes réifiées . . . 122

Tableau 15 Mesures de similarité aux courbes de charge réelles . . . 130

LISTINGS

Listing 1 Initialisation d'Alice comme sous-agent du foyer Dupond 111
Listing 2 Fonctionnement de l'agent fournisseur 135
Listing 3 Exemple d'ajout d'une influence 139

ACRONYMES

AA4MM Agent and Artifact for Multi-Modeling

ACL Agent Communication Language

ADEME Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie

ADN Acide DésoxyriboNucléique

AGR Agent Groupe Rôle

ASHRAE American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers

BDI Belief Desire Intention

CIFRE Conventions Industrielles de Formation par la REcherche

CNRS Centre National de la Recherche Scientifique

CPU Central Processing Unit

DOM Dynamic-Oriented Modeling

EDF Électricité De France

FIPA Foundation for Intelligent Physical Agents

GAMA Gis and Agent-based Modelling Architecture

GEAMAS GEneric Architecture for Multi-Agent Simulations

GEAMAS-NG GEAMAS New-Generation

GIEC Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat

IA Intelligence Artificielle

ICAME Innovation Commerciale, Analyse des Marchés et de leur Environnement

IHM Interface Homme Machine

INSEE Institut National de la Statistique et des Études Économiques

InTraDe Intelligent Transportation for Dynamic Environment

IODA Interaction Oriented Design of Agent simualtions

IRD Institut de Recherche pour le Développement

IRM4MLS Influence Reaction Model for Multilevel Simulation

KIDS Keep It Descriptive, Stupid !

LOD Level Of Detail

MADKit Multi-Agent Development Kit

OPCO OPtimisation de la COnsommation

PADAWAN Pattern for Accurate Design of Agent Worlds in Agent Nests

PEC Paquet Energie Climat

PMV Predicted Mean Vote

PRISM PRicing Impact Simulation Model

UPMC Université Pierre et Marie Curie

REMODECE Residential Monitoring to Decrease Energy Use and Carbon Emissions in Europe

RIVAGE Ruissellement et Infiltration Vu par des Agents

RTE Réseau de Transport d'Electricité

SIG Systèmes d'Information Géographique

SIMLAB SIMLAB Is Multi-Level Agent Based

SMA Systèmes Multi-Agents

SMACH Simulation Multi-Agent des Comportements Humains

1 INTRODUCTION

Allons-y !

— Ten

1.1 MOTIVATIONS

À mesure que la consommation énergétique augmente, la question environnementale motive les acteurs du marché de l'électricité (et la société en général) à améliorer l'efficience énergétique. Dans ce contexte, la compréhension des phénomènes de consommation est primordiale pour l'amélioration des systèmes techniques et des services. Cependant, les études sur la consommation ont montré qu'il était important de ne pas se limiter au niveau technique mais aussi de prendre en compte les facteurs humains dans l'efficience énergétique. Les travaux de recherche liés à cette problématique ont ainsi été incités à revoir leurs conceptions en intégrant la question de l'activité humaine. Nous avons choisi d'aborder cette question dans le secteur énergétique résidentiel où l'humain occupe une place prédominante.

Nos travaux portent sur la simulation informatique des comportements humains pour une gestion efficace de la consommation énergétique dans l'habitat. Les travaux récents (Haradji et collab., 2012b; Kashif, 2014) montrent que la simulation peut fournir de nouveaux outils pour mieux comprendre la relation entre l'activité humaine et la consommation électrique. Cependant, la simulation des comportements humains demeure un objet de recherche difficile.

En effet, parce qu'elle est variée, complexe et change en permanence, l'activité humaine constitue un système complexe (Dugdale, 2013). Lorsque l'on cherche à reproduire un tel système pour le simuler, il est nécessaire de gérer un grand nombre de variables interdépendantes, dont la dynamique est difficile à étudier par des modèles classiques (*e.g.* modèles équationnels). Dans ce cadre, nos travaux reposent sur le paradigme des Systèmes Multi-Agents (SMA) qui a prouvé son efficacité pour la modélisation et la simulation de systèmes complexes.

L'enjeu est de modéliser un SMA à partir des connaissances et intuitions disponibles sur le système réel. Dans ce cadre, deux problèmes majeurs seront traités dans ce manuscrit :

1. Simuler les comportements humains relève de multiples expertises (activité humaine, thermique du bâtiment, impact des groupes sociaux sur les individus, *etc*) qui proviennent d'un large éventail de domaines, allant des sciences humaines et sociales à l'étude des phénomènes physiques.

Nous aborderons la question de la modélisation multi-agent mettant en jeu plusieurs expertises.

2. Les connaissances disponibles permettant de rendre compte de ces expertises dans le système sont positionnées à différents niveaux d'abstraction. Nous aborderons donc aussi la question de la modélisation multi-niveau dans un SMA.

Nos travaux nous ont amenés à proposer un nouveau méta-modèle multi-agent, appelé SIMLAB, permettant de combiner plusieurs domaines d'expertise et de représenter différents niveaux d'abstraction. Ce travail de recherche s'inscrit dans le cadre d'une thèse CIFRE entre l'Université Pierre et Marie Curie (UPMC) et Électricité De France (EDF) R&D - Département Innovation Commerciale, Analyse des Marchés et de leur Environnement (ICAME).

1.2 ORGANISATION DU DOCUMENT

Ce manuscrit de thèse contient quatre parties et s'articule autour de dix chapitres comprenant ce chapitre d'introduction. La première partie contient deux chapitres concernant l'état de l'art. La seconde présente notre contribution en trois chapitres. La troisième et la quatrième partie, contenant chacune deux chapitres, portent sur la validation de notre travail et la conclusion.

Le second chapitre présente le contexte énergétique français et plus particulièrement le secteur résidentiel où les comportements humains jouent un rôle important dans la consommation électrique. Nous y présentons la plateforme de SMACH dans laquelle s'inscrit notre travail. Nous expliquons dans ce chapitre que les comportements humains sont un système complexe et les difficultés que cela entraîne dans leur simulation.

Le troisième chapitre présente les modèles informatiques existants pour la gestion intelligente de l'énergie, notamment en Intelligence Artificielle (IA). Nous décrivons ensuite les différentes approches utilisées pour reproduire les comportements humains en simulation. Nous y présentons également les travaux sur la modélisation multi-niveau sur lesquels nous pouvons nous appuyer.

Le quatrième chapitre présente la réflexion qui nous a mené à proposer un nouveau modèle pour la simulation des systèmes complexes. Notre étude nous a conduit à utiliser des agents de différents niveaux d'abstraction pour combiner les expertises disponibles autour du système étudié.

Le cinquième chapitre de cette thèse présente SIMLAB, notre modèle multi-agent multi-niveau permettant d'intégrer différentes expertises pour la simulation d'un système complexe.

Le sixième chapitre présente notre utilisation du modèle SIMLAB pour assembler les expertises des comportements humains dans l'habitat pour les études énergétiques. Nous modélisons ce problème en trois grands domaines d'expertise : les populations, l'activité humaine et l'environnement de consommation.

Le septième chapitre présente la mise en œuvre de SIMLAB dans la plateforme SMACH. Nous y décrivons les différentes expérimentations réalisées pour tester l'implémentation. Ces différents tests forment une validation interne du modèle.

Le huitième chapitre décrit la validation que nous avons réalisé en s'appuyant sur une expérimentation terrain pour l'étude de l'impact d'un pilotage des chauffages pour limiter les pics de consommation électrique dans le secteur résidentiel.

Le neuvième et le dixième chapitre présentent le bilan et les perspectives de nos travaux.

Enfin, nous utiliserons indifféremment dans ce manuscrit les termes de « simulation de l'activité humaine » et de « simulation des comportements humains ». La simulation correspondra toujours à une simplification d'un phénomène réel complexe (l'activité humaine) qui est dynamique, cognitif, culturel, relatif à un individu ou un collectif d'individus avec ses contraintes, ses habitudes et ses modes de vie.

Première partie

État de l'art

2 LE CONTEXTE ÉNERGÉTIQUE FRANÇAIS : UN BESOIN DE SIMULATION

2.1 Le contexte énergétique **26**
2.1.1 L'énergie, un enjeu majeur 26
2.1.2 Les moyens de production 26
2.1.3 L'importance de l'équilibre production/consommation 27
2.2 Le secteur résidentiel **28**
2.2.1 Les différents secteurs 29
2.2.2 Une irrégularité caractéristique 29
2.2.3 Étudier les comportements humains dans la consommation 30
2.3 La plate-forme SMACH **31**
2.3.1 Simuler la vie quotidienne des foyers 32
2.3.2 Mettre en relation activité humaine et consommation électrique 33
2.3.3 Simulations participatives 35
2.3.4 Les limites de SMACH 35
2.4 Activité humaine : un système complexe **35**
2.4.1 Reproduire les comportements en simulation 36
2.4.2 Les limites de la simulation 36
2.4.3 Objectifs de la simulation des comportements humains pour les études énergétiques 37
2.5 Bilan **40**

Une difficulté majeure pour les producteurs d'électricité, à mesure que la consommation énergétique augmente, est de pouvoir s'adapter en temps réel à la demande des clients pour maintenir une fréquence stable. Pour faire face aux pics de demande, les producteurs s'intéressent de plus en plus à l'étude des consommations du secteur résidentiel où les comportements humains sont un facteur important de variabilité.

Dans ce chapitre, nous illustrons pourquoi comprendre et anticiper les comportements humains représente un objectif stratégique. Pour ce faire, nous présentons le secteur énergétique français en partant des moyens de production pour aller jusqu'aux clients résidentiels. Dans la section 2.1, nous étudions les moyens de production et nous mettons en évidence le besoin d'équilibre entre production et consommation. Nous donnons dans la section 2.2 les caractéristiques et interrogations qui entourent le secteur résidentiel et l'enjeu pour les fournisseurs de lisser les pics de consommation. Dans la section 2.3, nous présentons la plate-forme SMACH de simulation des comportements humains dans l'habitat. Enfin, nous montrons dans la section 2.4 que les comportements humains sont un système complexe que l'on peut reproduire à l'aide de la simulation multi-agent.

2.1 LE CONTEXTE ÉNERGÉTIQUE

2.1.1 L'énergie, un enjeu majeur

La demande énergétique mondiale continue à croître (figure 1) avec pour conséquence la combustion massive d'énergies fossiles. En 2007, le Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) a estimé un réchauffement moyen compris entre 1,1°C et 6,4°C d'ici 2100. Les projections sur un réchauffement en moyenne mondiale de 3°C à 4°C font mention d'une augmentation des risques d'inondations et de sécheresses, de l'accélération de la perte de biodiversité, de l'acidification des océans, *etc.* (Tissot-Colle et Jouzel, 2013)

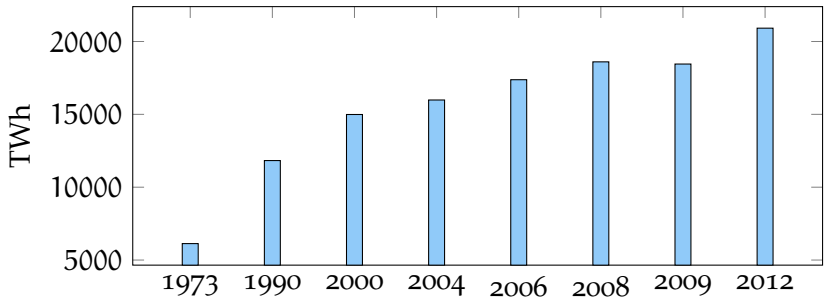


Figure 1 – Évolution de la consommation mondiale d'électricité
Source : EDF

Pour faire face à ce constat alarmant, les directives européennes dans le domaine de l'énergie et le Grenelle de l'environnement encouragent la réduction des consommations énergétiques. En 2014, la Commission Européenne a révisé son plan climat fixant aux états membres de nouveaux objectifs pour 2030 [1] :

— au moins 40% de réduction des émissions de gaz à effet de serre (par rapport à 1990)
— 27% d'énergies renouvelables dans le mix énergétique
— au moins 27% d'amélioration de l'efficacité énergétique [2]

Pour comprendre les difficultés posées par ces objectifs ambitieux, nous étudions dans la section suivante le mix énergétique français.

2.1.2 Les moyens de production

Après le premier choc pétrolier, le gouvernement français a initié une augmentation massive des capacités de production énergétique. Pour participer à l'indépendance énergétique de la France, EDF annonce dès 1974 la construction de 13 centrales nucléaires en deux ans. Aujourd'hui, le pays compte 19 centrales pour un total de 58 réacteurs ce qui représente 76% de la production totale du pays.

1. dans le Paquet Energie Climat (PEC) 2030
2. « Le rapport entre les résultats, le service, la marchandise ou l'énergie que l'on obtient et l'énergie consacrée à cet effet » - définition d'efficacité énergétique d'après la *Directive 2006/32/CE*

Le tableau 1 présente le mix énergétique français. La production en période de consommation normale (hors variabilités horaires et saisonnières) repose sur l'hydraulique « au fil de l'eau » et, en grande partie, sur le nucléaire. En ce sens, on parle de production de base. Le nucléaire a un profil très stable et on ne peut pas adapter rapidement la production au niveau des centrales. En effet, le démarrage d'une tranche (c'est-à-dire un réacteur et son système de production associé) prend plusieurs jours.

Thermique nucléaire	Hydraulique	Éolien	Photovoltaïque	Thermique classique
75,8%	11,2%	2,7%	0,7%	**9,6%**

Tableau 1 – Composition du mix énergétique français en 2012
Source : Ministère de l'Écologie

Les énergies renouvelables (photovoltaïque et éolien) représentent la production de semi-base intermittente car dépendante des conditions climatiques. Pour faire face aux changements constants de la demande, les producteurs utilisent des moyens de production dits « de pointes », à savoir l'hydraulique de retenue (barrages) et les centrales thermiques à flammes. L'énergie des centrales hydrauliques, qui représente 11% de la production, permet de disposer rapidement de grandes quantités d'électricité pour répondre aux variations de la demande et dépend du taux de remplissage des réservoirs dépendant lui aussi des conditions climatiques.

La production à énergies carbonées a un démarrage rapide et une puissance facilement ajustable mais ces centrales fonctionnent au gaz naturel, au fioul ou au charbon qui sont riches en carbone libéré sous forme de CO_2 lors de sa combustion et contribue au réchauffement climatique (André et Royer, 1999).

2.1.3 L'importance de l'équilibre production/consommation

Parce que l'énergie électrique est difficile à stocker, le secteur électrique est caractérisé par la nécessité d'un équilibre constant entre production et consommation pour maintenir une fréquence stable (autour de 50Hz). En cas de déséquilibre tel qu'une demande trop forte par rapport à la production (ou inversement), des blackouts du système sont possibles : risques de délestage fréquence-métrique, emballements des machines de production synchrones, *etc.*

Une production trop importante peut être provoquée, par exemple, par les sources d'énergie renouvelable. En effet, leur production est intermittente et les sources sont souvent éloignées géographiquement des consommateurs finaux (Paniah et collab., 2013). Une solution est alors le stockage de l'énergie mais celui-ci reste difficile (Marquet et collab., 1998). Même si de tels systèmes existent (batteries, piles à combustible, stockages hydrauliques, *etc.*), ils restent trop coûteux pour être rentables. En effet, le coût des systèmes de stockage reste supérieur aux systèmes de production.

Le délestage est une coupure volontaire d'une zone géographique qui permet de baisser rapidement la demande de consommation si celle-ci est trop importante. Cette action sur le réseau permet d'éviter le déclenchement de coupures plus importantes pouvant aller jusqu'à des blackouts. C'est le scénario qui s'est déroulé en hiver 2009 lors d'une vague de froid. RTE a évité un blackout total de la région Provence-Alpes-Côte d'Azur en déclenchant un délestage partiel. Cette coupure a néanmoins affecté 2 millions d'habitants [3].

Pour conserver l'équilibre entre production et demande, les moyens dont disposent les producteurs d'énergie sont donc des réglages limités au niveau des centrales et du dispatching national pour s'adapter à la consommation, particulièrement lors des pics de consommation. Comprendre et anticiper la consommation électrique permet de limiter le recours aux énergies carbonées en permettant la mobilisation de moyens de productions moins réactifs et surtout moins polluants.

Anticiper la consommation représente donc un enjeu important pour les fournisseurs d'électricité et la société en général.

2.2 LE SECTEUR RÉSIDENTIEL

La *courbe de charge* (illustrée par la figure 2) représente l'évolution de la consommation électrique au cours du temps. Elle est utilisée par les experts énergéticiens pour estimer les consommations, faire de la classification sur les profils de consommation, *etc*. C'est sur cette courbe de charge qu'apparaissent les pics de demande (ou pics de consommation) qui émergent des pratiques de consommation des ménages, comme par exemple, les nombreux appels de puissance en soirée lorsque les personnes rentrent chez elles après leur travail et préparent leur repas.

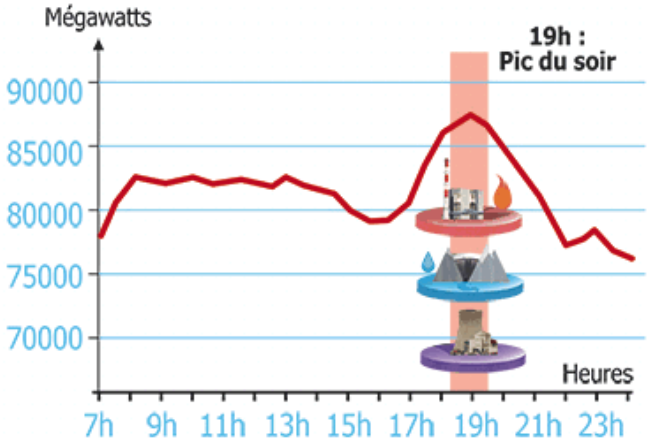


FIGURE 2 – Une courbe de charge avec un pic de consommation
Source : RTE

3. http://clients.rte-france.com/lang/fr/clients_distributeurs/services/actualites.jsp?id=9349&mode=detail

Pour faire face à l'apparition des pics de consommation, les producteurs ont souvent recours à l'utilisation de moyens de production de pointes (comme nous l'avons vu dans la section 2.1.2).

2.2.1 Les différents secteurs

Sidérurgie	Industrie (hors sidérurgie)	Agriculture	Transports	Résidentiel & Tertiaire
2,6%	25,6%	1,7%	2,8%	**67,3%**

Tableau 2 – Consommation finale d'électricité par secteur en 2011
Source : Ministère de l'Écologie

L'énergie est consommée de manière sensiblement différente selon les secteurs d'activité (Allibe, 2012). Les secteurs industriel et tertiaire sont caractérisés par une demande en énergie relativement connue (RF, 2000) et régulière, néanmoins sujette à de fortes variations en fonction, par exemple, des périodes de vacances et du type de jour (ouvré ou non). La consommation des bâtiments (résidentiel et tertiaire) représente 67% de la consommation française totale (tableau 2). Nous montrons dans la section suivante que ce secteur est caractérisé par une grande variabilité.

2.2.2 Une irrégularité caractéristique

La consommation du secteur résidentiel[4] est mal maîtrisée car elle est caractérisée par une grande irrégularité. Grandjean (2013) identifie deux types d'influences qui déforment nettement le profil de consommation électrique représentatif de ce secteur :

— une saisonnalité importante causée notamment par les besoins de chauffage, de climatisation et d'éclairage. L'anticipation est donc ici directement dépendante de notre capacité à produire des prévisions météorologiques fiables. Les recherches dans ce domaine fournissent aujourd'hui des modèles prédictifs très performants (Saha et collab., 2010; Baboo et Shereef, 2010).

— une variabilité au quotidien liée notamment à l'activité humaine. La diversité des consommations du secteur résidentiel provient non seulement des différences entre les habitats mais aussi entre les habitants. Nous savons depuis longtemps que pour une installation identique entre deux foyers, la consommation peut être très différente. C'est le constat de Seligman et collab. (1978) après avoir réalisé une étude sur un panel de 28 logements identiques. L'étude a révélé des variations de consommation électrique pouvant aller du simple au double.

4. l'ensemble des bâtiments utilisés pour se loger (hors bâtiments du tertiaire comme les hôtels)

Les habitants jouent donc un rôle important dans la consommation et la formation des pics. Malheureusement, bien que l'étude du phénomène des pics représente un enjeu important, celle-ci est rendue difficile puisque la courbe de charge du secteur résidentiel reste méconnue (Grandjean, 2013).

La table 3 présente la répartition entre les différents usages dans le secteur résidentiel. La consommation et cette répartition varient d'un foyer à l'autre en fonction du nombre de personnes, du niveau d'équipement, de la localisation géographique du logement, des modes de chauffage utilisés, *etc*.

Chauffage	Eau chaude	Cuisson	Usages spécifiques
62, 7%	12%	6, 8%	18, 5%

Tableau 3 – Les consommations par usage dans le secteur résidentiel en 2011
Source : ADEME

La consommation ne dépend pas seulement du type d'appareils mais aussi des pratiques des occupants qui s'en servent. Ces pratiques dépendent de nombreux facteurs (température extérieure, surface, si l'occupant est locataire ou non, *etc.*) comme le montre les résultats de Andersen et collab. (2009) auprès de foyers danois. Cette étude, basée sur les réponses de questionnaires, a permis d'identifier les facteurs les plus importants qui affectent l'interaction de l'occupant avec le bâtiment : comportement d'ouverture des fenêtres, utilisation du chauffage, *etc.*

Si la consommation résidentielle est caractérisée par une grande diversité, Landry (1985) souligne que cette diversité est d'une certaine manière positive pour les énergéticiens puisqu'elle permet de limiter le pic de consommation en le rendant toujours inférieur à la somme des puissances maximales de chacun des clients. On parle alors de *foisonnement* pour désigner ce phénomène macroscopique qui se produit dans la courbe de charge agrégée. Il découle d'une variété des équipements mais aussi d'une variété d'usages. Par exemple, pour la préparation des repas, tous les foyers ne les préparent pas exactement au même moment. Cette variation permet d'étaler les appels de puissance dans le temps et ainsi limiter l'importance des pics.

L'étude de la variabilité liée à l'activité humaine reste une question difficile, c'est le cœur de notre travail. Comprendre et anticiper l'activité des clients qui entraine les pics de consommation, c'est envisager des mesures (par exemple des stratégies de tarification) qui pourraient permettre d'amplifier cet étalement des appels de puissance dans le temps afin de limiter les pics de consommation.

2.2.3 Étudier les comportements humains dans la consommation

Trois solutions sont envisageables pour étudier et anticiper les comportements humains dans l'habitat :

Les études ergonomiques L'expérience en situation réelle permet aux ergonomes d'étudier finement l'activité humaine. Cependant, ces études sont

ponctuelles et permettent difficilement d'aborder l'effet de l'activité sur l'environnement, par exemple la consommation (Haradji et collab., 2012b).

Les études statistiques Les connaissances disponibles aujourd'hui proviennent principalement d'études statistiques réalisées sur des panels. Par exemple le Panel 6000 [5] d'Edelia, filiale du groupe EDF, a collecté les données de 6000 foyers français pour des besoins techniques, commerciaux et marketing qui a permis d'avoir une connaissance des consommations du secteur résidentiel (en fonction du type d'habitat, de la composition des foyers, de la période de construction du logement, *etc.*) . Cependant, de telles études à grandes échelles sont très longues et coûteuses à mettre en place.

La simulation informatique La simulation peut permettre, en fonction des simplifications informatiques, de reproduire artificiellement des phénomènes de consommation liés aux comportements humains (Amouroux et collab., 2013b; Kashif, 2014). Cette approche à base de simulations fournit aux experts de nouveaux outils pour mettre en relation comportements et consommation électrique. La difficulté est alors de pouvoir considérer le système dans son ensemble, de pouvoir reproduire les phénomènes émergents qui intéressent les experts, tout en le simplifiant suffisamment pour être compréhensible et manipulable par ces experts.

Les études statistiques et ergonomiques sont utiles pour répondre à des questions précises ou tester de nouveaux systèmes en situation réelle mais ne permettent pas de tester rapidement et directement des hypothèses et des mesures possibles pour diminuer les pics.

Dans cette thèse, nous nous positionnons dans le cadre de la simulation des comportements humains dans l'habitat. Le reste du chapitre sera consacré à l'intérêt et aux limites de la simulation dans ce contexte. Nous présenterons la plate-forme de simulation SMACH et expliquerons pourquoi l'activité humaine est un système complexe.

2.3 LA PLATE-FORME SMACH

Nos travaux s'inscrivent dans la réalisation de la plate-forme SMACH de Simulation Multi-Agent des Comportements Humains (Haradji et collab. (2012b); Amouroux et collab. (2013b); Huraux et collab. (2014)) qui permet de simuler l'activité quotidienne des foyers. La réalisation de la plate-forme SMACH est menée dans le cadre d'un partenariat entre EDF R&D, l'UPMC, le Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS), l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) et F. Sempé AE pour la réalisation d'un simulateur multi-agent des comportements humains pour des études liées à la consommation électrique résidentielle.

Comme illustrée sur la figure 3, l'utilisation de la plate-forme peut se résumer en trois grandes étapes :

1. Modélisation d'un foyer par la description de ses habitants, tâches et appareils sous la forme d'un scénario.

5. http://www.edelia.fr/Panels.html

2. Réalisation de simulations où chaque habitant est représenté par un agent.
3. Analyse des résultats sous forme de traces d'activité et de courbes de consommation.

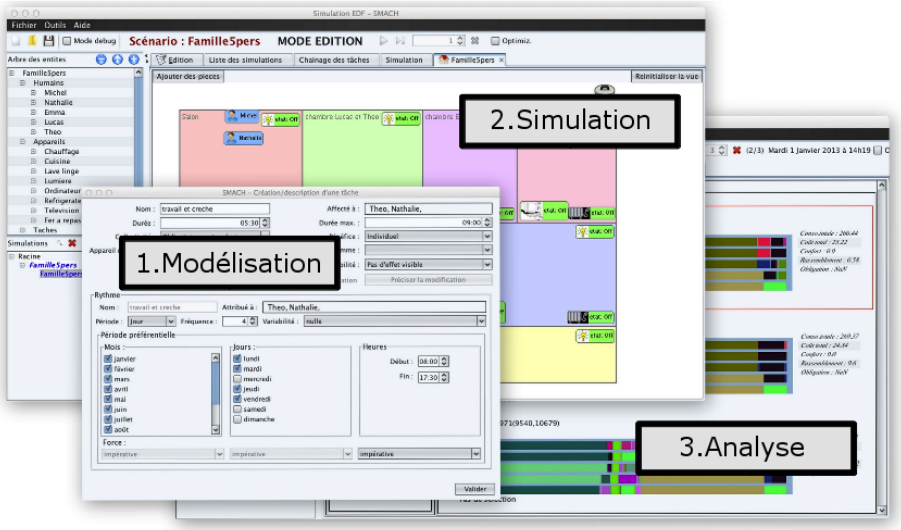


FIGURE 3 – Interface de la plate-forme SMACH

Dans la plate-forme SMACH, la description d'un foyer à simuler (ou scénario) est définie comme un ensemble d'habitants, de tâches et d'appareils électriques. L'élement central est la notion de tâche. Ces tâches peuvent nécessiter des appareils ménagers, qui sont définis dans un environnement. Chaque membre du foyer est représenté par un agent habitant. En se basant sur les données d'un foyer réel ou sur les caractéristiques d'une typologie de foyer, l'utilisateur de la plate-forme renseigne les éléments du scénario. Cette étape se fait à l'aide d'une interface de modélisation développée avec les ergonomes partenaires et pensée spécifiquement pour les experts du domaine de l'énergie.

2.3.1 Simuler la vie quotidienne des foyers

Dans SMACH, chaque membre du foyer est représenté par un agent. Ces agents sont synchrones et sélectionnent, à chaque pas de temps, l'action à exécuter en se basant sur leur priorité. De plus, un niveau de confort thermique est calculé pour chaque agent en utilisant l'équation de Fanger (van Hoof, 2008). Les habitants d'un foyer peuvent communiquer pour échanger des informations ou demander de l'aide. Un agent habitant sélectionne l'action à effectuer en fonction de ses priorités qui dépendent notamment de ses communications (*i.e.* incitation des autres agents à faire quelque chose). La priorité d'une action est réévaluée à chaque pas de temps et l'agent exécute l'action ayant la priorité maximale parmi les actions réalisables. Une action est réalisable si toutes ses préconditions sont satisfaites (*e.g.* l'action *repasser* nécessite la réalisation préalable de l'action *laver le linge*) et si l'appareil électrique éventuellement nécessaire est disponible (*e.g.* l'action *repasser* nécessite un fer à repasser). Les agents peuvent également réaliser des actions pour tenter d'améliorer leur

confort thermique (changer les températures de consigne, ouvrir une fenêtre, *etc*).

Pendant la simulation, l'utilisateur peut suivre l'évolution de la consommation instantanée, les températures dans le logement, le confort des individus et leurs diagrammes d'activité. Cette représentation graphique de l'activité (voir la figure 4), où chaque couleur correspond à une tâche, permet de visualiser le comportement d'un habitant durant la journée. Ainsi, ce diagramme permet de retrouver l'activité précise d'un habitant à chaque instant de la simulation.

2.3.2 Mettre en relation activité humaine et consommation électrique

La plate-forme a été conçue avec les ergonomes d'EDF R&D de manière à permettre aux experts de simuler l'activité d'un foyer. Une fois les caractéristiques des occupants et de l'habitat renseignées, il est possible de simuler l'organisation du foyer (par exemple l'organisation d'une famille le matin avant de partir au travail) et de lancer de multiples simulations produisant ainsi une diversité de comportements.

Chaque simulation de comportements induit une courbe de consommation électrique permettant aux experts de comparer et d'évaluer les comportements en relation avec leurs consommations. La plate-forme permet ensuite de revenir sur la modélisation du foyer pour tester de nouvelles caractéristiques. Cet aller-retour au sein de la plate-forme entre modélisation et simulation permet aux experts métiers d'anticiper une consommation d'énergie résultant de comportements humains.

L'IHM d'analyse de simulation disponible dans SMACH (figure 4) permet de voir simultanément les éléments suivants :

— (1) la consommation électrique globale avec une couleur par appareil ;
— (2) l'activité des habitants au cours d'une semaine ;
— (3 et 3′) le détail de l'activité par minute ;
— (4) les rythmes effectifs des actions (l'axe horizontal représente l'écoulement des jours alors que l'axe vertical celui des heures de la journée).

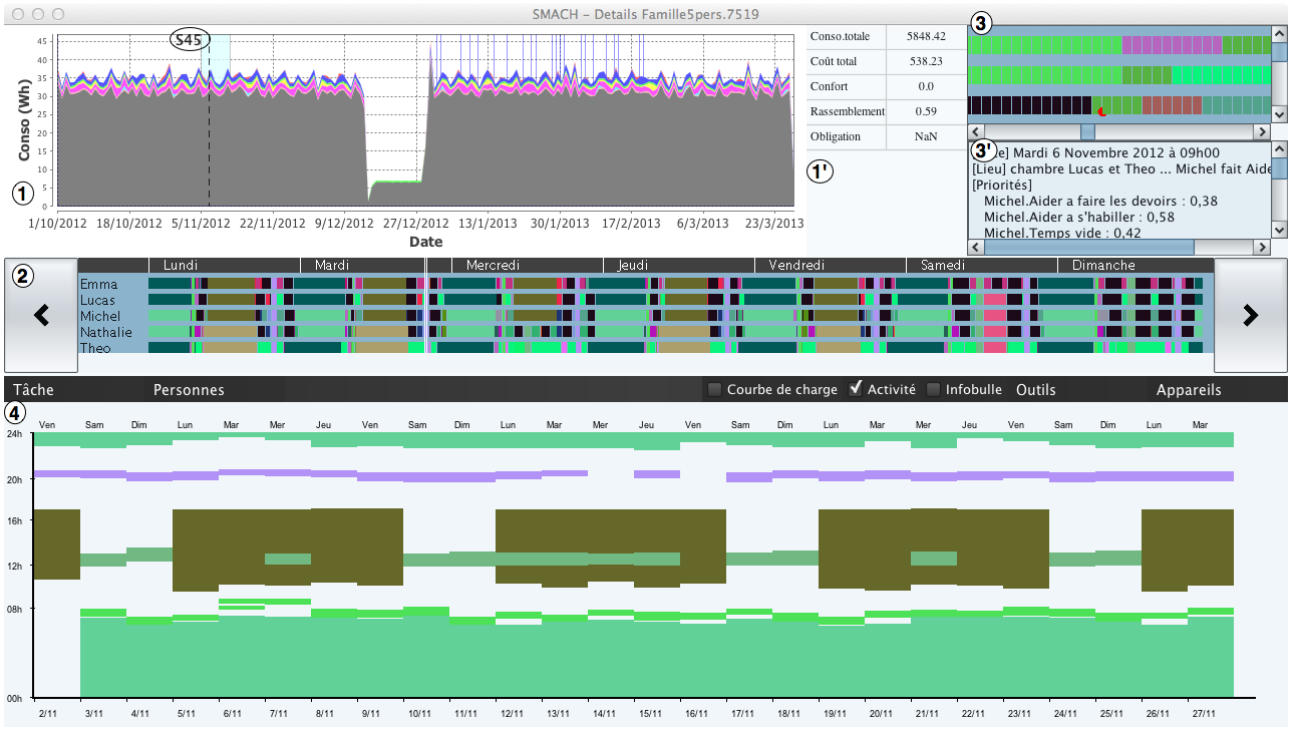


Figure 4 – IHM en mode analyse

2.3.3 Simulations participatives

La plate-forme SMACH permet également la réalisation de simulations participatives qui considèrent l'utilisateur humain en tant que participant, et non comme simple observateur (Tisseau, 2001). L'utilisation de simulations participatives a été montrée pertinente dans le cadre des SMA appliqués aux sciences humaines et sociales (Guyot et Drogoul, 2004). Leur intérêt est double : d'une part valider les modèles utilisés et, d'autre part, fournir un outil semi-automatique pour l'étude des comportements dans l'habitat. L'utilisation de simulations participatives dans SMACH sera décrite dans le chapitre 8.

2.3.4 Les limites de SMACH

Dans SMACH, la modélisation est centrée sur l'expertise des ergonomes et se concentre donc sur la reproduction de l'activité humaine au niveau des individus d'un même foyer. D'autres dimensions du système ont été abordées telles que le couplage du modèle de comportements humains à des modèles thermiques du bâtiment ou la génération de populations synthétiques. Cependant, le problème de l'articulation de ces nouvelles expertises avec celle préexistante au sein de la plate-forme a été résolu de manière *ad hoc*.

Les travaux de cette thèse ont permis de proposer un méta-modèle pour ajouter de nouveaux aspects du système relevant d'autres expertises (*e.g* sociologie, gestion de la demande, énergétique, *etc.*). Nous verrons dans le chapitre 4 comment l'utilisation d'une approche multi-niveau permet d'intégrer ces nouvelles expertises pour une modélisation à la fois plus systémique et plus proche des concepts manipulés par les experts.

2.4 ACTIVITÉ HUMAINE : UN SYSTÈME COMPLEXE

Caractérisée par sa diversité, l'activité humaine est un phénomène complexe. En effet, un système complexe est un ensemble constitué d'un grand nombre d'entités en interaction qui empêchent l'observateur de prévoir sa rétroaction, son comportement ou son évolution par le calcul[6]. La dynamique de l'activité humaine dépend des caractéristiques de l'individu, de ses perceptions et interactions avec l'environnement et les autres individus, ce qui rend sa prédiction par le calcul difficile voire impossible (Batty et Torrens, 2001). Non seulement l'activité change d'un individu à l'autre mais même au sein d'un individu son comportement change en fonction de son histoire personnelle, de sa culture, des ses émotions, de sa santé, *etc.*

L'une des principales caractéristiques de l'activité humaine est sa dimension collective (Salembier et Ashtiani, 1998). Ainsi, les individus coopèrent et s'organisent en permanence pour vivre ensemble dans l'habitat, notamment grâce aux communications (échanges d'informations). Ils doivent par exemple se coordonner pour les repas ou encore partir ensemble au travail. Les individus

6. Définition de Wikipédia `http://fr.wikipedia.org/wiki/Système_complexe`

doivent coopérer et négocier pour l'utilisation des ressources dans le logement (appareils, pièces de la maison, *etc.*). De plus, certains acteurs du foyer dépendent des autres pour réaliser leur activité. C'est le cas des enfants qui ont besoin d'aide pour s'habiller, se laver ou faire leur devoirs.

L'activité humaine dans l'habitat est également caractérisée par des phénomènes émergents. Par exemple les routines, ces éléments récurrents de l'activité permettent d'organiser les activités individuelles et collectives à faible coût cognitif (Salembier et collab., 2009). Ces routines ont émergé de longues périodes passées dans le même logement ou proviennent d'éléments socioculturels comme l'heure des repas, les jours de travail, *etc*.

2.4.1 Reproduire les comportements en simulation

Les SMA rendent possible la modélisation d'un système complexe pour l'étudier. Un agent dans un SMA possède des caractéristiques qui le rendent pertinent pour la simulation du comportement humain. En effet, le comportement humain peut être décrit comme l'ensemble des actions et réactions (mouvement, modification physiologique, expression verbale, etc.) d'un individu dans une situation donnée (Castel, 2009). Cette définition est proche du comportement d'un agent par Ferber (1995) qui le définit comme la conséquence des observations de l'agent, de sa connaissance et des interactions avec les autres agents.

Les modèles à base d'agents avec un certain nombre de caractéristiques pertinentes permettent de reproduire certains comportements humains (Bonabeau, 2002) : ils apportent une description assez naturelle du système, plus facilement accessible aux experts, et ils sont capables de capturer les phénomènes émergents qui résultent de l'interaction entre agents. Reproduire dans un simulateur les éléments d'organisation des membres d'un foyer est un problème d'auto-organisation (*i.e.* les agents doivent interagir pour s'organiser eux-mêmes). Les SMA permettent de reproduire en partie ces phénomènes collectifs propres à l'activité dans l'habitat. En effet, la modélisation des agents étant centrée sur les interactions, la représentation des communications en est facilitée.

Dans SMACH, la description de l'activité humaine est basée autour des principes de l'action/cognition située (Relieu et collab., 2004; Salembier et Pavard, 2004; Haué, 2004). Cette approche se concentre sur la nature située des comportements humains. Comme le souligne Dugdale (2013), l'accent est ainsi mis sur l'environnement et les interactions qui s'y produisent ce qui rend cette approche bien adaptée à la modélisation du comportement humain dans des environnements socio-techniques complexes (*i.e.* dans nos travaux sur l'habitat).

2.4.2 Les limites de la simulation

Les simulations informatiques et notamment les simulations multi-agents permettent de reproduire artificiellement des phénomènes de consommation

liés aux comportements humains. Cette reproduction se fait dans le cadre d'un certain nombre de simplifications et il n'est donc jamais possible d'affirmer que le comportement simulé est le reflet exact du comportement qu'aurait adopté des humains dans la même situation. Cette difficulté provient du fait que le réductionnisme ne peut s'appliquer aux systèmes complexes (Gallagher et Appenzeller, 1999). Autrement dit, les systèmes complexes ne peuvent être considérés comme la somme de chacune des parties. Pavard et Dugdale (2006) précisent que :

> « *Un système complexe est un système pour lequel il est difficile, voire impossible, de réduire le nombre de paramètres ou de variables caractéristiques, sans perdre ses propriétés fonctionnelles essentielles globales.* »

Les situations modélisées, pour pouvoir être reproduites informatiquement, ignorent volontairement un certain nombre d'éléments de contexte. La difficulté de la modélisation est alors de pouvoir concilier deux objectifs *a priori* contradictoires. D'un côté, le système doit reproduire le plus précisément possible le système complexe dans son ensemble pour faire apparaître les phénomènes émergents qui intéressent les experts. De l'autre, le système doit proposer un représentation suffisamment simple de l'objet étudié pour être compréhensible et manipulable par ces mêmes experts. Une telle simplification ne rendant pas compte complètement des propriétés du système réel, il est nécessaire de faire un compromis entre considérer le système dans son ensemble et réaliser des simplifications.

Nous considérons que reproduire un comportement humain en simulation, c'est reproduire pour une étude donnée une suite d'échanges entre l'individu simulé, son environnement et les autres agents. La réussite de cet objectif repose sur la validation des comportements produits par la simulation. En ce sens, la validation représente un enjeu important. Le niveau de validité des comportements est l'un des choix de modélisation à réaliser en fonction des besoins du simulateur. Dans le cadre de SMACH, cette étape a nécessité plusieurs ajustements. Au départ basée sur une description très précise, nous avons choisi aujourd'hui de reproduire l'activité sous la forme d'un enchainement de tâches par l'habitant. Le modèle est centré sur certaines caractéristiques du comportement humain (priorité de réalisation, pré-condition entre les tâches, période préférentielle dans la journée, *etc.*) et sur des éléments de coordination plutôt que sur des mécanismes fins de décision (*e.g.* un raisonnement sur les états internes des habitants comme la fatigue et la faim , leurs intentions, *etc.*).

2.4.3 Objectifs de la simulation des comportements humains pour les études énergétiques

La simulation comme aide à la décision, en reproduisant certaines caractéristiques des comportements, permet aux experts de l'énergie de mettre en relation comportement et consommation électrique. Il est par exemple possible de simuler l'effet de certains comportements énergivores (*e.g.* ouverture des fenêtres lorsque la pièce est chauffée). La simulation offre également la

possibilité de simuler de longues périodes en quelques instants, ce qui est indispensable à la réalisation de tests sur des périodes longues. Comme il est possible de comparer les simulations entre elles, un tel système permet de tester des évolutions sur le long terme en fonction de différents changements mis en place par le modélisateur (Amouroux et collab., 2013a).

Un simulateur peut prendre la forme d'un laboratoire virtuel où la simulation acquiert le statut d'expérimentation (Deffuant et collab., 2003). Dans le contexte énergétique, offrir aux experts un simulateur des comportements dans l'habitat, c'est les aider dans la réalisation d'études prospectives. Les experts peuvent faire varier les différents paramètres des modèles computationnels et en étudier les conséquences sur les résultats. La plate-forme de simulation SMACH tend à devenir un laboratoire virtuel où les experts de l'énergie pourront faire varier différents paramètres de la simulation et les aider dans le cadre d'études prospectives. Dans ce qui suit, nous donnons quelques exemples d'utilisation d'un simulateur des comportements humains dans l'habitat.

2.4.3.1 *Expliquer la courbe de charge du secteur résidentiel*

L'un des principaux enjeux d'un simulateur des comportements humains est la compréhension du lien entre la consommation et certaines pratiques et habitudes de l'activité humaine. Certaines études de terrain produisent des hypothèses expliquant les différences qui apparaissent dans la consommation énergétique (Permana et collab., 2008; Morley et Hazas, 2011). Un simulateur peut soutenir ces hypothèses en testant l'effet sur les profils de consommation de certaines pratiques ou facteurs exogènes (par exemple la météo) : synchronisation de l'activité liée au travail ou au sommeil, préparation des repas, augmentation de la consommation lié à une importante vague de froid, *etc.*

Pour ce faire, notons que le modèle doit être robuste : l'effet sur la simulation d'un même jeu de paramètres doit dans une certaine mesure être maîtrisé. Un simulateur peut améliorer les possibilités de produire des exemples de comportements dans l'habitat au regard de la consommation, des comportements déjà observés en situation réelle ou au contraire, dans une logique d'étude prospective.

Habituellement, des approches probabilistes sont utilisées pour reproduire la courbe de charge Grandjean (2013) mais celles-ci ne permettent pas de faire le lien avec l'activité des individus car souvent ces approches utilisent des comportements très simplifiés comme par exemple l'utilisation de profil de présence dans le logement. Bien que les pratiques de consommation des occupants influent sur la consommation énergétique globale de leur habitat, peu d'études en simulation existent sur comment les clients organisent leurs activités chez eux. En fait, la plupart des simulations liées à l'énergie considère souvent les individus dans un cadre professionnel Lee et collab. (2011); Claridge et collab. (2004).

2.4.3.2 *Nouvelles offres tarifaires*

Les tarifs sont un moyen direct pour les fournisseurs de lisser les pics de consommation. La simulation permet alors de tester l'adaptation des clients à de nouvelles offres tarifaires selon, par exemple, le besoin d'économie du ménage. Les offres spécifient souvent des périodes durant lesquelles l'énergie est plus chère, l'enjeu est alors de connaître l'élasticité des prix (Boonekamp, 2007) et la sensibilité à partir de laquelle les clients adaptent leurs comportements. L'expert peut alors tester différentes tarifications et étudier comment les clients dans le foyer s'adaptent et quelles sont les consommations produites, par exemple dans (Gottwalt et collab., 2011). L'utilisation d'une plate-forme de simulation peut permettre de tester des hypothèses qui pourraient nourrir de futures études sur le terrain. Il est alors nécessaire pour notre modèle de produire une diversité de résultats, en termes de comportements humains et de consommation, au regard des différentes hypothèses.

Cependant les connaissances expertes restent limitées à propos des comportements clients. En effet, s'il est possible de fixer des seuils à partir desquels les clients modifient leurs comportements et les paramètres de sensibilité au prix de l'énergie, la nature du changement de comportement reste difficile à modéliser. Par exemple, le modèle PRicing Impact Simulation Model (PRISM) de Faruqui et Sergici (2010) permet d'évaluer des tarifications dynamiques pour réduire les pics de consommation mais reste au niveau du marché sans fournir d'explications au niveau des ménages.

2.4.3.3 *Nouveaux systèmes techniques*

L'articulation entre les systèmes techniques, la consommation et les comportements est une question qui intéresse les énergéticiens. Pierce et collab. (2010a) ont ainsi mis en évidence comment les interactions quotidiennes avec la technologie dans le logement peuvent être effectuées sans considération consciente et rationnelle de la consommation.

La relation des modèles d'appareils et l'activité des habitants peut être analysée en simulation (Bourgeois et collab., 2006; Kashif, 2014; Haradji et collab., 2012b). Le simulateur joue alors un rôle de synthèse des connaissances métiers pouvant permettre de questionner les modèles, voire de les valider. Il est possible d'étudier l'effet de certains équipements et types de bâtiment sur le confort des humains simulés, par exemple pour tester les différents modes d'un gestionnaire énergétique (contrôlant les températures de chauffage dans le logement). L'utilisation de modèles de confort thermique et de contrôle de l'environnement permettent de mesurer précisément le confort des individus simulés, leur niveau de vêture et leur stratégie d'action de contrôle du chauffage, des ouvertures et de leur vêture (Plessis et collab., 2014). Pour aller plus loin, il est même envisageable de coupler la simulation des occupants à des systèmes techniques réels pour les tester, et remplacer ainsi les scénarios d'utilisation (*i.e.* scripts d'appels de puissance) classiquement utilisés dans le domaine.

2.4.3.4 *Thermique du bâtiment*

Il peut aussi être intéressant de tester l'effet de certains comportements sur l'efficacité énergétique du bâtiment et notamment sur la gestion du chauffage qui représente une part importante de la consommation (figure 3). Malheureusement, la consommation du chauffage reste relativement méconnue : d'une part les constructeurs communiquent peu sur le fonctionnement de leurs systèmes et, d'autre part, les modèles thermiques n'intègrent pas ou peu (utilisation de profils d'appel de puissance) les comportements des habitants. C'est le cas, par exemple, du modèle de Plessis et collab. (2011) où ne sont pas représentées les ouvertures de fenêtres par les occupants. Considérant que les habitats intelligents, ou *smart home* (Cook et collab., 2003), à haut niveau de performance énergétique sont évalués en premier lieu avec des modèles thermiques, le couplage à un outil de simulation intégrant les comportements permet d'anticiper les pratiques et l'adaptation des habitants dans ce type d'habitat (Van Nguyen et collab., 2009; Plessis et collab., 2014).

Un outil de simulation peut permettre aux experts de tester les modèles de thermique du bâtiment avec un moteur de comportements humains diversifiés pour remplacer les profils d'activité moyens d'appels de puissance. En effet, ces profils issus de cadres normatifs ne sont pas en mesure de reproduire la diversité caractéristique de l'activité humaine et l'ensemble des comportements atypiques. Il est ainsi intéressant que les comportements produits soient non déterministes pour diversifier et favoriser l'apparition en cours de simulation de pratiques inattendues par les experts (*e.g.* des pratiques allant à l'encontre d'une gestion pragmatique de l'habitat comme l'ouverture des fenêtres en hiver...).

2.5 BILAN

Les producteurs d'électricité s'intéressent de plus en plus à l'utilisation de la simulation informatique pour comprendre la consommation électrique, notamment pour trouver de nouveaux moyens de lisser les pics de consommation. En particulier dans le secteur résidentiel qui est caractérisé par une variabilité importante induite par les différences entre les habitats mais aussi entre les habitants.

La simulation doit en conséquence prendre en compte les comportements humains si elle cherche à reproduire cette variabilité liée aux habitants. La plate-forme SMACH, basée sur l'utilisation des SMA, permet aux experts d'EDF de représenter et étudier les comportements humains dans l'habitat pour les mettre en relation avec la consommation électrique. En se basant sur la modélisation des habitants, de leurs tâches et des appareils présents dans le logement, la plate-forme permet à la fois des simulations automatiques et des simulations participatives où des clients EDF jouent leurs propres rôles dans la simulation de leur quotidien.

Cependant, l'activité humaine est un système complexe difficile à étudier dans son ensemble puisqu'il nécessite de combiner de nombreux domaines

d'expertise. L'objet de cette thèse porte sur la modélisation de SMA pour la simulation d'un système complexe, sur l'intégration et la combinaison des expertises mises en jeu.

3 MODÈLES INFORMATIQUES POUR LA GESTION INTELLIGENTE DE L'ÉNERGIE : DE LA SIMULATION AU MULTI-NIVEAU

La modélisation est le principal outil dont nous disposons pour étudier le comportement des grands systèmes complexes.

— Herbert Simon

3.1 Du réseau électrique à l'habitat **43**
3.1.1 Réseaux électriques intelligents : les smart-grids . . . 44
3.1.2 Les microgrids : vers un contrôle plus local 47
3.1.3 L'habitat intelligent (ou smart home) 47
3.2 Simulation des comportements humains **48**
3.2.1 Modèles d'occupation 49
3.2.2 Modélisation des habitants 50
3.3 Approches multi-niveaux **52**
3.3.1 Applications 52
3.3.2 Modèles multi-niveaux 54
3.4 Bilan **60**

Nous cherchons à répondre au besoin de simulation du secteur énergétique par l'étude de l'activité humaine dans l'habitat en lien avec la consommation. Ce système complexe est étudié sous différents aspects qui requièrent l'utilisation de nombreuses expertises mais nous verrons que les modèles existants se concentrent sur l'un des aspects du problème.

Dans ce chapitre nous présentons en section 3.1 les principaux travaux de l'IA pour la gestion intelligente de l'énergie en commençant par les smart-grids qui cherchent à optimiser tous les aspects du réseau électrique jusqu'à l'optimisation de la demande à l'intérieur de l'habitat. Dans la section 3.2, nous étudions les travaux sur la simulation des comportements humains. Enfin, nous présentons dans la section 3.3 les recherches sur la simulation multi-niveau notamment dans le cadre des systèmes multi-agents. Nous présentons plusieurs applications de cette approche proposées dans la littérature et nous nous positionnons par rapport aux modèles multi-niveaux existants.

3.1 DU RÉSEAU ÉLECTRIQUE À L'HABITAT

Augmenter l'efficience énergétique soulève de nombreux problèmes en informatique, et notamment en IA (optimisation, planification, agents, *etc.*). Afin d'atteindre cet objectif, de nombreux travaux se sont intéressés à des moyens

d'action à un niveau global, par exemple autour de la répartition des charges (Massoud et Wollenberg, 2005) ou la tarification (Ghosh et collab., 2010). Aujourd'hui, les nouvelles technologies telles que les compteurs intelligents, permettent d'envisager de nouveaux moyens d'action à des niveaux plus locaux. Nous dresserons dans cette section un panorama de ces différentes expertises de la plus macroscopique avec les smart-grids jusqu'au niveau plus microscopique de la smart home.

3.1.1 Réseaux électriques intelligents : les smart-grids

Le marché de l'électricité est difficile à modéliser par des approches classiques, notamment analytiques, car elles nécessitent très souvent de nombreuses hypothèses restrictives et des contraintes fortes sur le système (Weidlich et Veit, 2008). Bien que Amin (2003) parle du réseau électrique [1] comme la « machine la plus complexe jamais construite », Zhou et collab. (2007) ont démontré que la simulation multi-agent appliquée à l'énergie pouvait permettre de faciliter l'étude des effets de divers comportements, interactions, ou décisions stratégiques.

Néanmoins, d'autres approches fournissent des pistes pour mieux gérer la demande à différents niveaux de représentation. Les *smart grids*, ou réseaux électriques intelligents, cherchent à optimiser la production, la distribution et la consommation au niveau du réseau (Massoud et Wollenberg, 2005). Nous verrons que de nombreux travaux se sont intéressés à cette question par différentes approches (Fang et collab., 2012) : la modélisation des marchés de l'énergie, les réseaux de capteurs, les systèmes basés sur la théorie des jeux ou la tarification dynamique. Nous verrons que d'autres recherches se placent au niveau des micro-grids ou des habitats intelligents.

3.1.1.1 *Modélisation du marché de l'énergie*

La simulation est un moyen courant de modélisation et d'analyse des marchés de l'énergie. Les approches utilisées sont variées allant d'une modélisation stochastique de la demande, par exemple avec un processus de Poisson (Bu et collab., 2011), à des modèles à base d'agents (Zhou et collab., 2007; Lu et Chen, 2009). Des travaux ont ainsi étudié différents modèles de marché pour la gestion de la demande. Par exemple, Chen et collab. (2010) ont caractérisé les équilibres dans deux types de marchés : concurrentiels et oligopolistiques (*i.e.* peu de vendeurs face à beaucoup d'acheteurs), et proposé des algorithmes distribués de gestion de la demande pour atteindre ces équilibres.

Bakker et collab. (2010) ont présenté une stratégie de contrôle en trois étapes visant à optimiser l'efficacité énergétique globale du réseau en augmentant la part de la production basée sur des sources d'énergie renouvelable pour réduire les émissions de CO2. Le modèle proposé est illustré par le pilotage d'un grand groupe de congélateurs. Ce cas d'utilisation montre qu'il est possible de remodeler le profil de demande en lissant les pics, tout en tenant compte de

1. le réseau électrique nord-américain

la quantité de bande passante disponible pour les communications et de la puissance de calcul distribuée disponible dans le réseau.

Pour la gestion de la demande résidentielle, l'algorithme de O'Neill et collab. (2010) réduit les coûts énergétiques résidentiels et lisse la consommation en utilisant des techniques d'apprentissage par renforcement estimant l'impact des prix de l'énergie et des décisions futures de consommation sur les coûts à long terme et les horaires d'utilisation des appareils. Les prix de l'énergie et l'utilisation des appareils sont modélisés à l'aide de chaînes de Markov, ils ne supposent pas la connaissance de la structure ou les probabilités de transition de ces chaînes. Ce travail montre qu'il est possible de s'adapter aux préférences des consommateurs et des modifications de prix.

La modélisation de la demande se concentre sur la représentation macroscopique de l'offre et de la demande énergétique. Seulement, si les solutions proposées dans ce domaine permettent effectivement d'optimiser la consommation globale, l'absence de représentation des éléments plus microscopiques du système ne permet pas d'anticiper la nature des changements provoqués par les moyens d'incitation utilisés, notamment d'éventuelles modifications dans l'activité des habitants.

GESTION DISTRIBUÉE DE LA DEMANDE Les travaux sur les smart-grids se sont orientés vers une gestion distribuée de l'énergie pour prendre en compte la demande à un niveau plus local. La communication est donc un enjeu important pour les smart-grids qui implique l'utilisation de nombreuses technologies (Vaubourg et collab., 2015). Dans ce cadre, les réseaux de capteurs sont aujourd'hui reconnus comme une technologie prometteuse dans la future gestion de l'énergie (Gungor et collab., 2010; Liu, 2012). Le défi est d'échanger au mieux l'information pour distribuer plus efficacement l'énergie.

L'observabilité et la fiabilité des systèmes de distribution peuvent également être améliorées avec cette technologie. Par exemple, León et collab. (2007) utilisent des capteurs sans fil pour évaluer l'état des lignes de transmission. Un modèle de réseau de capteurs à deux couches est présenté permettant de surmonter les limites de portée, et deux modes de fonctionnement sont introduits pour une meilleure efficacité énergétique.

Dans ces systèmes, le problème est alors de garantir une gestion efficace au niveau global. Par exemple, Taneja et collab. (2010) ont proposé une mesure généralisée sur la distribution de l'énergie sur l'ensemble du réseau.

DES REPRÉSENTATIONS INDIVIDU-CENTRÉES Les travaux sur la théorie des jeux proposent également une gestion de la demande distribuée. Ainsi Ibars et collab. (2010) contrôlent par exemple la demande aux heures de pointe à l'aide de stratégies de tarification dynamiques. La théorie des jeux est ici appliquée à la congestion du réseau. Les auteurs ont montré que le jeu pouvait converger pour atteindre un équilibre de Nash pur en un nombre fini d'étapes.

Nous retiendrons que la théorie des jeux, tout comme les SMA, est individu-centrée. Elle peut être utilisée, par exemple, pour formuler un jeu d'ordonnancement de la consommation où les joueurs sont les consommateurs et leurs stratégies sont les horaires quotidiens de leurs appareils électroménagers et

des charges (Mohsenian-Rad et collab., 2010). Ce système de gestion autonome et distribué de la demande tire avantage de l'infrastructure de communication numérique bidirectionnelle qui est envisagée dans les smart grids. Les auteurs ont ainsi montré que, pour un scénario commun avec un distributeur unique desservant plusieurs clients, la performance optimale globale (en termes de minimisation des coûts de l'énergie) est obtenue à l'équilibre de Nash.

Les travaux sur la théorie des jeux pour l'énergie s'orientent vers l'optimisation de stratégies de consommation pour chacun des foyers. Néanmoins, il est raisonnable de penser qu'un foyer n'a pas pour seul objectif de mieux consommer : son activité est influencée par un ensemble d'autre facteurs tels que les horaires de présence dans le logement, l'organisation des différents membres, *etc*.

3.1.1.2 *Optimiser la demande grâce à la tarification*

La tarification est le moyen d'incitation le plus répandu pour la gestion de la demande. Par exemple, Ghosh et collab. (2010) ont développé un mécanisme incitatif optimal pour plusieurs niveaux du réseau pour déterminer la réduction de la demande énergétique globale en minimisant le coût total pour le fournisseur.

Mohsenian-Rad et Leon-Garcia (2010) proposent une plate-forme de planification de la consommation résidentielle basée sur des calculs simples d'optimisation linéaire. Le critère d'optimisation choisi par les auteurs est un compromis entre la minimisation du coût de l'électricité et la minimisation du temps d'attente pour le fonctionnement de chaque appareil dans le foyer. Pour ce faire, il utilise une tarification en temps réel combinée à des tarifs progressifs.

Caron et Kesidis (2010) proposent eux aussi une tarification dynamique incitant les consommateurs à obtenir à un niveau agrégé un meilleur profil de charge pour les distributeurs, et d'étudier à quel point il est possible d'obtenir un profil lissé en fonction de la quantité d'informations qu'ils partagent. Leur algorithme repose sur le partage entre clients de leurs profils de charge couplé à un jeu coopératif. En l'absence de partage complet des renseignements (pour des raisons de vie privée), les clients ont accès à la charge totale instantanée sur le réseau et des stratégies stochastiques sont mises en place pour améliorer le profil global.

La tarification dynamique est l'un des nouveaux enjeux des fournisseurs pour leur permettre de lisser la courbe de charge. Un simulateur permettant de proposer de nouveaux tarifs à partir de la consommation globale et modélisant l'adaptation des comportements humains en fonction de ces nouveaux tarifs serait un outil intéressant pour orienter et/ou appuyer de futures études sur le terrain : orienter en permettant la réalisation de tests préliminaires des tarifs en simulation, appuyer car la simulation peut permettre d'étendre artificiellement le nombre de participants à l'étude d'un panel de clients dans le but de favoriser l'émergence de phénomènes macroscopiques tels que le foisonnement et les pics de consommation présentés dans le chapitre précèdent.

3.1.2 Les microgrids : vers un contrôle plus local

Les *microgrids*, ou micro-réseaux intelligents, partagent les objectifs des smart grids d'optimisation du fonctionnement des réseaux électriques mais sont conçus à l'échelle d'un petit nombre de consommateurs. Par exemple, Kishore et Snyder (2010) optimisent la consommation d'électricité à l'intérieur d'une maison et entre plusieurs maisons dans un quartier. Un modèle d'optimisation pour les contrôleurs énergétiques est proposé pour déterminer le calendrier de fonctionnement des appareils pour réduire la demande en période de pointe.

Vandoorn et collab. (2011) présentent une stratégie de contrôle dans un micro-grid isolé en privilégiant les énergies renouvelables en tenant compte de leur caractère intermittent. La solution proposée assure la flexibilité dans la répartition de l'énergie pour garantir la stabilité du réseau. En ce sens, Guan et collab. (2010) ont montré que des économies d'énergie importantes peuvent être réalisées grâce à la planification et le contrôle des sources d'approvisionnement en énergie.

Dans leur article, Takuno et collab. (2010) proposent deux types de systèmes de distribution dans le logement : l'un est un système de commutation et l'autre est un système de répartition de paquets de puissance. Les expériences montrent les possibilités d'une nouvelle gestion de l'alimentation dans les foyers.

3.1.3 L'habitat intelligent (ou smart home)

D'autres travaux se concentrent sur la spécification de bâtiment basse consommation et de gestionnaire énergétique intelligent (Freire et collab., 2008). Par exemple, Smitha et Chacko (2013) présentent un système de gestion de l'énergie, son contrôle et sa simulation à l'aide de systèmes multi-agents. Le but de ces travaux est d'améliorer la gestion de l'énergie et du confort dans un immeuble commercial.

Dans le secteur résidentiel, ces travaux participent à la réalisation du futur habitat intelligent, la *smart home*. De nouveaux systèmes sont proposés pour répondre à différents enjeux tels que mettre en place un monitoring intelligent du logement (Cook et collab., 2006), fournir aux clients des feed-backs en temps réel pour qu'ils puissent mieux gérer leur consommation (Rogers et collab., 2011) ou encore développer la domotique (Irwin et collab., 2011). Par exemple, Abras et collab. (2010) ont proposé un système domotique multi-agent qui contrôle les appareils et les sources d'énergie dans les bâtiments.

Barker et collab. (2012) ont rassemblé des données pour la conception de maisons durables par un système conçu et déployé qui rassemble en continu une grande variété de données environnementales et opérationnelles dans trois maisons réelles. L'originalité de leur approche est la collecte d'autant de données possibles dans quelques maisons, plutôt que la collecte de quelques données provenant d'un grand nombre de maisons. Les données ainsi obtenues capturent de nombreux aspects importants de l'environnement de la maison, y compris l'utilisation moyenne d'électricité des ménages à chaque seconde, l'utilisation de chaque prise, les données de production à partir des panneaux

solaires et des éoliennes (installés sur place), des données météorologiques, la détection des ouvertures, *etc* mais rien concernant l'activité des habitants.

Dans cette section, nous avons pu remarquer que de nombreuses expertises étaient disponibles à différents niveaux du système électrique et semblaient améliorer la gestion de l'énergie. Néanmoins, nous faisons les deux observations suivantes : d'une part les solutions proposées sont toujours évaluées au niveau où elles opèrent sur le réseau sans considération pour d'éventuels effets sur les autres parties du système et, d'autre part, les comportements humains sont très rarement considérés. C'est pourquoi nous nous intéressons à la simulation des comportements humains dans la section suivante.

3.2 SIMULATION DES COMPORTEMENTS HUMAINS

Souvent prédictifs, les modèles de comportement humain peuvent être étudiés, par exemple, en relation avec les réseaux sociaux (Alaali et collab., 2008), le transport (Doniec et collab., 2008) ou encore l'économie (Mathieu et Brandouy, 2010). Plus récemment, des travaux s'intéressent à d'autres aspects de la cognition tels que la simulation des comportements émotionnels (Campano et collab., 2012) ou encore la dynamique des attitudes (Brousmiche et collab., 2014). En fonction des applications, la modélisation des comportements est alors plus ou moins sophistiquée en allant des automates cellulaires (Schelling, 1971) vers des modèles cognitifs (Kashif et collab., 2013).

D'abord étudié sous l'angle de la résolution de problème (Newell et collab., 1972), la simulation cognitive se situe aujourd'hui entre l'IA à base d'agents (Dugdale, 2013) et les sciences cognitives (Varela, 1996). Introduite par les travaux de Gibson (1979), la théorie de l'action située (que nous avons déjà abordée à la section 2.4.1) repose sur le rôle central de l'environnement dans la formation des mécanismes cognitifs avec un couplage fort entre perception et action. Aujourd'hui, cette théorie a inspirée de nombreuses approches utilisées pour étudier le développement de l'enfant (Thelen et collab., 2001), la cognition (Spivey, 2008) ou encore l'activité humaine (Theureau, 2004). En IA, l'action située a rapidement été reprise en robotique (Brooks et collab., 1986) puis dans les modèles multi-agents (*i.e.* agents situés) (Beer, 1990; Steels et Brooks, 1995). Notre travail s'inscrit dans cette tendance théorique de la cognition.

Largement considérée comme un standard en simulation multi-agent, l'approche Belief Desire Intention (BDI) (Cohen et Levesque, 1990; Rao et collab., 1995), inspirée des travaux de Bratman (1987), propose un modèle d'agent rationnel à partir des trois éléments Croyance Désir Intention tels que : les croyances sont les informations de l'agent sur l'environnement et les autres agents ; les désirs représentent les états du système que l'agent souhaite voir réalisés ; et les intentions sont les désirs que l'agent a choisi de poursuivre. Le champs applicatif des agents BDI est très large : la simulation d'évacuation de bâtiment (Okaya et Takahashi, 2011), les compagnons virtuels (Wong et collab., 2012), la conduite de systèmes de culture par des agriculteurs (Taillandier et collab., 2012), la simulation d'entretiens d'embauche (Belkaid et Sabouret, 2014), *etc.* Tous ces travaux ont montré que l'approche située des SMA permet

de bien séparer les expertises en termes de perceptions et d'actions autour de la cognition.

La simulation joue un rôle croissant dans l'étude de la cognition au niveau de la théorie sociale Goldman (2006) : l'apprentissage social (Hoppitt et Laland, 2013), les normes (Shafir, 2013), la coopération (Tomasello et Vaish, 2013), *etc.* Dans ce domaine, les systèmes multi-agents ont montré leur capacité d'aide à la compréhension de comment l'interaction des agents peut conduire à l'apparition de phénomènes sociétaux surprenants et imprévisibles (Edmonds et Meyer, 2013). La modélisation de tels systèmes peut aider les sociologues à, d'une part, identifier les processus responsables de l'émergence des phénomènes sociaux et, d'autre part, à faciliter l'exploration des implications collectives provenant de dynamiques sociales complexes (Squazzoni et collab., 2014). Ainsi se dégage une nouvelle utilisation de la simulation pour aider les experts à construire leurs théories. Combiner les expertises autour de l'activité humaine, c'est donc aussi permettre aux experts la construction de théories interdisciplinaires.

Dans le contexte énergétique, ces travaux sont au final peu utilisés au profit de modèles d'occupations. Ces modèles ne visent pas la reproduction de l'activité humaine mais plutôt l'estimation, par des modèles probabilistes, de la présence et l'absence des individus dans les bâtiments, parfois au niveau des pièces.

3.2.1 Modèles d'occupation

Beaucoup de travaux ont été réalisés sur la modélisation et l'estimation de l'occupation des bâtiments. Dans le cadre de l'American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers (ASHRAE), Claridge et collab. (2004) proposent d'utiliser des profils journaliers (semaine ou week-end) pour des simulations de différentes catégories d'immeubles à usage professionnel. Partageant cet objectif, Page et collab. (2008) considèrent la présence des occupants comme une chaîne de Markov non homogène interrompue par des périodes occasionnelles de longue absence. Le modèle génère ainsi des séries temporelles de présence des occupants pour chaque zone sur plusieurs bâtiments. Testés sur des données d'occupation des bureaux privés, ces travaux ont montré qu'il était possible de reproduire de façon réaliste la présence des occupants pour certaines propriétés clés comme les heures d'arrivée et de départ, les périodes d'absence, les longues absences, *etc*. Toujours dans un immeuble de bureaux, Liao et Barooah (2010) ont développé un modèle à base d'agents pour simuler le comportement des occupants. Ce modèle multi-agent a été validé avec les données de capteurs pour le cas particulier d'une pièce et d'un occupant. A partir de données statistiques sur huit ans de mesures, Haldi (2010) a réalisé un modèle prédictif des actions des occupants d'immeubles de bureaux sur les fenêtres. Les variables sont notamment les températures intérieures et extérieures, la présence de pluie et les absences/présences des occupants. Le modèle retourne des caractéristiques individuelles telles que le confort thermique, visuel et aéraulique. Ce travail a ainsi montré que des températures

élevées peuvent être responsables d'une baisse de 10% de la productivité par rapport à des conditions « relativement plus fraîches ».

Dans le secteur résidentiel, Page (2007) a travaillé lui aussi sur la présence des occupants en utilisant une chaîne de Markov pour produire des séries temporelles traçant le nombre d'occupants par zone du logement. Basés sur des données statistiques obtenues dans de vrais logements aux Royaumes-Unis, le modèle d'occupation de Richardson et collab. (2008) génère également des profils d'occupation. En allant plus loin que la seule présence des habitants, Aerts et collab. (2014) ont développé un modèle probabiliste qui génère des séquences d'occupation réalistes comprenant trois états possibles pour les occupants : à la maison et éveillés, en sommeil ou absent. Ce modèle d'occupation a été réalisé sur la base d'une enquête emploi du temps en Belgique de 2005. En utilisant une méthode de classification hiérarchique, les auteurs ont pu identifier sept modèles d'occupation typiques (souvent absent, souvent à la maison, absent la nuit, *etc*). Plus récemment, Zeiler et collab. (2014) se sont basés sur des mesures en temps réel de l'occupation d'un bâtiment pour tenter d'en proposer un profil d'occupation standard. Leur système a montré qu'il était possible de localiser la position de l'utilisateur permettant de mieux contrôler l'utilisation de l'énergie à certains endroits sur la base du confort individuel de l'occupant. Ici, le modèle proposé dépasse la seule modélisation de l'occupation pour aller vers la modélisation des habitants. Ainsi l'humain est représenté explicitement dans le modèle par un ensemble de propriétés telles que sa position et son confort.

3.2.2 Modélisation des habitants

Les habitants sont étudiés dans plusieurs contextes : pour l'amélioration des interfaces de commande et de contrôle (Rogers et collab., 2011), pour le contrôle automatique des appareils selon la présence (Yang et Wang, 2013), la simulation de l'activité des utilisateurs pour optimiser la performance énergétique (Lee et collab., 2011; Claridge et collab., 2004). 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 (Grandjean, 2013).

Le modèle probabiliste proposé par Muratori et collab. (2013), basé sur des processus de Markov représentant des emplois du temps dans le logement, 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, l'organisation collective du foyer, *etc.* Au contraire, d'autres travaux se concentrent sur le confort thermique (Moujalled, 2007; Alfakara et Croxford, 2014), sur les actions des occupants sur le bâtiment (Langevin et collab., 2014) ou encore l'éclairage (Stokes et collab., 2004) mais les dimensions d'activité ne sont pas validées.

Grandjean (2013) a proposé un modèle destiné à reconstituer la courbe de charge électrique résidentielle. Pour ce faire, il identifie les déterminants de la consommation suivants : les bâtiments (typologique, dimension, ther-

mique,*etc.*), les ménages (démographique, économique, *etc.*) et les équipements. Bien que la majorité des variables utilisées soient contextuelles, le modèle reproduit une certaine diversité d'origine comportementale. Pour ce faire, l'algorithme utilise des distributions de tâches journalières basée sur une enquête de l'Institut National de la Statistique et des Études Économiques (INSEE)[2]. La limite de cette approche est de reposer sur l'utilisation d'une modélisation des comportements humains sous la forme de « foyers moyens ». Mais comme le souligne Morley et Hazas (2011), il n'existe pas de foyer moyen au sein d'une société, dans le contexte de la consommation énergétique.

Les travaux de Lee et collab. (2011) s'appuient sur une modélisation micro des activités dans le contexte professionnel et utilisent cette simulation pour optimiser la performance énergétique du bâtiment. Ils utilisent donc la simulation pour faire de la prédiction sur des systèmes réels, en combinant des activités individuelles (ouverture des fenêtres) avec des informations plus macro (périodes de vacances, habitudes de réunions,*etc.*). Plusieurs travaux, notamment en systèmes multi-agents, se concentrent sur la demande en électricité (Kashif, 2014; Mahdavi et Pröglhöf, 2009). Cependant, peu de travaux se concentrent sur l'étude de l'activité humaine pour mieux comprendre le phénomène macroscopique de la consommation.

Dans le contexte résidentiel, un travail original est proposé par Kashif (2014) 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 tenant compte aussi de la thermique du bâtiment et de la consommation des appareils. Dans ce modèle, le comportement des habitants est représenté à travers un processus de décision réactif et délibératif, fondé sur l'architecture Brahms (Sierhuis et collab., 2007). Mais comme l'a souligné Haradji et collab. (2012a), 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. Néanmoins, cette approche est intéressante du fait qu'elle s'appuie sur des données d'activités réelles obtenues en situation.

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, *etc.*) avec l'utilisation de connaissances macroscopiques d'autres experts du domaine (*i.e.* les groupes sociaux, les habitudes, *etc.*). C'est ce que propose le modèle SIMLAB présenté dans cette thèse et c'est pourquoi nous nous intéressons aux approches multi-niveaux dans la section suivante.

2. En 2010, l'INSEE a collecté des données sur la façon dont les individus organisent leur temps `http://www.insee.fr/fr/methodes/default.asp?page=sources/ope-enq-emploi-du-temps-edt-2009.htm`

3.3 APPROCHES MULTI-NIVEAUX

Nous pouvons distinguer deux grandes catégories d'approches pour la simulation multi-expertise (*i.e.* nécessitant l'utilisation de plusieurs expertises) :

1. D'une part, la co-simulation (Wetter, 2009) 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.
2. D'autre part la simulation multi-niveau qui consiste à utiliser des représentations à la fois microscopiques et macroscopiques dans une même simulation, comme Agent and Artifact for Multi-Modeling (AA4MM) (Camus et collab., 2013), dans lequel chaque niveau correspond à un modèle hétérogène.

C'est dans cette deuxième catégorie que se placent nos travaux. Nous présentons dans la section suivante des applications qui ont eu recours à une approche multi-niveau puis nous décrivons quelques modèles sur lesquels nous nous sommes appuyés dans cette thèse.

3.3.1 Applications

Certains domaines de recherche ont de plus en plus recours à des représentations multi-niveaux, notamment la biologie, l'écologie et la simulation sociale.

3.3.1.1 *Biologie*

Les modèles multi-niveaux permettent une compréhension globale de la fonction biologique du niveau moléculaire et cellulaire jusqu'au niveau de l'organisme entier. Par exemple, Baloni et collab. (2015) proposent une plate-forme pour l'étude des maladies infectieuses. Marino et collab. (2011) reproduisent la formation des granulomes et l'amorçage des lymphocytes T avec un modèle hybride composé d'un modèle à base d'agents pour les compartiments pulmonaires et un système d'équations différentielles non linéaires pour les ganglions lymphatiques. Adra et collab. (2010) modélisent les trois couches en interaction de l'épiderme humain. Au niveau le plus fin, une approche de modélisation multi-agent permet de représenter les règles biologiques qui régissent les cellules de l'épiderme humain. Autre modèle à base d'agents, Montagna et collab. (2010) travaillent sur la morphogenèse des systèmes biologiques où chaque cellule est modélisée comme un agent qui absorbe et libère des substances, se divise, se déplace et régule l'expression des gènes.

La biologie illustre bien la relation existante entre les expertises d'un domaine et les niveaux d'observation des disciplines correspondantes : ainsi les molécules (protéines, ADN, *etc.*) sont étudiées par la biologie moléculaire, les cellules par la microbiologie, les organes par la physiologie, *etc*. L'utilisation de modèles multi-niveaux comme ceux présentés ci-dessus permet d'étudier des phénomènes correspondant à des liens entre les disciplines.

3.3.1.2 *Écologie*

En écologie aussi, certains chercheurs encouragent la nécessité d'utiliser plusieurs niveaux de représentation pour modéliser les écosystèmes, notamment la combinaison de modèles bottom-up individu-centré avec des approches top-down qui s'intéressent aux dynamiques globales du système (Vincenot et collab., 2011; Rounsevell et collab., 2012). Par exemple en agronomie des territoires, Schaller et collab. (2012) utilisent une approche combinant d'une part les décisions des agriculteurs prises au niveau de l'exploitation agricole et, d'autre part, les régularités d'organisation spatiale et temporelle des cultures identifiées au niveau du paysage. Par ailleurs dans le cadre des Systèmes d'Information Géographique (SIG), Cheong et collab. (2012) intègrent des données qualitatives et quantitatives. Pour les auteurs, une approche interdisciplinaire peut améliorer l'engagement des experts de différentes méthodologies et épistémologies en facilitant la compréhension et la mise en œuvre de méthodes partagées. Enfin, pour modéliser l'occupation des sols, Brown et collab. (2013) soutiennent l'utilisation des approches multi-échelles et soulignent le besoin d'accroître la connaissance des mécanismes de rétroaction entre les échelles (Le et collab., 2012).

Par ailleurs, Prévost et collab. (2004) reproduisent la nature holarchique des écosystèmes en se basant sur une approche multi-échelles multi-modèles. Notamment, ils modélisent les écoulements de fluides avec une simulation multi-échelle qui détecte des formations émergentes. Née de la recherche sur les systèmes écologiques, la théorie de la hiérarchie a été développé puis appliquée comme un framework permettant de relier différentes échelles spatiales (Allen et Starr, 1982; O'Neill et collab., 1986). Cette théorie suppose que les systèmes sont décomposables verticalement en niveaux d'organisation et horizontalement en holons (Ratze et collab., 2007). La notion de holon a été introduite par Koestler (1967) : un holon [3] est à la fois un tout composé d'autres holons, et une partie composante d'un (ou plusieurs) holons de plus haut niveau. Selon le niveau d'observation, un holon composé est qualifié de super-holon tandis que les holons qui le composent sont appelés sous-holons. De tels systèmes sont appelés systèmes holoniques. Ratze et collab. (2007) proposent une conceptualisation ontologique pour la modélisation de hiérarchies écologiques à plusieurs niveaux de l'organisation. De tels systèmes multi-niveaux, centrés sur la théorie de la hiérarchie, présupposent par définition une organisation hiérarchique du système étudié. Or si certains systèmes peuvent être découpés dans leur ensemble pour former des niveaux (par exemple une entreprise), d'autres systèmes en revanche, sont plus difficiles à séparer strictement pour former des niveaux portant sur l'ensemble du système. C'est le cas du système complexe considéré dans nos travaux où, par exemple, le niveau macro en sociologie n'est pas le même niveau macro que celui des énergéticiens.

REMARQUE En écologie comme dans d'autres domaines, on retrouve plus souvent la notion d'*échelles* plutôt que de *niveaux* pour caractériser les différentes abstractions d'un système. Pourtant, les modèles ci-dessus proposent bien de représenter différents niveaux le long de l'échelle spatiale. Ainsi dans

3. du grec ancien "holos" signifiant "totalité"

ce document, et comme le préconisent Gil-Quijano et collab. (2010), nous préférons parler de modèles multi-niveaux que de modèles multi-échelles. Cela permet également de souligner le fait qu'un niveau est un choix de modélisation pour une certaine échelle de représentation.

3.3.1.3 *Simulation sociale*

La sociologie s'intéresse généralement à l'étude des sociétés comme indépendantes de l'influence de l'individu (Schillo et collab., 2001). La sociologie considère dans ses études différents niveaux d'analyse (micro, meso & macro) mais généralement son niveau micro ne descend pas au niveau de l'individu.

Néanmoins, Castelfranchi (2014) déplore une tendance croissante de prédire sans comprendre, sans modéliser les causes immédiates. Pour répondre à ce problème, la modélisation multi-niveau semble bien adaptée. En effet, la société possède différents niveaux de complexité et d'organisation, avec une émergence d'entités, phénomènes et lois au niveau macro ; basée sur les entités, propriétés et mécanismes du niveau micro. Castelfranchi encourage donc l'intégration de plusieurs niveaux en simulation sociale, de combiner les approches bottom-up et top-down. En ce sens, Amigoni et collab. (2000) ont illustré comment les phénomènes et, en conséquence, les modèles peuvent être considérés comme organisés à différents niveaux d'abstraction.

Une architecture multi-niveaux peut refléter cette organisation. Dès lors, l'enjeu est de modéliser les influences multi-niveaux (Conte et collab., 2007; Fuchs et collab., 2002) :

— D'une part, une propriété sociale macroscopique pourrait générer des effets à un niveau inférieur, l'information individuelle pourrait changer dynamiquement de nouvelles expériences sociales.
— D'autre part, l'information sociale émergerait comme une qualité de la coopération sociale dans un processus d'auto-organisation de l'information individuelle.

Dans ce contexte, Dascalu et collab. (2009) ont développé un simulateur de sociétés artificielles intégrant les différents niveaux de granularité des phénomènes sociaux. Le simulateur comprend les interactions hiérarchiques entre les trois niveaux : le niveau macro génère les règles locales d'interactions entre les groupes du niveau moyen ; le niveau moyen génère les règles locales d'interactions entre les agents du niveau micro. Le niveau micro peut influencer le niveau moyen qui lui-même influence le niveau macro.

Comme illustré ici en sociologie, la nécessité du lien entre les niveaux, qui apparait lors de toute tentative de modélisation multi-niveau, soulève de nouvelles questions de recherche qui transcendent les expertises.

3.3.2 Modèles multi-niveaux

Le nombre de travaux qui s'intéressent à la problématique du multi-niveau en modélisation multi-agent est en forte augmentation depuis une dizaine d'années (Morvan, 2012). Néanmoins, peu s'intéressent à la co-existence de plusieurs niveaux au cours de la simulation. Par exemple, dans le modèle

multi-niveau hiérarchique Swarm (Minar et collab., 1996), les niveaux macro prennent le contrôle des niveaux micro. Dans d'autres modèles, les entités macro sont uniquement des agrégations utilisées pour accélérer les simulations et les niveaux micro sont alors désactivés. Par exemple, Nguyen et collab. (2011) utilisent des agents qui sont agrégés sous la forme d'équations dans le contexte de la simulation de foule, ou Navarro et collab. (2011) qui proposent un modèle à plusieurs niveaux de détail pour des simulations urbaines à grande échelle. Dans ces approches, le système sélectionne automatiquement, pour chaque agent, le niveau de représentation approprié pour permettre un gain significatif en calcul. Un seul niveau est activé à la fois et les différents niveaux ne coexistent pas à un moment donné de la simulation.

Au contraire, certains modèles ne sont pas conçus pour diminuer les coûts en calcul mais pour faciliter les études. Par exemple, le modèle Ruissellement et Infiltration Vu par des Agents (RIVAGE) présenté dans Servat et collab. (1998) considère l'eau comme un ensemble multi-niveau d'agents pour modéliser l'écoulement, l'érosion et l'infiltration sur des sols hétérogènes. Le premier niveau de ce modèle est constitué d'une population d'agents « waterball » qui se déplacent en fonction de leur environnement local. Ces waterball s'agrègent ensuite en plan d'eau et provoquent le formation de ravin par érosion. Un autre exemple avec Tranouez (2005) où les auteurs simulent l'écoulement des fluides en utilisant un modèle de vortex et de vortex macroscopiques. Ces exemples sont malheureusement des modèles spécifiques et ne peuvent être réutilisés dans un contexte différent. Dans la suite de cette section, nous présentons différents modèles génériques supportant la représentation d'agents correspondant à différents niveaux d'abstraction.

3.3.2.1 *AGR*

Ferber et Gutknecht (1998b) ont proposé le modèle organisationnel Agent Groupe Rôle (AGR) qui sert de base à la plate-forme Multi-Agent Development Kit (MADKit)[4]. Ce méta-modèle AGR basé sur trois principaux concepts (illustrés sur la figure 5) :

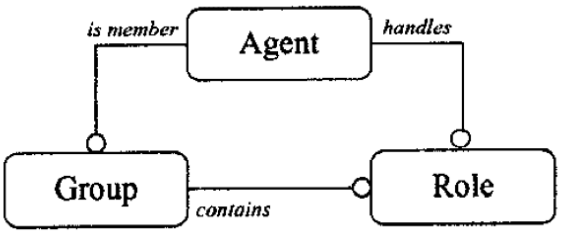


FIGURE 5 – Le modèle AGR – Diagramme de Ferber et Gutknecht (1998b)

Agent Un agent est seulement spécifié comme une entité active pouvant communiquer et jouant un rôle au sein de différents groupes.

Groupe Un groupe est la notion primitive de regroupement d'agents. Chaque agent peut être membre d'un ou plusieurs groupes.

4. http://www.madkit.net

Rôle Un rôle est la représentation abstraite d'une fonction, d'un service ou d'une identification d'un agent au sein d'un groupe.

Ce modèle est l'un des premiers à représenter explicitement plusieurs niveaux d'abstraction en ajoutant la notion de groupe dans le système. Néanmoins, le modèle ne permet d'avoir que deux niveaux de représentation puisqu'il ne rend pas possible la création de groupes imbriqués (des groupes de groupes). Ici, les expertises sont principalement rassemblées autour des différents rôles définis pour un système donné. Un agent peut avoir plusieurs rôles en fonction des groupes auxquels il appartient.

3.3.2.2 *GEAMAS-NG*

GEAMAS New-Generation (GEAMAS-NG) est une nouvelle version de la plate-forme GEneric Architecture for Multi-Agent Simulations (GEAMAS) (Marcenac et collab., 1998) pour la modélisation et la simulation de systèmes complexes. Les travaux de David et collab. (2011) ont montré que GEAMAS-NG permettait d'utiliser une représentation multi-niveau pour produire des scénarios possibles d'aménagement du territoire à La Réunion : les parcelles de terre y sont représentées par des agents qui cohabitent avec d'autres agents macroscopiques incarnant les différentes couches institutionnelles (région, communes, *etc.*). De nouvelles zones urbaines émergent en cours de simulation et sont réifiées automatiquement.

L'une des fonctionnalités offerte par GEAMAS-NG est la possibilité de définir plusieurs environnements au sein d'une même simulation : il s'agit du concept de multi-environnement au sein d'un SMA. Ainsi un agent possède plusieurs « faces » qui le lient aux différents environnement dans lesquels il peut agir. Pour une face donnée de l'agent, l'information qu'il perçoit est différente. Ce que nous retenons ici est que l'attribution d'une face à un agent lui permet de participer à une *dynamique*.

La notion de dynamique vient de la modélisation orientée dynamique ou Dynamic-Oriented Modeling (DOM) qui définit une dynamique comme l'association d'un ensemble d'activités qui participent à une caractéristique majeure d'un système complexe (Payet et collab., 2006). L'avantage de la DOM qui est mis en avant dans ces travaux est de pouvoir réutiliser simplement les dynamiques crées lors de la construction d'autres modèles. Nous verrons dans ce manuscrit que la découpe d'un système complexe selon ses caractéristiques majeures peut faciliter sa modélisation pour combiner les expertises disponibles. En s'appuyant sur la DOM, c'est la piste qu'a suivi Gangat (2014) autour de la co-construction de modèles pour faciliter la conception de plusieurs modèles dans un projet pluridisciplinaire. Notre travail se concentre sur l'intégration de plusieurs expertises au sein d'un seul modèle à l'aide d'une représentation multi-niveau.

3.3.2.3 *GAMA*

Vo et collab. (2010, 2012) ont proposé un méta-modèle prenant en charge la représentation récursive de l'échelle spatiale et temporelle où les agents sont

organisés en hiérarchie. Ce modèle a été implémenté sur la plateforme Gis and Agent-based Modelling Architecture (GAMA) (Amouroux et collab., 2009) et a permis de modéliser l'évacuation de la ville de Nha Trang [5] en cas d'alerte au tsunami (Nguyen et collab., 2011).

L'architecture simplifiée de ce modèle est composée de 9 éléments (cf. Fig. 6) :

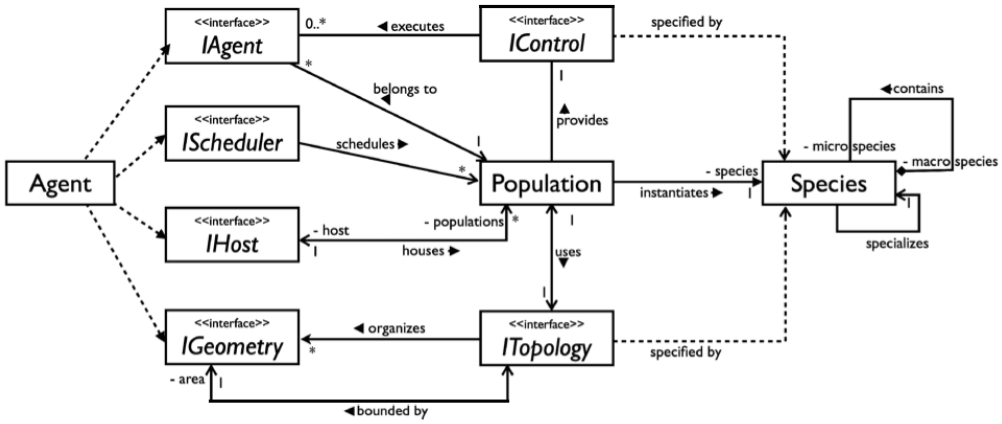


FIGURE 6 – Diagramme du meta-modèle présenté par Vo et collab. (2012)

Species définissent les attributs et les comportements d'une classe d'un même type d'agent

Agent une entité simulée du système complexe

IAgent l'encapsulation de tous les attributs et comportements d'un agent

IGeometry permet de donner aux agents une géométrie représentant leur forme

IHost permet à un agent de jouer le rôle d'un macro-agent

Ischeduler permet à un agent de jouer le rôle d'un ordonnanceur

Population une collection d'agents de la même espèce

IControl le modèle de comportement de l'agent

ITopology représente l'organisation spatiale de l'environnent (typologie en grille, en graphe, *etc.*)

Quand un agent est capturé pour devenir un micro-agent, il change d'espèce. Cette nouvelle espèce est une micro-espèce qui a été définie dans l'espèce de l'agent capturé. Cela permet de modéliser le fait que l'agent peut changer son comportement lorsqu'il devient micro-agent d'un autre agent. L'agent est temporairement et spatialement capturé ou non en fonction des choix du modélisateur. Etre spatialement capturé signifie que l'agent est géré spatialement par son macro-agent direct et ne peut pas quitter l'environnement du macro-agent tant qu'il n'est pas explicitement libéré par le macro-agent. Par exemple pour la modélisation d'évacuation, un agent piéton peut être capturé et désactivé

5. capitale de la province de Khanh Hoa au Viet Nam

par un macro-agent route. La route relâchera l'agent piéton à son autre extrémité. Un macro-agent peut décider de relâcher un micro-agent. Ces opérations de capture et de libération sont spécifiées par le modélisateur.

Bien que ce modèle semble avant tout prévu pour des agents disposant d'une représentation physique, on peut néanmoins imaginer son utilisation pour modéliser l'activité humaine (par exemple avec des espèces pour l'individu et le foyer). Cependant, l'approche ne fournit aucun outil pour combiner des expertises autre que la capture et le relâchement des agents micro.

3.3.2.4 *IRM4MLS*

Développé par Morvan et collab. (2011), le méta-modèle Influence Reaction Model for Multilevel Simulation (IRM4MLS) a récemment été utilisé dans le cadre du projet européen InTraDe pour l'automatisation d'infrastructures portuaires à l'aide de véhicules autonomes (Soyez et collab., 2015).

IRM4MLS repose sur les principes d'*influence* et de *réaction* de Ferber et Müller (1996) : d'une part un agent peut produire une influence qui représente un certain désir de changement dans son environnement et, d'autre part, la réaction gère les conséquences de ce changement sur le système. Ce mécanisme permet ainsi de modéliser des actions simultanées sur l'environnement.

Le méta-modèle autorise la modélisation de niveaux en interaction s'exécutant selon des dynamiques temporelles différentes. Les agents ont la particularité de pouvoir agir dans plusieurs environnements et d'appartenir à plusieurs niveaux. Le niveau définit les perceptions et les influences possibles par les agents sur un environnement donné. Pour autoriser la migration dynamique des agents entre les niveaux, cette approche place l'aspect multi-niveau *dans* les agents, *i.e.* ce sont les agents qui sont multi-niveaux. Dans nos travaux, nous verrons que les niveaux n'ont pas de représentation explicite et que l'aspect multi-niveau repose sur les agents les uns par rapport aux autres.

3.3.2.5 *PADAWAN*

Pattern for Accurate Design of Agent Worlds in Agent Nests (PADAWAN) est un modèle original proposé par Picault et Mathieu (2011) qui permet la coexistence d'agents et d'environnements correspondant à différentes échelles spatiales et temporelles en utilisant l'approche Interaction Oriented Design of Agent simualtions (IODA) (Kubera et collab., 2011).

Les principes de PADAWAN sont les suivants :
- un agent est situé dans un ou plusieurs environnements
- un agent peut jouer le rôle d'un environnement par une relation d'encapsulation
- un environnement peut en inclure un autre

La combinaison de ces trois principes permet au modélisateur de former différents niveaux d'abstraction. Par exemple un agent individu peut appartenir à des agents groupes qui joueront le rôle d'un environnement. Et un groupe peut lui-même appartenir à un agent plus macroscopique.

Les auteurs proposent de représenter tous les concepts dans le système par des agents qui peuvent changer de niveau (*i.e.* changer d'environnement) en se basant sur leurs activités. 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 les expertises. 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 (Kubera et collab., 2010) lorsqu'il combine les expertises. Nous développerons l'avantage de cette approche tout-agent dans le chapitre suivant.

3.3.2.6 *AA4MM*

Le modèle Agent and Artifact for Multi-Modeling (Camus et collab., 2013) permet de rassembler plusieurs expertises correspondants à différents niveaux d'abstraction. Dans ces travaux, la représentation multi-niveau est obtenue utilisant en utilisant une approche multi-modèle basée sur l'assemblage de modèles informatiques hétérogènes pouvant être directement fournis par les experts. Dès lors que ces modèles correspondent à des niveaux d'abstraction, AA4MM peut produire un système multi-niveau grâce à une coordination entre les différents modèles basée sur le partage d'information à l'aide d'artefacts.

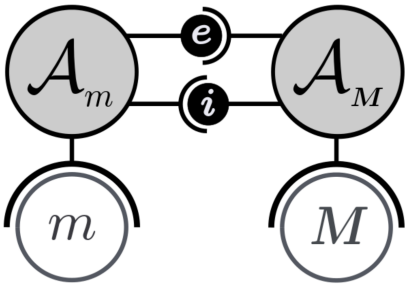


FIGURE 7 – Couplage de deux modèles avec AA4MM – Diagramme tiré de Camus et collab. (2013)

Dans l'exemple illustré par la figure 7, nous avons deux agents $\mathcal{A}_m$ et $\mathcal{A}_M$ contrôlant, avec des artefacts d'interface, un modèle du niveau micro m et un modèle du niveau macro M. Les artefacts de couplage e et i gèrent la relation inter-niveau dans les deux directions :

— l'*émergence* qui est la fonction permettant le passage du micro au macro ;
— l'*immergence* qui est la fonction d'influence du macro sur le micro.

Bien que cette approche ait prouvé son efficacité en termes de couplage et de synchronisation de différents modèles, l'interaction entre les niveaux reste limitée du fait que les modèles utilisés soient hétérogènes.

3.4 BILAN

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, *etc.*) avec l'utilisation de connaissances macroscopiques d'autres experts du domaine (*i.e.* les groupes sociaux, les habitudes, *etc.*). Nous pouvons distinguer deux grandes catégories d'approches pour la simulation multi-expertise. D'une part, la co-simulation (Wetter, 2009) 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 (Camus et collab., 2013), dans laquelle chaque niveau correspond à un modèle hétérogène.

Plusieurs travaux proposent de combiner différents niveaux au sein d'un même modèle. Par exemple Swarm (Minar et collab., 1996) où les niveaux macro prennent le contrôle du niveau micro, (Nguyen et collab., 2011; Navarro et collab., 2011) 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 (Servat et collab., 1998) ou les travaux de Tranouez et collab. (2006) 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.

Parmi les approches plus génériques, le modèle PADAWAN (Picault et Mathieu, 2011) permet la coexistence d'agents et d'environnements correspondant à différentes échelles spatiales et temporelles. Le modèle repose sur une homogénéité des concepts manipulés par le modélisateur (Kubera et collab., 2010) lorsqu'il combine les expertises.

Dans nos travaux, nous cherchons à intégrer l'humain dans les études énergétiques sur la consommation résidentielle. Afin de rester au plus proche de la réalité, le modèle doit être en mesure de considérer d'une part les connaissances expertes provenant d'un large éventail de domaines et, d'autre part, la différence de niveau d'abstraction. Nous partageons l'idée proposée dans PADAWAN que toutes les entités du système soient des agents pour faciliter la modélisation et la validation en forçant une certaine homogénéité des concepts manipulés. Nous considérons également qu'une approche plus systémique (dans le sens de la co-existence des niveaux, comme proposée par AA4MM) peut enrichir notre modèle en l'étendant avec des entités macro, ce que ne permettent pas les approches reposant sur l'utilisation d'agrégations avec un comportements moyen.

Deuxième partie

Le méta-modèle SIMLAB

4 VERS UNE APPROCHE MULTI-NIVEAU POUR COMBINER LES DOMAINES D'EXPERTISE

4.1 La démarche du modélisateur **64**
4.1.1 Des expertises à la réalisation du simulateur 64
4.1.2 La difficulté pour le modélisateur : les interactions . 65
4.2 Des agents pour incarner les expertises **65**
4.2.1 Définition d'un agent 66
4.2.2 Une approche tout-agent 67
4.3 Combiner les expertises au sein d'une simulation **68**
4.3.1 Distinguer les propriétés spécifiques des propriétés communes 69
4.3.2 Les axes dans notre contexte applicatif 69
4.4 Des niveaux d'abstraction différents **69**
4.4.1 Le lien micro-macro 70
4.4.2 Axe de modélisation : propriétés communes et niveaux d'abstraction 71
4.4.3 Tester les hypothèses interdisciplinaires 72
4.5 Vers une organisation dynamique des agents **73**
4.6 Bilan **74**

Ce chapitre marque le début de notre contribution pour la modélisation de système complexe en combinant plusieurs domaines d'expertise par une approche multi-niveau.

Dans le chapitre précédent, nous avons montré, en prenant le cas de la gestion intelligente de l'énergie, que de nombreuses expertises étaient disponibles pour la simulation d'un système complexe. Dans notre étude, nous proposons un modèle de simulation multi-expertise des comportements humains dans l'habitat.

Dans ce chapitre, nous présentons dans la section 4.1 les rôles autour de la simulation multi-agent d'un système complexe. Nous nous concentrons sur la démarche du modélisateur qui doit combiner différents domaines d'expertise. Nous montrons dans la section 4.2 que l'utilisation homogène d'agents pour représenter tous les éléments d'expertises permet de simplifier le cadre de pensée du modélisateur. Nous proposons alors dans la section 4.3 d'utiliser des agents pour combiner les expertises au sein d'un SMA en se basant sur l'existence de propriétés communes. Nous montrons la nécessité de prendre en compte les différents niveaux d'abstraction des expertises mises en jeu dans la simulation. Dans la section 4.4, nous présentons ensuite le besoin de lier les niveaux d'abstraction pour permettre notamment l'intégration d'hypothèses inter-disciplinaires. Enfin, nous soulignons dans la section 4.5 le besoin d'une organisation dynamique du système, toujours dans l'objectif de faciliter le travail du modélisateur.

4.1 LA DÉMARCHE DU MODÉLISATEUR

La simulation des comportements humains dans l'habitat couvre un vaste ensemble de problèmes étudiés par différents experts opérant sur une part délimitée du système. Par exemple, pour l'étude de l'impact de l'activité des foyers sur les pics de consommation, nous faisons intervenir des experts de la modélisation de l'activité humaine (ergonomes), de la consommation électrique (énergéticiens), de l'efficacité énergétique des bâtiment (thermiciens), l'impact des groupes sociaux sur le comportement des individus (socio-psychologues), *etc*. Dès lors que la simulation prétend décrire les phénomènes réels, cette observation peut être faite pour toute tentative de modélisation d'un système complexe. L'intérêt d'utiliser une approche descriptive est de faciliter une correspondance directe entre ce qui est observé et ce qui est modélisé, la validation des modèles en est facilitée (Edmonds et Moss, 2005). Nos travaux de recherche s'inscrivent dans la lignée de cette approche à l'aide des SMA qui offrent un paradigme approprié pour la production de modèles descriptifs de phénomènes complexes.

4.1.1 Des expertises à la réalisation du simulateur

La marche à suivre lors de la réalisation d'un simulateur est de traduire la connaissance acquise par les divers domaines d'expertise en code exécutable par la machine. Des travaux de Drogoul et collab. (2003), nous reprenons les trois rôles autour de la réalisation d'un SMA en partant du système réel. Cette méthodologie est illustrée sur la figure 8.

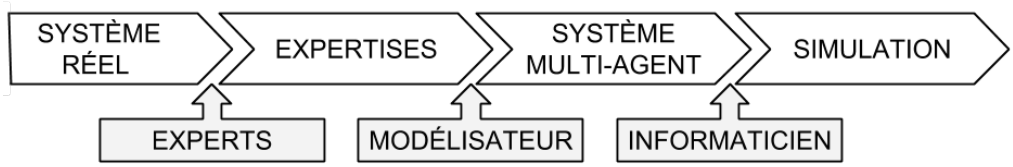


FIGURE 8 – Les trois rôles

Les trois rôles sont :

les experts (ou parfois appelés thématiciens) d'un certain domaine ou dans un thème particulier du système étudié. Ils fournissent les objectifs applicatifs de la simulation (phénomène à prédire, théorie qui nécessite des explications, *etc.*). Nous considérons qu'ils fournissent pour cela les informations sur les concepts propres à leur expertise.

le modélisateur qui fait le lien entre les experts et les informaticiens. Il modélise les agents à partir de la connaissance des experts.

l'informaticien qui propose un modèle opérationnel et implémente les agents en écrivant un programme informatique.

Dans notre étude, nous nous intéressons au travail du modélisateur dans le cadre d'une modélisation multi-expertise où il doit rassembler la connaissance de plusieurs experts. Le modélisateur cumule parfois ce rôle avec celui

de l'informaticien mais ce n'est pas le cas dans ce travail. Dans le cadre de la plate-forme SMACH, le modélisateur cumule plutôt son rôle avec celui d'un expert non-informaticien du secteur énergétique. Le modélisateur identifie les concepts manipulés par les experts et les formalise pour en éliminer les ambigüités. La difficulté de son travail provient de la grande diversité des experts qui peuvent intervenir sur un aspect spécifique du système complexe étudié. Par exemple, la simulation des migrations intra-urbaines requiert l'utilisation de nombreuses disciplines comme l'écologie urbaine, la démographie, l'urbanisme, les sciences politiques, et bien d'autres encore (Vanbergue et Drogoul, 2002).

L'enjeu de notre travail est de permettre au modélisateur de combiner les expertises au sein d'une simulation multi-agent.

4.1.2 La difficulté pour le modélisateur : les interactions

Les SMA reposent sur la simulation d'un grand nombre d'interactions pour reproduire des phénomènes complexes (Ferber, 1999). Cette approche bottom-up permet au modélisateur de concentrer son travail sur la spécification d'entités autonomes, les agents, qui vont interagir entre eux et avec leur environnement. Si le modèle proposé se positionne au niveau micro, il faut alors définir des artefacts de coordination entre les agents (*i.e.* des protocoles). L'interaction qui est une caractéristique essentielle des comportements humains (voir la section 2.4) est donc, par extension, au cœur des SMA cognitifs. L'émergence dans le système est donc partiellement contrôlée par le modèle d'interaction. C'est là que se situe la majeure partie du travail du modélisateur car, dans les SMA cognitifs, la connaissance est injectée dans la définition des interactions.

Notre contribution est de proposer une autre manière de faire de l'interaction, pas à l'aide de protocoles car on ne peut pas demander aux experts de nous fournir des protocoles SMA, mais par une approche centrée sur les expertises et les niveaux d'abstraction.

4.2 DES AGENTS POUR INCARNER LES EXPERTISES

Les agents sont une métaphore, un paradigme nous permettant de représenter et animer la connaissance des experts dans la simulation. L'une des premières définitions d'un agent est d'ailleurs « une personne qui agit pour le compte d'un autre ». Ainsi, l'agent ne représente pas strictement une entité du système étudié, il agit en incarnant la vision d'un expert sur cette entité. Le travail du modélisateur est de retranscrire cette vision en la dénaturant le moins possible et de fournir à l'expert les moyens de réaliser son étude (*e. g.* tester une hypothèse, observer un comportement, *etc.*).

4.2.1 Définition d'un agent

Russell et Norvig (1995) soutiennent que la notion d'agent est destinée à être un outil pour l'analyse des systèmes, et non une caractérisation absolue qui divise le monde entre ce qui est agent et ce qui ne l'est pas. Nous devons clarifier ce que nous entendons par *agent* dans ce manuscrit. En effet, la définition de ce que doit être un agent dans un SMA fait l'objet de nombreux débats dans la communauté multi-agent (Luck et collab., 2003). Dans ce document, nous considérons simplement qu'un agent est *une entité pro-active autonome définie par un ensemble de propriétés capable d'interagir avec d'autres agents*.

Les agents sont aussi situés dans un environnement. Dans notre cas où le modélisateur cherche à traduire les expertises en règles de comportement des agents ainsi que leurs liens et interactions, les actions des agents sont uniquement des actions de comportement et l'environnement est limité à sa plus simple expression : l'environnement d'exécution et de support de l'interaction. Aussi, chaque agent connaît son voisinage.

4.2.1.1 *Les propriétés et les types*

Lors de son travail, l'effort du modélisateur porte notamment sur la définition des différentes *propriétés* des agents. Une propriété est une connaissance qui caractérise un concept manipulé par un expert (l'âge d'un individu, la dégagement thermique d'un appareil électrique, la surface d'un logement, *etc.*). Un *type* est un ensemble d'agents qui possèdent les mêmes propriétés. Pour chaque agent, la valeur de ses propriétés peut changer au cours de la simulation. Les propriétés d'un agent et leurs valeurs associées forment l'identité d'un agent, c'est-à-dire ce qui permet de le distinguer des autres agents. Par cette notion d'identité, nous admettons qu'un agent reste le même tout en présentant des propriétés différentes à des moments différents (Guarino et Welty, 2000).

Si l'on considère le type d'agents *individu*, un individu peut être caractérisé par une année de naissance, un âge et un lieu de résidence. Ici, l'âge d'un individu et son lieu de résidence changent avec le temps mais pas son année de naissance. Cette représentation d'un individu peut être considérée comme caractéristique d'une expertise particulière, par exemple la démographie. Pour un expert en économie, les agents du type individu pourrait être seulement caractérisés par une fonction d'utilité.

Les agents sont très proches conceptuellement des langages orientés objets où les objets associent des valeurs à des attributs caractéristiques d'une classe. Shoham (1993) propose d'ailleurs la programmation orientée agent comme extension de la programmation orientée objet. Les agents partagent aussi avec les objets le principe d'encapsulation qui restreint l'accès direct aux propriétés par le reste du système. Les agents encapsulent à la fois leurs données et leur comportement. Néanmoins, il existe une différence importante entre un objet et un agent : l'autonomie.

4.2.1.2 *L'autonomie des agents*

L'autonomie est la notion principale qui différencie les agents des objets (Carabelea et collab., 2004). Un objet ne fait quelque chose que lorsqu'un autre objet appelle l'une de ses méthodes. Au contraire, un agent possède une certaine autonomie lui permettant de faire quelque chose de son propre chef. Hormis avec une architecture réactive, le comportement d'un agent ne doit pas être contrôlé par des stimuli externes (Castelfranchi, 1995). L'agent prend en compte ces stimuli mais dirige son comportement vers ses propres motivations internes (*i.e.* satisfaire des buts, des contraintes, des conditions, *etc.*). En ce sens, un simple réfrigérateur peut être modélisé par un agent s'il gère sa température et ses cycles d'activation, voire le refus de son ouverture. Par opposition, la représentation informatique d'un humain peut ne pas être un agent mais un objet si par exemple sa seule caractéristique est une position dans l'espace et si celle-ci n'est pas modifiée par lui.

4.2.2 Une approche tout-agent

Nous soutenons dans cette thèse que le modélisateur, dès lors qu'il cherche à modéliser un système complexe, doit pouvoir s'inscrire dans une attitude systémique sur le système (Le Moigne, 1994). Autrement dit, le modélisateur doit adopter une vision d'ensemble pour réussir à coupler les expertises disponibles. En effet, les experts ont pour leur part une démarche réductionniste liée à la notion même de modélisation qui est spécialisée, ciblée vers un objectif particulier. Seulement une modélisation de chaque partie n'entraîne pas pour autant la modélisation du système complexe dans son ensemble. Il reste à identifier comment s'organisent les expertises les unes par rapport aux autres, identifier leurs recoupements et surtout les liens interdisciplinaires.

Dans nos travaux, chaque élément d'expertise est incarné par un agent. Comme le précise Shoham (1993), la caractéristique d'être un agent est un choix du modélisateur d'analyser et de contrôler en tant qu'agent l'entité considérée. Dès lors, tout peut être qualifié d'agent. Cette approche tout-agent fournit au modélisateur une homogénéité des concepts qu'il est amené à manipuler en combinant les expertises (Kubera et collab., 2010). Il est plus difficile de créer et comprendre ce qui lie les expertises si celles-ci ne s'inscrivent pas dans le même paradigme. Par exemple, si les dynamiques entre groupes sociaux sont modélisées par un système d'équations différentielles exprimant la proportion d'individus partageant des croyances ou des pratiques, il n'est pas possible de lier l'un des paramètres de ce système à un élément précis du comportement d'un individu en particulier.

Le principal intérêt des agents et de l'approche tout-agent est qu'ils représentent comme des entités distinctes chaque concept identifié comme important par le modélisateur. Le comportement de chaque agent peut ainsi être enregistré puis analysé. Contrairement à d'autres approches, le modèle produit ne prend pas la forme d'une « boîte noire » : comme l'explique Edmonds (2001), les SMA offrent un support idéal pour dialoguer avec les experts en se basant sur l'analyse du comportement des agents. En effet, il est possible pour chaque agent de garder une trace de chaque élément de décision.

REMARQUE Nous ne considérons pas qu'il faille avoir des agents pour absolument tout, en allant jusqu'à « agentifier » l'addition et la soustraction comme le critiquent Wooldridge et Jennings (1999). Les entités sans capacité d'action ou ne concernant pas directement l'étude mais néanmoins nécessaires au comportement des agents, seront représentées sous la forme de propriétés des agents par le modélisateur. Par exemple, le confort thermique ne sera pas représenté par un agent mais par une propriété mise à jour par un agent individu.

4.3 COMBINER LES EXPERTISES AU SEIN D'UNE SIMULATION

Les savoirs spécialisés, ou expertises, ont des vues et des buts spécifiques que le modélisateur doit pouvoir rassembler pour reproduire de manière crédible son objet d'étude. En pratique, utiliser des connaissances provenant de différentes expertises est courant mais reste un problème difficile dû au grand nombre de propriétés à manipuler par le modélisateur. Dans ce contexte, la simulation multi-agent doit servir de point de rencontre entre ces différentes expertises, ce qui nécessite de proposer de nouvelles approches de modélisation et de simulation multi-expertise.

Pour ce faire, nous partons de l'observation que, si certaines propriétés peuvent être spécifiques, il est possible d'identifier des propriétés communes aux différentes expertises (voir la figure 9).

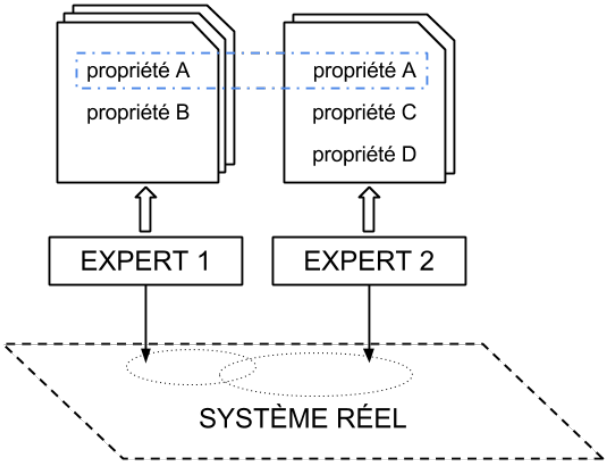


FIGURE 9 – Une propriété commune à deux experts

En effet, certaines expertises peuvent être considérées comme appartenant à un même domaine de connaissance. Le terme domaine recouvre ici l'un des aspects, au sens large, du phénomène étudié pour lequel il peut y avoir différents types d'experts. On peut également parler de catégorie d'expertise ou de point de vue. Ainsi lorsque le modélisateur rassemble différentes expertises, certaines questions sont transverses aux disciplines et regroupent un ensemble d'objets d'étude communs. 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.

4.3.1 Distinguer les propriétés spécifiques des propriétés communes

Ainsi nous distinguerons deux sortes de propriétés :
— les *propriétés communes* partagées par différentes expertises,
— les *propriétés spécifiques* à une expertise particulière.

Les propriétés communes sont un moyen pour le modélisateur de définir ce qui est typique d'un certain domaine de la connaissance, et nous verrons que cela peut être considéré comme un axe du problème étudié.

Nous introduisons à partir des propriétés communes 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 d'un axe de modélisation. Nous poserons que chaque type d'agents apporte des propriétés spécifiques d'un aspect du système étudié et appartient à un et un seul axe de modélisation bénéficiant ainsi de ses propriétés communes.

4.3.2 Les axes dans notre contexte applicatif

Dans notre contexte applicatif au sein de SMACH, nous avons identifié trois axes de modélisation qui sont apparus naturellement lors de notre étude : l'axe de la population qui regroupe les expertises autour de l'individu et du collectif, l'axe de l'activité autour des connaissances sur l'activité humaine à différents niveaux et l'axe de l'environnement de consommation autour d'expertises de systèmes physiques comme la thermique et l'énergie. Le dernier axe est spécifique à notre contexte d'études énergétiques mais nous pensons néanmoins que les deux premiers peuvent être repris dans d'autres domaines impliquant des comportements humains. Ainsi dans notre modèle, nous séparons en deux axes ce qui est de l'ordre des caractéristiques intrinsèques aux individus et aux groupes d'individus (*e.g.* préférences, confort, *etc.*) des éléments génériques de l'activité pour une culture donnée (*e.g.* pré-condition d'une tâche ménagère, période des repas, *etc.*).

4.4 DES NIVEAUX D'ABSTRACTION DIFFÉRENTS

Bien qu'ils partagent certaines propriétés, les concepts manipulés par le modélisateur 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 (voir la figure 10). Par exemple pour les sciences sociales, les études vont de la psychologie (individus) à la sociologie (groupes) en passant par l'ergonomie (activité). Autrement

dit, l'expert se positionne à un niveau d'abstraction donné pour représenter les propriétés spécifiques à son expertise. Le modélisateur, en cherchant à rassembler différentes expertises, doit donc être en mesure de gérer le fait que deux agents peuvent avoir des niveaux d'abstraction différents.

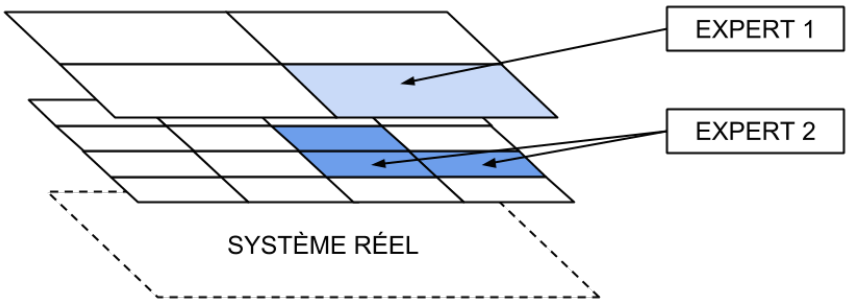


Figure 10 – Deux experts, deux niveaux d'abstraction, une même partie du système étudié.

Le défi d'un SMA multi-expert est alors de combiner des agents de différents niveaux au sein d'un même système, on parle de SMA multi-niveau. Nous verrons dans le chapitre 7 que cette forme de modélisation permet de mettre en évidence des phénomènes pour les experts qui ne sont pas accessibles de manière classique puisqu'ils apparaissent aux frontières entre les disciplines.

4.4.1 Le lien micro-macro

L'approche la plus répandue en SMA consiste à considérer le niveau macro comme un phénomène émergent, résultant de la complexité des comportements des agents. Le modélisateur se contente alors de ne définir que les représentations micro. Ce faisant, il perd le contrôle sur les dynamiques au niveau macroscopique, qui ne sont plus contrôlables directement. Cette question est soulevée par Sawyer dans le cadre de la simulation sociale (Conte et collab., 2001) : il souligne que l'hypothèse d'individualisme méthodologique est acceptée implicitement en SMA. Pourtant, les connaissances macro sont disponibles par de nombreuses expertises dont l'implémentation des concepts serait facilitée par une représentation explicite des entités macro. Par exemple, représenter un foyer par un agent, c'est lui donner des moyens d'agir sur le système en fonction de propriétés qui lui sont propres et qui correspondent à des faits observés dans la réalité. En admettant qu'il existe certains foyers qui tendent vers une gestion plutôt éco-responsable de l'énergie, il est difficile de décliner cette tendance au niveau de chaque individu qui le compose, tout en garantissant que celle-ci apparaisse par émergence.

C'est pourquoi nous nous intéressons à un modèle SMA qui fait co-exister des modélisations explicites de niveaux micro et macro. Le terme macro est à interpréter ici par opposition au niveau micro unique considéré classiquement en SMA. Il peut y avoir plusieurs niveau macro, au sens de « plus macro que ». Il s'agit d'un choix de modélisation de savoir où placer le niveau le plus micro et jusqu'où aller dans les niveaux macro. Nous défendons l'idée que la

simulation d'un système complexe doit tendre vers une représentation la plus systémique possible au regard d'une étude particulière. Nous partons en effet du constat qu'une modélisation explicite des niveaux micro et macro présente deux avantages pour les experts de l'énergie.

D'une part les experts ont besoin d'étudier les conséquences des interactions à un niveau micro (par exemple entre les individus) sur le niveau macro (le foyer). Cela rejoint l'approche classique en SMA consistant à considérer le niveau macro comme un phénomène émergent. Cette relation micro vers macro est présente dans notre problème : l'activité des individus entraîne des consommations globales d'énergie, il existe bien un lien entre activité et profil de consommation.

D'autre part, les experts souhaitent aussi considérer l'influence d'un niveau macro sur le comportement micro, par exemple l'influence des modes de vie sur l'activité des gens dans leur habitation. Bien sûr, il serait possible d'ajouter une propriété « type de groupe social » dans les individus. Mais nous proposons dans nos travaux une autre approche qui consiste à réifier ces concepts macro (*i.e.* les représenter comme des entités à part entière). Cela permet non seulement de faire sortir les liens inter-niveaux et de les représenter explicitement pour mieux les étudier, mais permet aussi de représenter des actions et des interactions aux niveaux macro car les phénomènes qui ont une incidence sur le système énergétique ne se situent pas au niveau d'une seule famille mais à un niveau plus global (pics de demande, consommation globale, *etc.*).

4.4.2 Axe de modélisation : propriétés communes et niveaux d'abstraction

En ajoutant la possibilité d'avoir des agents avec des niveaux différents, un axe de modélisation permet alors de regrouper tous les niveaux d'un même domaine d'expertise du phénomène étudié, caractérisé par des propriétés communes (voir la figure 11). Par exemple, les appareils électriques, le bâtiment et le groupement résidentiel sont les éléments d'un même axe figurant l'environnement de la consommation énergétique, et sont caractérisés par une valeur de consommation. La manière dont les propriétés communes sont reliées entre elles et aux propriétés spécifiques des agents est gérée à l'aide du mécanisme d'influence décrit dans la section suivante.

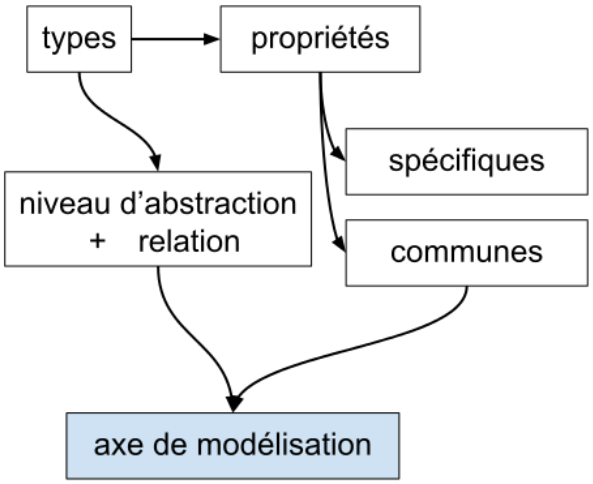


FIGURE 11 – La formation d'un axe de modélisation

4.4.3 Tester les hypothèses interdisciplinaires

Dans la simulation de l'activité humaine qui nous intéresse ici, comme pour de nombreuses simulations multi-agents, les experts peuvent vouloir s'intéresser aussi bien à l'activité des individus dans le foyer qu'à des groupes sociaux. Ces experts peuvent surtout vouloir mettre en regard ces deux niveaux et étudier, par exemple, l'impact des groupes sociaux sur le comportement des individus. C'est pourquoi nous proposons de fournir au modélisateur un moyen de représenter les liens entre expertises de niveaux différents. Dans ce qui suit, nous nommerons simplement ces liens des *influences*. Le terme *influence* est utilisé ici pour son sens aussi large qu'*interaction* [1].

Avec les influences, notre objectif est de fournir un moyen au modélisateur de tester les hypothèses de lien entre les expertises. 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. Il est ainsi possible de lier les propriétés d'agents de différents niveaux ce qui permet de garantir une certaine cohérence. Par exemple, le lien entre les préférences d'une famille et les préférences de ses membres.

En pratique, le modélisateur peut vouloir lier des types d'agents de niveaux différents par une fonction d'influence portant sur leurs propriétés. Ces influences sont définies au niveau des propriétés des types d'agents, non aux instances de ces propriétés. Par exemple, si une propriété d'un agent de type individu influence le type groupe, tous les individus d'un groupe bénéficient de cette influence. Comme nous le verrons dans le chapitre suivant, les fonctions d'influence sont systématiquement définies entre des propriétés d'agents de niveaux voisins.

1. La notion d'influence est ici différente de celle abordée de Ferber et Müller (1996) où les influences permettent de modéliser les actions simultanées sur l'environnement

4.5 VERS UNE ORGANISATION DYNAMIQUE DES AGENTS

Toujours dans l'objectif de faciliter le travail du modélisateur qui cherche à rassembler les expertises, nous faisons l'observation suivante : il existe un autre type de lien inter-niveau que les influences présentées ci-avant, plus simple, sur l'existence même des agents et sur leur organisation les uns par rapport aux autres (*i. e.* en termes de niveaux d'abstraction). Autrement dit, le modélisateur peut apporter une réponse au niveau des types d'agents mais il reste à définir, pour chaque agent, quels sont les agents avec lesquels il est lié.

La réponse est parfois directement fournie par les données disponibles sur le système réel (par exemple *Alice* appartient au foyer *Dupont*). Seulement, certains agents n'ont d'existence dans la simulation que par la dynamique des autres agents. Prenons l'exemple des *habitudes* qui représentent des enchaînements de tâches réguliers dans l'activité et dépendant donc de la réalisation des tâches par les individus. Les propriétés d'une habitude dépendent alors de la fréquence des interactions entre les individus et les tâches (e.g. l'habitude de Alice de toujours regarder la TV après le dîner). Le fait qu'un agent soit lié à un autre en termes de niveaux d'abstraction peut donc dépendre du déroulement de la simulation (par exemple un individu devient membre d'un groupe). Nous constatons que cette dynamique se traduit dans le SMA par l'évolution des relations entre les agents (i.e. les interactions, les influences, *etc.*). Ainsi, des agents ou leurs relations inter-niveaux peuvent émerger en cours de simulation et dépendre de l'historique des interactions des autres agents. Et même si leur existence dans le système a pu être anticipée par le modélisateur (en pratique il existe donc des types d'agents correspondants), ces éléments ne peuvent être créés (instanciés) *a priori* et doivent donc apparaître en cours de simulation. En effet, si l'on considère la simulation d'un système complexe comme étant elle-même complexe, il est alors difficile pour le modélisateur d'anticiper pleinement le comportement des agents, et ce pour les deux raisons suivantes :

D'une part, le modélisateur doit maîtriser la cohérence sur l'historique du système de l'apparition de nouveaux agents (et leurs relations avec les autres agents). Par exemple, pour créer une habitude sur *l'organisation d'Alice le matin en semaine*, les propriétés de cette habitude doivent dépendre de la fréquence des interactions entre l'individu *Alice* et les tâches *travailler*, *petit-déjeuner*, *etc*. Les agents possèdent par définition une certaine autonomie face à leurs contraintes (pré-conditions des tâches, priorités d'Alice, disponibilité des appareils, *etc.*) et l'apparition de telle ou telle tâche dans la matinée d'Alice n'est pas évidente, ce qui rend la création *a priori* de l'habitude difficile si ce n'est impossible. Ce problème est classique en SMA où l'apparition de phénomènes macro est souvent le résultat des simulations (par exemple, une étude sur la formation des groupes sociaux).

D'autre part, les études des experts peuvent porter sur l'évolution de l'organisation du SMA. Il ne suffit toutefois pas de permettre l'apparition de nouveaux agents. Pour ne pas avoir un système figé jusqu'à la fin de la simulation, il faut fournir aux agents un moyen de gérer également leurs disparitions.

Dans ce contexte, le rôle du modélisateur est de traduire les attentes des experts en termes de règles d'organisation. Par exemple, les experts peuvent

émettre des hypothèses sur le mécanisme de formation et de disparition des groupes sociaux. Le modélisateur doit alors former des règles de modification qui seront porteuses des hypothèses d'étude. Là encore, il est difficile pour le modélisateur d'anticiper l'évolution du SMA.

L'un des objectifs de notre travail est donc de permettre l'instanciation d'agents en cours de simulation. La difficulté réside alors dans la définition d'un mécanisme d'instanciation en cours de simulation. C'est pour répondre à ce problème que nous proposons le mécanisme des *auto-créations* (dans la section 5.6).

4.6 BILAN

Dans ce chapitre, nous avons montré l'intérêt pour le modélisateur de manipuler toute la connaissance des experts sous forme d'agents. Nous avons souligné l'existence de propriétés communes à différentes expertises. Ces propriétés communes forment les bases d'une découpe du système en ce que nous appelons des axes de modélisation. Les axes prennent en compte le possibilité pour les experts de travailler à différents niveaux d'abstraction en fonction de leurs disciplines et objectifs d'études. Le regroupement et la modélisation des expertises en agents permettent de rendre visible et manipulable l'existence de liens entre différents niveaux. Les influences permettent ainsi de lier les agents d'un même axe de modélisation et de niveaux différents pour modéliser les connaissances et hypothèses inter-disciplinaires.

Combiner les expertises est un enjeu essentiel de toute tentative de modélisation d'un système complexe. Pour répondre à ce problème, l'utilisation des axes de modélisation avec la prise en compte d'agents de différents niveaux d'abstraction représente l'apport principal de notre travail. Le chapitre suivant offre une description précise de notre modèle.

5 SIMLAB : UN MÉTA-MODÈLE MULTI-EXPERTISE MULTI-NIVEAU

Poser une loi ou un modèle scientifique, ce n'est pas le résultat inévitable d'une multiplicité de «constatations», mais une sorte de coup de force par lequel on décide de voir les choses d'une certaine façon : par là, on arraisonne le monde !

— Gérard Fourez

5.1 Principe général **76**
5.2 Agents **77**
5.2.1 Types 77
5.2.2 Propriétés 77
5.3 Axes de modélisation **78**
5.3.1 Propriétés communes 78
5.3.2 Types et axes de modélisation 78
5.3.3 Relation inter-niveau 78
5.3.4 Super et sous-agents 79
5.3.5 Définition d'un axe de modélisation 79
5.4 Influences **80**
5.4.1 Définition 80
5.4.2 Lier les propriétés entre niveaux 80
5.5 Dynamique des agents **81**
5.5.1 Actions 81
5.5.2 Déclenchement des influences 82
5.5.3 Interactions 82
5.5.4 Voisinage 83
5.6 Auto-créations **83**
5.7 Bilan **84**

Nous avons montré que la simulation des comportements humains dans l'habitat requiert d'utiliser de nombreuses expertises qui peuvent porter sur des niveaux d'abstraction différents. L'enjeu de nos travaux est de permettre au modélisateur de combiner les domaines d'expertise au sein d'un unique modèle multi-agent.

Dans ce chapitre, nous décrivons formellement notre approche qui repose sur les notions présentées dans le chapitre précédent. 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. Ces caractéristiques forment le méta-modèle SIMLAB Is Multi-Level Agent Based (SIMLAB) [1].

5.1 PRINCIPE GÉNÉRAL

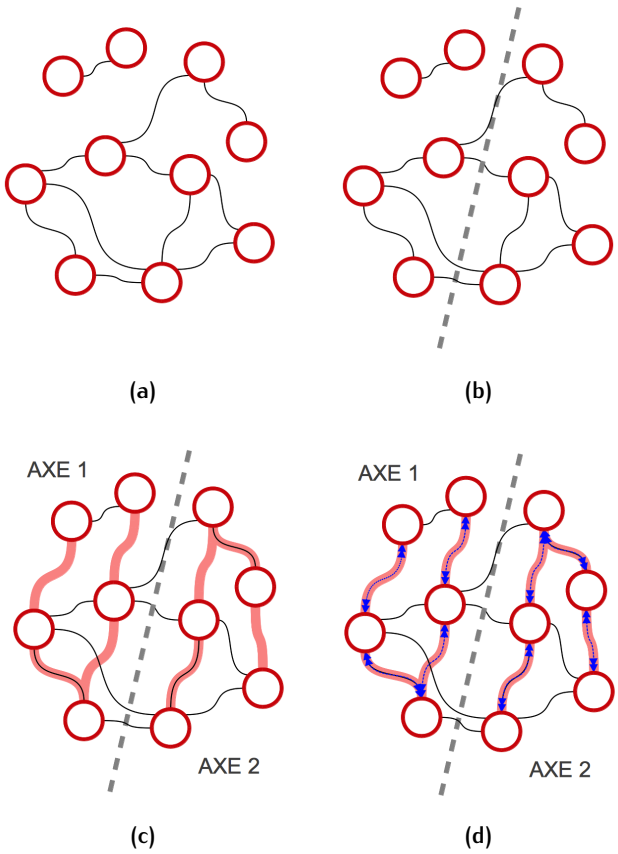


FIGURE 12 – Formation de deux axes avec le méta-modèle SIMLAB

L'utilisation du méta-modèle SIMLAB peut être résumée comme suit :

(a) Considérons d'abord un système complexe comme un graphe où les nœuds sont les types d'agents et les liens leur capacité d'interaction, comme illustré sur la figure 12.

(b) En se basant sur l'identification de propriétés communes, le modélisateur sépare le système en plusieurs ensembles de types. Cette séparation est représenté dans figure 12 (b) par le trait hachuré qui forme deux ensembles de type.

(c) Ensuite, et dans chaque ensemble, le modélisateur lie, de manière non-transitive, les types d'agents entre eux en fonction de leurs niveaux d'abstraction (lien rouge sur la figure). Les deux graphes ainsi formés sont des axes de modélisation.

(d) Il est alors possible de définir des influences inter-niveaux (lien bleu).

La suite du chapitre est consacrée à la définition formelle du méta-modèle.

1. SIMLAB est un acronyme récursif pour *SIMLAB Is Multi-Level Agent Based*

5.2 AGENTS

Afin de constituer une représentation homogène des expertises, les composants en interaction dans le système qui sont identifiables et utiles pour le modélisateur sont représentés dans le système par des *agents*. Il s'agit de permettre la modélisation d'objets d'études provenant d'un large éventail d'expertises (activité humaine, appareil électrique, mode de vie, *etc.*).

Définition (Agent) : Soit Agt l'ensemble des agents, un agent $x \in Agt$ peut être défini par le triplet suivant $\langle \omega, Sup(x), Inf(x) \rangle$ tel que :

$\omega \in \Omega$: le type de l'agent x

$Sup(x) \subset Agt$: l'ensemble des super-agents de x

$Inf(x) \subset Agt$: l'ensemble des sous-agents de x

Dans la suite, nos agents seront généralement désignés en utilisant les lettres x, y, z...

5.2.1 Types

Comme cela se fait souvent dans les SMA (Minar et collab., 1996; Wooldridge et collab., 2000; Tisue et Wilensky, 2004), chaque agent est associé à un et un seul *type* fixé *a priori* par le modélisateur. Par exemple, les individus, les modes de vie, les appareils électroménagers désignent chacun un type d'agent différent. En ce sens, les agents du SMA sont hétérogènes.

Définition (Type) : Soit Ω l'ensemble des types d'agent, un type $\omega \in \Omega$ peut être défini par le triplet suivant : $\langle \mathcal{P}(\omega), \mathcal{A}(\omega), \mathcal{I}(\omega) \rangle$ tel que :

$\mathcal{P}(\omega) \subset \mathcal{P}$: l'ensemble des propriétés de ω

$\mathcal{A}(\omega) \subset \mathcal{I}$: l'ensemble des actions de ω

$\mathcal{I}(\omega) \subset \mathcal{I}$: l'ensemble des interactions de ω

Nous notons « x is ω » le fait que x est un agent de type ω.

5.2.2 Propriétés

Soit $\mathcal{P}$ l'ensemble de toutes les propriétés et $\mathcal{P}(\omega)$ l'ensemble des propriétés du type ω.

Définition (Propriété) : Une propriété $p \in \mathcal{P}(\omega)$ permet de représenter une caractéristique du type d'agent ω en lui associant un domaine D_p. L'application est notée $\omega.p$ pour le type ω et $x.p$ pour un agent x afin de lui associer une valeur particulière de D_p.

Une propriété peut être atomique (réel, booléen, *etc.*) ou plus complexe (liste, ensemble, fonction, ou même un autre type d'agent). En s'inspirant de la programmation orientée objet, chaque agent a des valeurs instanciées pour chacune des propriétés associées à son type. Nous introduisons l'opérateur « := »

de changement d'état des propriétés : $x.p := v$ signifie qu'une valeur donnée v *est allouée* à la propriété p de l'agent x.

5.3 AXES DE MODÉLISATION

5.3.1 Propriétés communes

Un axe de modélisation, noté χ, est caractérisé par un ensemble de propriétés communes des types de cet axe, noté $\mathcal{P}(\chi)$. Par exemple, l'axe des populations χ_{pop} qui regroupe les individus, les groupes et les foyers, sera caractérisé par la propriété *activité* qui définit ce que fait l'individu, le groupe ou le foyer à chaque instant. Soit $\mathcal{P}(\omega)$ l'ensemble des propriétés des agents du type ω, l'ensemble $\mathcal{P}(\chi)$ des propriétés de l'axe est donné par :

$$\mathcal{P}(\chi) = \bigcap_{\omega \in \chi} \mathcal{P}(\omega)$$

Il est important de noter que 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.

5.3.2 Types et axes de modélisation

Un type d'agent appartient à un et un seul axe de modélisation. En ce sens, l'ensemble des axes de modélisation représente une partition de l'ensemble des types. Ainsi,

$$\begin{cases} \chi \subset \Omega \\ \bigcup \chi = \Omega \\ \forall \chi_i, \chi_j \;\; \chi_i \bigcap \chi_j = \emptyset \end{cases}$$

Chaque agent de notre modèle est caractérisé par son type ω, lequel est associé à un axe de modélisation χ, caractérisé par un ensemble de *propriétés communes* $\mathcal{P}(\chi)$. En complément, chaque type dans χ apporte ses *propriétés spécifiques* correspondant à l'ensemble $\{p \in \mathcal{P}(\omega), p \notin \mathcal{P}(\chi)\}$. Il y a donc, dans chaque agent, des propriétés communes à l'axe de modélisation et des propriétés spécifiques à une expertise particulière.

Cette définition des propriétés communes au sein d'un axe facilite la tâche de modélisation en encourageant la réflexion autour de ce qui est commun à différentes expertises. Par exemple, la consommation énergétique est une propriété commune de l'axe regroupant les appareils et les bâtiments.

5.3.3 Relation inter-niveau

Au sein d'un axe de modélisation, les types d'agent peuvent se situer à des niveaux d'abstraction différents. Pour cela, nous définissons la relation

inter-niveau $\sqsubset$ entre deux types d'agent. Pour conserver une représentation ensembliste du modèle, nous considèreront que $\sqsubset \subseteq \Omega \times \Omega$.

Définition (Relation inter-niveau) : $(\omega_1, \omega_2) \in \sqsubset$ que l'on note $\omega_1 \sqsubset \omega_2$, 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 comme un axe de modélisation l'exemple typique de la biologie, nous avons :

$$\mathtt{cellule} \sqsubset \mathtt{tissu} \sqsubset \mathtt{organe} \sqsubset ...$$

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'agent de niveau supérieur et plusieurs types d'agents de niveau inférieur. Ainsi, chaque type d'agent possède un niveau d'abstraction relatif aux autres types.

5.3.3.1 *Remarque*

La relation $\omega_1 \sqsubset \omega_2$ n'entraîne pas, à elle-seule, de changement dans le comportement des agents. En particulier, la relation ne provoque en rien une perte d'autonomie des agents du type ω_1 avec un contrôle de ω_2 sur ω_1 . Dans SIMLAB, tous les niveaux co-existent à l'exécution et s'échangent des informations au sein de l'axe de modélisation et entre les axes.

5.3.4 Super et sous-agents

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) et il aura généralement plusieurs sous-agents (un groupe est composé de plusieurs individus).

Pour un agent x, nous noterons $\mathrm{Sup}(x)$ et $\mathrm{Inf}(x)$ les sous-ensembles d'agents correspondants aux agents directement liés à l'agent x par leurs types et la relation $\sqsubset$. Sup et Inf sont des propriétés partagées par l'ensemble des agents du système. Nous dirons que chaque agent de $\mathrm{Sup}(x)$ est un *super-agent* de x et que chaque agent de $\mathrm{Inf}(x)$ est un *sous-agent* de x. Naturellement, nous avons $x \in \mathrm{Sup}(y) \equiv y \in \mathrm{Inf}(x)$.

5.3.5 Définition d'un axe de modélisation

Les propriétés communes et la relation inter-niveau nous permettent de proposer un définition d'un axe de modélisation.

Définition (Axe de modélisation) : Un axe de modélisation χ est défini comme une composante connexe d'Ω pour la relation $\sqsubset$ avec un ensemble de propriétés communes $\mathcal{P}(\chi)$.

5.4 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 reliés par la relation $\sqsubset$ bénéficient d'influences entre leurs propriétés.

5.4.1 Définition

Nous notons $\mathcal{F}$ l'ensemble des influences.

Définition (Influence) : Une influence $\delta \in \mathcal{F}$ est caractérisée par un triplet $\langle p_{src}, p, infl \rangle$ tel que :

$p_{src} \in \mathcal{P}$ la propriété « influençante » ;

$p \in \mathcal{P}$ la propriété influencée ;

$infl$ 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}

Par exemple, soient $Tache$ et $Habitude$ deux types d'agents tels que $Tache \sqsubset Habitude$, on définit par une influence le fait que la priorité d'une habitude soit le maximum des priorités de ses tâches telle que :

```
p_src ← Tache.prio
p ← Habitude.prio
infl ← Habitude.prio := max(Habitude.prio,Tache.prio)
```

5.4.2 Lier les propriétés entre niveaux

Les fonctions d'influence sont systématiquement définies entre des propriétés d'agents de niveaux voisins. 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. 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 super ou sous-agent pour maintenir la cohérence dans le système. Par exemple, la consommation du logement doit être ajustée lorsque la consommation d'un appareil change.

Pour un agent x, nous noterons $\mathcal{F}^x(y)$ l'ensemble des influences de x vers y, qui est défini *a priori* non pas pour l'agent, mais pour les types de x et de y. Et de même, nous notons $\mathcal{F}^y(x)$ pour les influences réciproques de y vers x. Les influences sont aussi définies *a priori* (au niveau des types) et donc existent dès lors que $x \in Sup(y)$ ou $x \in Inf(y)$. Par exemple, si une influence est définie entre deux propriétés des types $Individu$ et $Foyer$ tels que $Individu \sqsubset Foyer$, les agents $Alice$ is $Individu$ et $Dupond$ is $Foyer$ bénéficieront de cette influence si et seulement si $Alice \in Inf(Dupond)$.

5.5 DYNAMIQUE DES AGENTS

Dans le méta-modèle SIMLAB, les types d'agent sont toujours définis avant la phase de simulation par le modélisateur. En effet, et dès lors que nos agents incarnent des expertises à la fois connues et utiles pour une étude donnée, il n'est pas nécessaire que de nouveaux types d'agent émergent (cela semble d'ailleurs difficilement réalisable).

Chaque type d'agent est caractérisé, en plus de ses propriétés, par un ensemble d'actions internes pour modifier ses propriétés, et par un ensemble d'interactions lui permettant de communiquer avec les autres agents du système (y compris en dehors de son axe de modélisation).

La représentation des actions et interactions présentée ci-après n'est pas inédite. L'originalité de nos travaux se situe dans la notion d'axe de modélisation et les influences. Néanmoins, le modèle SIMLAB ne saurait être compris sans en donner une description succincte.

5.5.1 Actions

Nous notons $\mathcal{A}(\omega)$ l'ensemble des actions pour les agents du type ω.

Définition (Action) : Une action $a \in \mathcal{A}(\omega)$ est un couple (Op, pre) avec :

Op : l'ensemble des allocations caractérisant l'action

pre : une fonction booléenne de $\mathcal{P}(\omega)$ définissant la précondition de l'action

Par exemple, supposons que nous ayons un type d'agent *individu* muni des propriétés spécifiques $compteur \in \mathbb{N}$, permettant de compter la durée d'exécution de l'activité courante, et $duree : Activite \to \mathbb{N}$ qui définit la durée d'une activité. Nous définissons une action qui correspond à la fin d'une tâche :

```
Op ← {tache := null}
pre ← compteur = duree(tache)
```

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 les propriétés d'un autre agent, conformément au principe d'encapsulation dans les SMA.

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).

5.5.2 Déclenchement des influences

Les influences $\mathcal{F}$ sont déclenchées dès lors que la propriété source est modifiée. Cela permet de mettre à jour les propriétés des autres agents de l'axe qui sont impactés par les modifications sur l'agent concerné. Comme pour les actions, nous ne gérons pas la concurrence et nous supposons que le modélisateur a correctement séparé les variables. Afin d'éviter les cycles, chaque influence ne peut être appelée, pour un agent donné, qu'une seule fois par pas de simulation.

L'introduction des influences nous permet de définir des propriétés communes 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).

5.5.3 Interactions

Inspirées par IODA(Kubera et collab., 2011), les interactions sont définies comme extérieures aux agents.

5.5.3.1 *Modèle d'interactions*

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.

Définition (Modèle d'interaction) : Un modèle d'interaction $mi \in \mathcal{I}(\omega)$ est un n-uplet $\langle T, perf, Op, pre, c\rangle$ avec

- T : un couple décrivant les agents paramètres source et cible du modèle d'interaction, sous la forme $(x \text{ is } \omega_x, y \text{ is } \omega_y)$
- $perf$: 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
- 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. Soient t et a les deux agents avec $Tache$ et $Appareil$ leurs types respectifs, la propriété $etat$ de l'appareil a est mise à jour si la tâche t nécessite cet appareil et si celui-ci est disponible. Ici, le performatif est simplement $activer$. On a donc le modèle d'interaction suivant :

```
T ← (t is Tache, a is Appareil)
perf ← activer
```

```
Op ← {a.etat := marche}
pre ← t.necessite(a)
c ← a.disponible()
```

5.5.3.2 *Interactions des agents*

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.

Soit x et y deux agents et X un ensemble d'agents, nous noterons $i(X) \in \mathcal{I}(x)$ le fait que $i(X)$ est une interaction pour x. Comme pour les actions, chaque interaction $i(X)$ est déclenchée à chaque cycle si ses préconditions sont satisfaites. Nous noterons $\mathcal{I}^y(x)$ l'historique des interactions de x avec y et $\mathcal{I}^X(x)$ l'historique des interactions de x avec les agents dans X.

5.5.4 Voisinage

Nous noterons $\mathcal{V}(x)$ le voisinage de l'agent x représentant l'ensemble des agents en relation avec x par une interaction ou une influence :

$$\mathcal{V}(x) = \{y \in Agt\ ,\ \mathcal{I}^x(y) \cup \mathcal{F}^x(y) \cup \mathcal{F}^y(x) \neq \emptyset\}$$

5.6 AUTO-CRÉATIONS

Souvent, les experts ont besoin de représenter des concepts qui apparaissent en cours de simulation, à partir des relations entre d'autres concepts. Par exemple, en simulation sociale, les habitudes peuvent émerger de l'exécution des tâches des individus, ou des collectifs d'individus peuvent se former car des individus partagent certains buts. Ces concepts, même si leur existence dans le système peut être anticipée par les experts (et donc, il existe des types d'agents correspondants), ne peuvent être instanciés *a priori* et doivent donc apparaître en cours de simulation.

Le mécanisme des *auto-créations* que nous présentons dans cette section répond à ce besoin. Par principe de localité (Ferber, 1995) qui implique une connaissance partielle du système, ces transformations du système sont internes aux agents et portent toujours sur le voisinage, c'est-à-dire l'ensemble des agents directement en lien par des interactions ou influences. En cours de simulation, les agents effectueront une mesure sur un sous-ensemble d'agents de leur voisinage et déclencheront potentiellement l'instanciation d'un nouvel agent dans le SMA. Nous noterons $\mathcal{C}$ l'ensemble des auto-créations et $\mathcal{C}(\omega)$ les auto-créations des agents de type ω.

Comme pour les influences, les auto-créations sont définies au niveau des types, mais elles s'appliquent sur les agents. Nous notons $ac(x)$ l'instance d'auto-création effectuée par l'agent $x \in Agt$ correspondant à l'auto-création $ac \in \mathcal{C}(x)$.

Définition (Auto-création) : Une auto-création $ac(x)$ d'un agent x est représenté par le n-uplet $\langle S, m, c, \phi, t\rangle$ tel que :

- $S \subseteq \mathcal{V}(x)$ le sous-ensemble du voisinage de x observé pour cette auto-création (par exemple les tâches réalisées par un individu)
- m une fonction portant sur l'historique des interactions et S' un sous-ensemble de S telle que :

$$\begin{aligned} m : \quad & \mathcal{I}(x)^2 \times S^2 \to \mathbb{R} \times \Omega \\ & (\mathcal{I}^S(x), S') \mapsto (v, type) \end{aligned}$$

  avec $v \in \mathbb{R}$ une mesure sur le déclenchement de l'auto-création et $type \in \Omega$ le type d'agent à instancier.
- $\phi \in \mathbb{R}^+$ le seuil d'activation de l'auto-création. La auto-création est déclenchée si et seulement si $m.v \geqslant \phi$ le seuil est dépassé
- TI un ensemble de modifications des $\mathcal{I}(x), \forall x \in Agt$ suite à cette auto-création.

5.7 BILAN

SIMLAB, le modèle que nous proposons, est basé sur une représentation unifiée des concepts par des agents : ainsi les agents représentent aussi bien des individus que des appareils électriques ou des activités. Ils ont des propriétés communes caractéristiques d'un certain domaine d'expertise et forment ainsi ce que nous appelons des axes de modélisation. Les agents d'un même axe sont organisés en différents niveaux d'abstraction qui interagissent les uns avec les autres de manière à rester accessible aux experts. Pour capturer les liens inter-niveaux et assurer la cohérence du système , nous avons introduit le mécanisme des influences qui permet de tester les hypothèses de lien entre les disciplines.

Au cours de nos travaux, nous avons identifié quelques limites au méta-modèle SIMLAB. La première porte sur les différences de vocabulaire qui existent entre les experts. Notre approche considère que chaque expert fournit au modélisateur une expertise sous la forme de concepts sans ambiguïté sémantique. La seconde porte sur la généricité du méta-modèle. Nous y reviendrons dans les perspectives.

Dans le chapitre suivant, nous utilisons SIMLAB dans le contexte énergétique pour permettre aux experts de l'énergie de mieux comprendre et anticiper les comportements humains liés à la consommation.

6 UN MODÈLE DE L'ACTIVITÉ HUMAINE POUR L'ÉTUDE DE LA CONSOMMATION RÉSIDENTIELLE

6.1 Aperçu général **85**
6.2 Axe des populations **86**
6.2.1 Individu 87
6.2.2 Groupe 90
6.2.3 Foyer 92
6.3 Axe des activités **93**
6.3.1 Tâche 94
6.3.2 Habitude 96
6.3.3 Mode de vie 97
6.4 Axe de l'environnement de consommation **99**
6.4.1 Appareil 99
6.4.2 Pièce 101
6.4.3 Logement 102
6.4.4 Fournisseur d'énergie 104
6.5 Bilan **105**

Dans ce chapitre, nous utilisons SIMLAB pour simuler les comportements humains dans l'habitat pour des études énergétiques. Nous nous plaçons dans le contexte de la plateforme SMACH qui rassemble les expertises autour de l'énergie pour décrire, simuler et étudier l'activité des foyers en relation avec leur consommation électrique.

Comme expliqué dans le chapitre 5, ce problème peut être partitionné en trois grands domaines d'expertise : les populations, l'activité humaine et l'environnement de consommation. A l'aide du modèle SIMLAB, nous définissons respectivement trois axes de modélisation (voir la figure 13) que nous allons décrire ci-après en utilisant les éléments introduits dans le chapitre précédent. Pour chaque type d'agent, nous présentons brièvement ses propriétés, actions, interactions et influences qui le caractérisent.

6.1 APERÇU GÉNÉRAL

La dynamique du système peut se résumer comme suit pour les agents les plus micro : les *individus* réalisent des *tâches* qui activent des *appareils* électriques. Viennent ensuite s'ajouter des agents plus macro :

Pour les individus, les agents de type *groupe* et *foyer* répondent à deux problématiques de décisions collectives. D'une part les groupes gèrent la coordination des individus pour les tâches collectives et, d'autre part, le foyer s'occupe de la gestion du confort thermique.

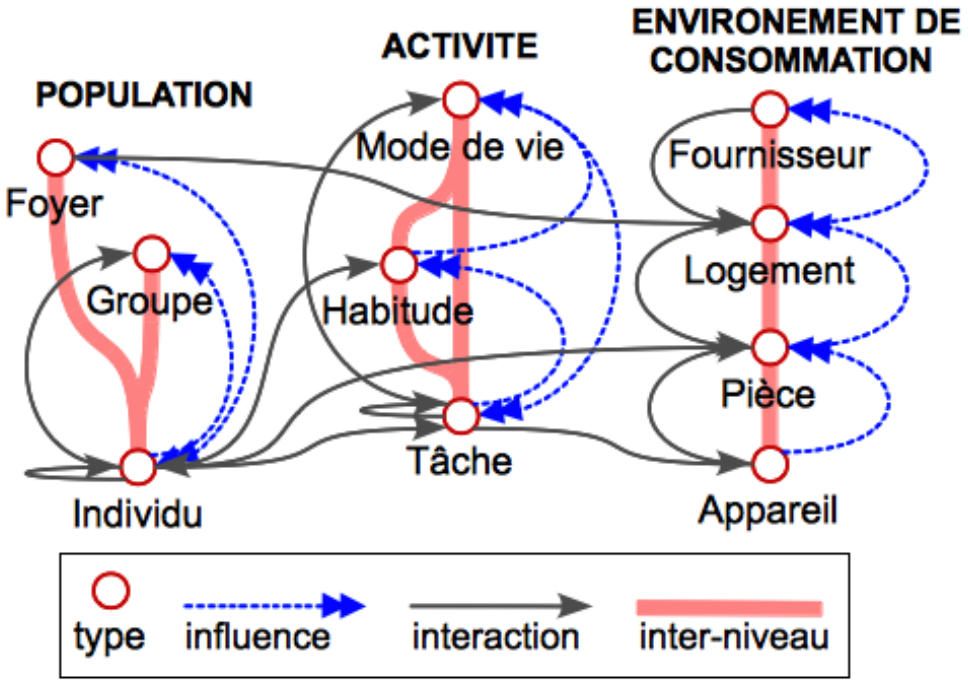


FIGURE 13 – Vue d'ensemble des 3 axes

Pour les tâches, des *habitudes* émergent en cours de simulation pour représenter des motifs fréquents dans l'enchaînement des tâches. Les *modes de vie* contrôlent et valident la pertinence de ces habitudes et de la consommation.

Pour les appareils et en allant vers des représentations plus macro, les agents de type *pièce*, *logement* et *fournisseur d'énergie* modélisent les éléments de consommation et de thermique. La pièce contrôle la présence des individus et la température ; le logement gère les stratégies de chauffe ; et le fournisseur d'énergie cherche à lisser les pics de consommation en fonction de la consommation agrégée.

6.2 AXE DES POPULATIONS

L'axe des populations regroupe toutes les populations sur différents niveaux afin de représenter des expertises en sciences humaines (de la psychologie à la sociologie). Un agent appartenant à l'axe des populations dispose d'un ensemble de tâches et possède une fonction de préférence pour celles-ci qui correspond à la notion de motivation humaine manipulée par les experts en sciences humaines (Mucchielli, 2011) qui stimule la réalisation de certains comportements. Elle joue un rôle clé dans la sélection des activités. Il s'agit ici d'une propriété commune dont la valeur est influencée par la préférence des sous-agents. Dans notre modèle, nous considérons trois niveaux dans l'axe des populations : l'individu, le groupe et le foyer.

6.2.1 Individu

Les individus sont les membres d'un foyer qui interagissent avec les agents tâches pour les réaliser. Leurs préférences pour les tâches capturent des éléments de personnalité et favorisent la diversité des comportements, qui conduisent à une diversité des consommations (Seligman et collab., 1978). En s'appuyant sur le travail des experts ergonomes, les agents de type individu associent la priorité de chaque tâche à leurs préférences et réalisent la tâche dont cette valeur est la plus élevée. Parce que les experts ergonomes veulent mesurer l'impact de facteurs externes tels que le prix de l'énergie ou les invitations d'autres individus à réaliser une tâche, nous définirons des influences en provenance du foyer sur les préférences des individus.

Super-agents	Sous-agents
Foyer, Groupe	$\emptyset$

Tableau 4 – Super et sous-agents d'un individu

Comme un individu appartient à un et un seul foyer, on définit la fonction $\mathtt{foyer}(i)$ qui retourne le foyer d'un individu i telle que : $\mathtt{foyer}(i) = f \in \mathtt{Sup}(i) \mid f \text{ is } \mathtt{Foyer}$

6.2.1.1 *Propriétés*

Le type d'agent Individu est caractérisé par un ensemble de tâches réalisables, une tâche courante, un âge, une température ressentie, une fonction de préférences, des niveaux de confort thermique, de frilosité et de vêture. Nous définissons $\mathcal{P}(\mathtt{Individu})$ les propriétés des agents de type $\mathtt{Individu}$ telles que $\mathcal{P}(\mathtt{Individu}) = \langle \mathtt{Tch}, \mathtt{pref}, \mathtt{tc}, \mathtt{age}, t_r, \mathtt{fri}, \mathtt{vet}, \mathtt{conf} \rangle$ avec :

- $\mathtt{Tch} \subset \{x \in \mathtt{Agt} \mid x \text{ is } \mathtt{Tache}\}$ un ensemble de tâches réalisables
- $\mathtt{pref} : \mathtt{Tch} \to \mathbb{N}$ la préférence de l'individu pour ses tâches
- $\mathtt{tc} \in \mathtt{Tch}$ la tâche courante de l'individu
- $\mathtt{age} \in \mathbb{N}$ l'âge de l'individu
- $t_r \in \mathbb{R}$ la température ressentie
- $\mathtt{fri} \in \mathbb{R}$ un coefficient de frilosité qui modifie la perception de la température
- $\mathtt{vet} \in [0, \mathtt{vmax}]$ un niveau de vêture allant de 0 (sous-vêtements) à $\mathtt{vmax}$ un niveau de vêture maximum dans le logement
- $\mathtt{conf} \in [-3.0, 3.0]$ un niveau de confort thermique allant de -3 (très froid) à $+3$ (très chaud), o correspond à l'état confortable

6.2.1.2 *Actions*

Pendant la simulation, un agent individu réalise les actions suivantes :

- *mise à jour du niveau de confort*
  La propriété de frilosité modifie le niveau de confort thermique ressenti par les individus en se basant sur le modèle de Fanger (van Hoof, 2008) classiquement utilisé par les thermiciens. Le confort thermique calculé

par ce modèle équationnel dépendra des propriétés des agents individu, principalement la température perçue et son niveau de vêture.
L'équation du niveau de confort retourne le confort moyen d'une population dans un environnement donné, appelé Predicted Mean Vote (PMV).

Action

$Op \leftarrow \{conf := PMV(age, veture, t_r)\}$
$pre \leftarrow tc.piece \neq exterieur$

Un individu peut aussi changer son niveau de vêture pour améliorer son confort :

Action

$Op \leftarrow \{veture := veture + \delta\}$
$pre \leftarrow |conf| > 1. \wedge veture <= vmax$

6.2.1.3 *Interactions*

— *démarrer ou interrompre une tâche :*
Un individu interagit avec une tâche pour la commencer. Il s'agit de la tâche dont la priorité, pondérée par la préférence de l'individu, est maximum.

Interaction

$perf \leftarrow start$
$Op \leftarrow \emptyset$
$pre \leftarrow t = \arg\max_{t \in i.Tch}[t.prio \times i.pref(t)]$
$c \leftarrow tc = \emptyset$

Un individu peut également interrompre la tâche courante dans le cas, par exemple, où il doit participer à une tâche collective au sein d'un groupe.

Interaction

$T \leftarrow (i \text{ is } Individu, t \text{ is } Tache)$
$perf \leftarrow stop$
$Op \leftarrow \{t.real := INTERROMPUE\}$
$pre \leftarrow t.d < t.tmin$
$c \leftarrow t = tc$

— *communiquer avec d'autres individus :*
Chaque membre du foyer dispose d'un protocole de communication multi-agent inspiré de Foundation for Intelligent Physical Agents (FIPA)-Agent Communication Language (ACL) (FIPA consortium, 2003). Les individus communiquent entre eux pour échanger des informations ou encore pour demander la participation d'autres membres d'un groupe à des tâches communes. Ainsi, les communications sont utilisées pour

la coordination des membres du foyer, par exemple lorsqu'ils doivent se préparer le matin pour partir ensemble ou encore lorsqu'un enfant à besoin de l'aide d'un adulte pour faire quelque chose. Pour ce faire, les individus utilisent le mécanisme d'interaction du modèle avec un ensemble *ad-hoc* d'actes de langage (*e.g.* demander à un autre individu ce qu'il fait, encourager quelqu'un à réaliser une activité, ...), qui sont implémentés par des ensembles d'opérations d'affectations prédéfinis nommés AFF (par exemple encourager quelqu'un à réaliser une activité correspond à une augmentation de la valeur de la propriété *préférence*).
Interaction avec un individu :

Interaction

```
T ← (i is Individu, o is Individu)
perf ← (talk,t) ∈ Actes ×i.Tch
Op ← AFF(talk)
pre ← tc = t
c ← t ∈ t.Tch
```

Interaction avec un groupe :

Interaction

```
T ← (i is Individu, g is Groupe)
perf ← (talk,t) ∈ Actes ×i.Tch
Op ← {pret(i) := 1}
pre ← t.col
c ← t ∈ g.Tch
```

— *interaction de confort :*
A partir de son niveau de confort, l'individu peut interagir avec le chauffage et la fenêtre d'une pièce.
Ouverture et fermeture d'une fenêtre :

Interaction

```
T ← (i is Individu, p is Piece)
perf ← fenetre {0,1}
Op ← {fen := {0,1}}
pre ← p ≠ exterieur
c ← i.conf > 1. ∧ i.veture < 1.
```

Modification du chauffage :

Interaction

```
T ← (i is Individu, a is Appareil)
perf ← consigne δ
Op ← {a.tCons := a.tCons + δ}
pre ← a.etat = marche
c ← |i.conf| > 1.
```

Super-agents	Sous-agents
$\emptyset$	Individu

Tableau 5 – Super et sous-agents d'un groupe

6.2.1.4 *Influences*

— *transmission du confort au foyer :*
Nous simplifierons ici le confort du foyer comme la moyenne des conforts des individus qui le composent. Celui-ci peut être affiné, par exemple, en ajoutant un poids en fonction de l'âge des individus (et ainsi donner plus d'importance au confort des jeunes enfants et des personnes âgées).

Influence

$p_{src} \leftarrow$ `Individu.conf`
`p` $\leftarrow$ `Foyer.conf`
`infl` $\leftarrow$ `Foyer.conf` := `Foyer.conf` + $\frac{\texttt{Individu.conf}}{\texttt{Card(Inf(foyer(i}\in\texttt{Individu)))}}$

6.2.2 Groupe

Un groupe, composé d'au moins deux individus, est un agent basé sur la notion de collectif manipulé par les ergonomes (Bourbousson et collab., 2010). Les groupes interviennent fréquemment au gré des activités collectives. Nous avons dans le modèle SMACH une notion de tâches collectives qui permet de représenter ce type d'activité (Amouroux et collab., 2013b). Un groupe a pour principale caractéristique que ses membres agissent ensemble pour la réalisation de tâches « obligatoirement à plusieurs ». Il peut s'agir d'un groupe qui prend son repas ensemble ou d'une mère qui aide son enfant à faire ses devoirs. Le groupe gère les communications pour la coordination de ses membres.

6.2.2.1 *Propriétés*

Un agent de type Groupe dispose d'un ensemble de tâches qu'il peut réaliser, d'une préférence, d'une tâche courante et d'une fonction indiquant si les membres du groupe sont prêts/disponibles pour réaliser une tâche. On a $\mathcal{P}(\texttt{Groupe})$ l'ensemble des propriétés tel que $\mathcal{P}(\texttt{Groupe}) = \langle \texttt{Tch}, \texttt{pref}, \texttt{tc}, \texttt{pret} \rangle$ avec :

— $\texttt{Tch} \subset \{t \in \texttt{Agt} \mid t \text{ is } \texttt{Tache}\}$
— $\texttt{pref} : \texttt{Tch} \rightarrow \mathbb{N}$ la préférence du groupe pour ses tâches
— tc une tâche courante
— $\texttt{pret} : \texttt{Inf} \times \texttt{Tch} \rightarrow \{0, 1\}$

6.2.2.2 *Actions*

Un groupe contrôle la disposition des individus à démarrer une tâche collective. Pour cela, il regarde dans l'historique de ses interactions si l'individu est prêt à commencer une tâche.

Action

```
Op ← {pret(i) := "pret" ∈ ℐ_i(this) | i ∈ Inf(this)} (this is
    Groupe)
pre ← tc.piece ≠ exterieur
```

6.2.2.3 *Interactions*

Les interactions du groupe sont centrées sur la coordination des agents individus qui le composent.

— *communiquer avec les membres :*
Le groupe s'occupe de demander à tous les individus s'ils sont prêts à réaliser une tâche.

Interaction

```
T ← (g is Groupe, i is Individu)
perf ← (talk,t) ∈ {veux-tu faire,...} ×g.Tch
Op ← AFF(talk)
pre ← g.pref(t) > seuil demande
c ← t∈i.Tch
```

— *démarrer une nouvelle tâche :*
Un groupe interagit avec une tâche collective pour la commencer lorsque tous les individus sont prêts.

Interaction

```
T  ← (g is Groupe, t is Tache)
perf ← commencer
Op ← {t.real := enCours}
pre ← ⋂_{i∈Inf(g)} pret(i,t)
c ← t.possible
```

— *stopper la tâche courante :*
Un groupe peut aussi interrompre une tâche.

Interaction

```
T ← (g is Groupe, t is Tache)
perf ← terminer
Op ← {t.real := interrompue}
pre ← g.pref(t) < seuil interruption
c ← t.d < tmin
```

Super-agents	Sous-agents
$\emptyset$	Individu

Tableau 6 – Super et sous-agents d'un foyer

6.2.2.4 *Influence*

Pour représenter la pression des autres membres à faire la tâche collective, un groupe influence la préférence des individus .

— *influence sur les préférences des membres du groupe* dont la force est proportionnelle au nombre d'individus prêts à réaliser la tâche :

Influence

$p_{src} \leftarrow$ `Groupe.pret`
`p` $\leftarrow$ `Individu.pref`
`infl` $\leftarrow \forall(i,t) \in Inf \times Tch$ `Individu.pref(t) :=`
`Individu.pref(t) +` α`Groupe.pret(i,t)`

6.2.3 Foyer

Le foyer gère principalement les décisions collectives relatives au confort thermique. Il est caractérisé par un ensemble de logiques d'action qui agissent comme un prisme de décision pour les individus membres. Les logiques d'action sont issus de la théorie sociale (Thomas, 2011) 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.

6.2.3.1 *Propriétés*

Un foyer est défini par sa structure familiale, ses logiques d'action 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. Soit $\mathcal{P}(\text{Foyer})$ l'ensemble des propriétés du type Foyer tel que $\mathcal{P}(\text{Foyer}) = \langle \text{Tch}, \text{type}, \text{conf}, \text{LoA}, \text{logement} \rangle$ avec :

— $\text{Tch} \subset \{t \in Agt \mid t \text{ is Tache}\}$
— $\text{type} \in$ {homme seul, femme seule, couple sans enfant, couple avec enfant(s), ...} un type de ménage INSEE
— $\text{conf} \in [-3.0, 3.0]$ un niveau de confort thermique
— $\text{LoA} \in$ {confort, eco, resp, ratio} les logiques d'action
— $\text{logement} \in \{l \in Agt \mid l \text{ is Logement}\}$ le logement dans lequel réside le foyer

Le foyer met à jour son confort en fonction de l'influence de ses membres (individus).

6.2.3.2 *Actions*

— *gestion de la dérogation d'un ordre d'effacement :*
Pour chaque ordre d'effacement, le foyer a une certaine probabilité de déroger un ordre en fonction de ses logiques d'actions.

Action

```
Op ← {ordre.derog := deroge(ordre.T)}
pre ← ∃ ordre ∈ logement.Oe
```

6.2.3.3 *Interactions*

— *changer la consigne de chauffe du logement :*
Le foyer interagit avec le logement pour modifier la température de consigne en cas d'inconfort trop grand

Interaction

```
perf ← l.consigne δ
Op ← {l.consigne := l.consigne + δ}
pre ← |f.conf| > 1.
c ← ∅
```

6.2.3.4 *Influences*

Le foyer influence les propriétés des individus et modifie donc indirectement l'activité. Ainsi, un foyer sensible à la consommation aura une influence qui réduit la valeur de la préférence lorsqu'un appareil consommant beaucoup d'énergie (*e.g.* un four ou un lave-linge) est nécessaire pour effectuer la tâche correspondante. Afin que l'ensemble des individus bénéficient de ces influences, ils appartiennent tous à un foyer, même s'ils en sont l'unique membre.

— *influence sur la réalisation des tâches pendant les périodes chères :*
Le foyer diminue la préférence pour les tâches qui utilisent des appareils très consommateurs :

Influence

```
p_src ← Foyer.LoA
p ← Individu.pref
infl ← Individu.pref := Individu.pref + δ si
   {eco, resp} ⋂ LoA ≠ ∅
```

6.3 AXE DES ACTIVITÉS

En s'inspirant des principes de l'action et de la cognition située en ergonomie (Relieu et collab., 2004), l'axe de l'activité représente les activités humaines à

différents niveaux de granularité. Une activité est caractérisée par une priorité. Dans ce modèle, nous considérons trois niveaux pour l'axe des activités : les tâches, les habitudes et les modes de vie.

6.3.1 Tâche

Nous définissons la tâche comme une action générique dans la maison. Le choix de la tâche comme élément atomique de l'axe des activités permet de simplifier le système en limitant la représentation de l'activité, ainsi on représentera la tâche *préparer le repas* mais pas le déplacement jusqu'à la cuisine, l'ouverture des placards, la découpe des aliments, *etc*. Néanmoins, l'utilisation d'un modèle multi-niveau permet si besoin d'ajouter un niveau plus fin de l'activité sans remettre en cause les expertises déjà présentes dans le système (c-à-d les autres agents).

Super-agents	Sous-agents
Habitude, Mode de vie	$\emptyset$

Tableau 7 – Super et sous-agents d'une tâche

6.3.1.1 *Propriétés*

Une tâche peut être réalisée individuellement ou collectivement et avoir un rythme correspondant à une certaine régularité dans sa réalisation modifiant sa priorité de réalisation (*e.g.* le dîner a lieu tous les jours entre 19h et 21h et dure environ 1h). Une tâche possède un ensemble de tâches préconditionnelles (*e.g.* le dîner doit être préparé). Une tâche est réalisable si et seulement si toutes ses 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 électrique. On a :

$$\mathcal{P}(\mathtt{Tache}) = \langle R, \mathtt{prio}, \mathtt{coll}, \mathtt{nAct}, t, d, \mathtt{app}, \mathtt{possible}, \mathtt{Prec}, \mathtt{real} \rangle$$

Avec :

- $\mathtt{prio} \in \mathbb{R}$ une priorité
- $R = \{\langle t, p \rangle\}$ le rythme, un ensemble de dates et de probabilités de réalisation associées ($t \in \mathbb{N}$ et $p \in \mathbb{R}$)
- $\mathtt{coll} \in \{0, 1\}$ indique si la tâche est collective
- $\mathtt{nAct} \in$ {Couché,Assis actif,Debout, ...} le niveau d'activité
- $t \in \mathbb{N}$ temps depuis le début de la tâche
- $d \in [t_{min}, t_{max}]$ durée de la tâche avec t_{min} la durée minimum de la tâche (engagement) et t_{max} la durée maximum de la tâche (lassitude)
- $(\mathtt{app}, \mathtt{prg})$ avec $\mathtt{app} \in \{a \in Agt \mid a \text{ is } Appareil\}$ un appareil éventuellement nécessaire pour la réalisation et $\mathtt{prg}$ un programme
- $\mathtt{possible} \in \{0, 1\}$ indique si la tâche est possible
- $\mathtt{Prec} \subset \{t, t \text{ is } Tache\}$ un ensemble de tâches préconditions
- $\mathtt{real} \in \{\mathtt{realisee}, \mathtt{enCours}, \mathtt{nonRealisee}, \mathtt{interrompue}\}$ un état de réalisation

6.3.1.2 *Actions*

— *durée d'une tâche*
Tirage aléatoire de la durée dans l'intervalle $[t_{min}, t_{max}]$

Action
Op ← {d := random(t_{min},t_{max})}
pre ← t = 0

— *progression de la réalisation d'une tâche*
Augmentation du temps depuis le début de la tâche.

Action
Op ← {t := t + 1}
pre ← t < d

— *réinitialisation des réalisations*
On réinitialise les préconditions lorsque la tâche est réalisée :

Action
Op ← {t.real := nonRealisee | t∈Prec}
pre ← real = realisee

6.3.1.3 *Interactions*

— *vérification des préconditions :*
Une tâche vérifie la réalisation de ses préconditions par une interaction avec les tâches correspondantes :

Interaction
T ← (t_1 is Tache , t_2 is Tache)
perf ← precondition
Op ← {t_1.tpossible := t_1.possible ∧ t_2.real = realisee}
pre ← $t_1$real ≠ enCours
c ← t_2 ∈ Prec

— *notification de fin de tâche à l'individu :*
La tâche contacte l'individu lorsqu'elle se termine.

Interaction
T ← (t is Tache , i is Individu)
perf ← terminee
Op ← i.tc := ∅
pre ← t.t = t.d
c ← ∅

— *activation d'un appareil :*
La tâche interagit avec un appareil pour modifier son état d'activation. Par exemple, faire une lessive active la machine à laver avec un certain programme.

Interaction

```
T ← (t is Tache, a is Appareil)
perf ← activer
Op ← {a.etat := marche}
pre ← t.t = 0
c ← a.etat ∈ {arret,veille}
```

— *désactivation d'un appareil :*
Si l'appareil n'a pas de programme, c'est la tâche qui l'éteint à la fin de sa réalisation.

Interaction

```
T ← (t is Tache, a is Appareil)
perf ← desactiver
Op ← {
   a.etat :=
   arret si a.cv = 0
   veille sinon
}
pre ← t.t = t.d
c ← a.prg = ∅
```

6.3.1.4 *Influences*

— *influence sur la priorité des habitudes :*
La priorité des habitudes est calculée en fonction de la priorité de la tâche.

Influence

```
p_src ← Tache.prio
p ← Habitude.prio
infl ← Habitude.prio := max(Habitude.prio,Tache.prio)
```

6.3.2 Habitude

Une habitude est un ensemble de tâches qui modélise des motifs qui se répètent dans l'activité humaine (*e.g.* la matinée d'un jour de semaine). Les habitudes sont typiquement des agents qui nécessitent d'être créés en cours de simulation, elles peuvent être instanciées en utilisant les auto-créations du méta-modèle SIMLAB (présenté dans le chapitre précédent).

Super-agents	Sous-agents
Mode de vie	Tache

Tableau 8 – Super et sous-agents d'une habitude

6.3.2.1 *Propriétés*

Une habitude est caractérisée par une priorité résultant des influences de ses sous-agents, un temps écoulé depuis le début de l'habitude, un état de réalisation et un profil de consommation. On a $\mathcal{P}(\mathit{Habitude}) = \langle \mathtt{prio}, \mathtt{t}, \mathtt{real}, \mathtt{profil} \rangle$ les propriétés du type Habitude avec :

— $\mathtt{prio} \in \mathbb{R}$ une priorité
— $\mathtt{real} \in \{\mathit{realisee}, \mathit{enCours}, \mathit{nonRealisee}, \mathit{interrompue}\}$ un état de réalisation
— $\mathtt{profil} : \mathbb{N} \to \mathbb{R}$ un profil de consommation qui retourne une consommation en fonction du temps

6.3.2.2 *Actions*

— *mise à jour du profil de consommation*

Action

```
Op ← {profil := majProfil()}
pre ← real = enCours
```

6.3.2.3 *Influences*

— *influence du profil sur le mode de vie*

Influence

```
p_src ← Habitude.profil
p ← ModeDeVie.K
infl ← ModeDeVie.K := ModeDeVie.K ∪
    stats(Habitude.profil)
```

6.3.3 Mode de vie

Basés sur des travaux en sociologie de l'énergie (Thomas, 2011), les modes de vie incarnent un aspect macro de la connaissance des experts sur l'activité des individus. Un mode de vie supervise la création des habitudes et influence la gestion de l'environnement par les tâches avec un ensemble de pratiques. Il permet également de lier les habitudes aux pics de consommation.

Super-agents	Sous-agents
$\emptyset$	Habitude, Tâche

Tableau 9 – Super et sous-agents d'un mode de vie

6.3.3.1 *Propriétés*

Un mode de vie dispose de connaissances statistiques pour valider la pertinence des habitudes et d'un ensemble de pratiques (éteindre les appareils en veille, éteindre une pièce vide, ...). On a $\mathcal{P}(\mathtt{Modedevie}) = \langle \mathtt{prio}, \mathtt{K}, \mathtt{Prt} \rangle$ les propriétés du type Habitude avec :

— $\mathtt{prio} \in \mathbb{R}$ une priorité
— K connaissances statistiques sur la priorité des tâches
— Prt un ensemble de pratiques

6.3.3.2 *Actions*

— *contrôle la consommation :*
A partir de ses connaissances et des notifications de consommation des logements, le mode de vie contrôle la crédibilité des consommations simulées pour le modélisateur.

Action
`Op` $\leftarrow$ `{feedBackConso(K)}`
`pre` $\leftarrow \emptyset$

6.3.3.3 *Influences*

— *modifie la priorité des tâches :*
Un mode de vie favorise la priorité d'une tâche selon son type. Par exemple en favorisant les tâches de loisirs, les tâches sédentaires, *etc*.

Influence
$\mathtt{P}_{\mathtt{src}}$ $\leftarrow$ `{t is Tache}`
`p` $\leftarrow$ `K`
`infl` $\leftarrow$ `prio := prio` $\times$ `K(t.type)`

— *influence l'utilisation de l'environnement par les tâches :*
Les pratiques influencent l'utilisation des appareils par les tâches. Par exemple, une pratique peut augmenter les probabilités de laisser un appareil d'un certain type allumé à la fin d'une tâche (*e.g.* laisser la TV allumée).

Influence
$\mathtt{P}_{\mathtt{src}}$ $\leftarrow$ `{t is Tache}`
`p` $\leftarrow$ `Prt`
`infl` $\leftarrow$ `(todo)`

6.4 AXE DE L'ENVIRONNEMENT DE CONSOMMATION

L'axe de l'environnement représente les entités liées à la consommation énergétique (de l'appareil électrique au logement). Un agent appartenant à cet axe est caractérisé par une consommation électrique. Dans notre modèle nous considérons quatre niveaux pour l'environnement de consommation : l'appareil, la pièce, le logement et le fournisseur.

6.4.1 Appareil

Super-agents	Sous-agents
Piece	$\emptyset$

Tableau 10 – Super et sous-agents d'un appareil

6.4.1.1 *Propriétés*

Les appareils électriques sont caractérisés par un état d'activation qui met à jour leur consommation électrique. Certains appareils disposent aussi de profils de consommation provenant de la base de données Residential Monitoring to Decrease Energy Use and Carbon Emissions in Europe (REMODECE) [1] fournissant des mesures réalisées par des experts de la consommation sur de vrais appareils. Ces profils sont représentés par une propriété de l'agent. Une catégorie d'appareils spécifiques, les chauffages, sont munis d'un thermostat et peuvent percevoir la température de la pièce dans laquelle ils se trouvent en utilisant une interaction. Soit $\mathcal{P}(Appareil)$ l'ensemble des propriétés des agents Appareil tel que $\mathcal{P}(Appareil) = \langle conso, type, p, pv, etat, prog, ptime, tCons \rangle$ avec :

- $conso \in \mathbb{N}$ la consommation courante de
- $type \in \{chauffage, TV, aspirateur, ...\}$ le type de l'appareil
- $p \in \mathbb{N}$ la puissance de l'appareil
- $pv \in \mathbb{N}$ la puissance en veille
- $etat \in \{marche, arret, veille\}$ un état d'activationl'appareil
- $prog \in Prog$ un programme courant avec $Prog = \{(nom, \{\mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N}\})\}$ un ensemble de programmes
- $ptime \in \mathbb{N}$ la durée restante avant la fin du programme courant
- $tCons \in \mathbb{R}$ une température de consigne (pour les appareils à thermostat)

6.4.1.2 *Actions*

- *consomme de l'électricité :*
  Pour les appareils sans programme, la consommation est donnée par :

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

Action

```
Op ← {
    conso :=
    p si etat = marche
    pv si etat = veille
    0 si etat = arret
}
pre ← prog = ∅
```

Pour les appareils avec programme(s) :

Action

```
Op ← {p := prog(ptime) ; ptime--}
pre ← etat = marche ∧ prog = ∅ ∧ ptime > 0
```

6.4.1.3 *Interactions*

— *notification de fin d'activation à la tâche :*
A la fin d'un programme, la tâche est notifiée.

Interaction

```
T ← (a is Appareil, t is Tache)
perf ← fin prg
Op ← ∅
pre ← a.prog ≠∅∧ a.ptime = 0
c ← ∅
```

6.4.1.4 *Influences*

— *influence sur la température de la pièce avec le rayonnement :*
Tous les appareils influencent la température de la pièce avec leur propriété de chaleur dégagée, qui est une caractéristique de tous les appareils électriques en fonctionnement.

Influence

```
p ← Piece.temp
infl ← Piece.temp + Appareil.conso * ray(Appareil.type)
```

avec ray une fonction de rayonnement, caractéristique des appareils électriques en fonctionnement

— *influence sur la consommation de la pièce :*
On transmet la consommation au niveau supérieur.

Influence

```
p_src ← Appareil.conso
p ← Piece.conso
infl ← Piece.conso + Appareil.conso
```

6.4.2 Pièce

On définit une pièce comme un super-agent d'appareils.

Super-agents	Sous-agents
Logement	Appareil

Tableau 11 – Super et sous-agents d'une pièce

6.4.2.1 *Propriétés*

Une pièce est caractérisée 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. On a $\mathcal{P}(\mathtt{Piece}) = \langle \mathtt{conso}, \mathtt{nbi}, \mathtt{t}, \mathtt{tco}, \mathtt{fen} \rangle$ l'ensemble des propriétés avec :

— $\mathtt{conso} \in \mathbb{N}$ la consommation courante de la pièce
— $\mathtt{nbi} \in \mathbb{N}$ nombre d'individus dans la pièce
— $\mathtt{t} \in \mathbb{R}$ température de la pièce
— $\mathtt{tco} \in \mathbb{R}$ température de consigne
— $\mathtt{fen} \in \{0, 1\}$ indique si la fenêtre est ouverte ou non

6.4.2.2 *Actions*

— *température dans la pièce :*
La température d'une pièce augmente légèrement en fonction du nombre de personnes présentes.

Action

```
Op ← {t := t + nbi × Ray(Individu)}
pre ← nbi > 0
```

6.4.2.3 *Interactions*

— *modification de la température perçue par un individu :*
La pièce modifie la température perçue par l'individu en fonction de sa température et de la frilosité de l'individu.

Interaction

```
T ← (p is Piece, i is Individu}
perf ← i.temperature
Op ← {i.t_r := i.fri × t}
pre ← i.tc.app ∈ Inf(p)
c ← 1
```

6.4.2.4 *Influences*

— *influence la présence dans le logement*

Influence
$p_{src} \leftarrow$ `Piece.nbi`
`p` $\leftarrow$ `Logement.pres`
`infl` $\leftarrow$ `pres := nbi > 0`

— *influence la consommation logement*

Influence
$p_{src} \leftarrow$ `Piece.conso`
`p` $\leftarrow$ `Logement.conso`
`infl` $\leftarrow$ `Piece.conso + Logement.conso`

6.4.3 Logement

Ce type d'agent caractérise le logement d'un foyer. Il permet d'intégrer les expertises sur l'efficacité énergétique et l'enveloppe thermique du bâtiment (Plessis et collab., 2012).

Super-agents	Sous-agents
Fournisseur	Piece

Tableau 12 – Super et sous-agents d'un logement

6.4.3.1 *Propriétés*

Composé de pièces, un logement est caractérisé par un indicateur de présence qui perçoit si au moins un individu est présent dans le logement. Le logement peut interagir avec les pièces pour changer leurs températures de consigne. Le logement contrôle également la présence des individus pour ne pas chauffer inutilement. Il permet ainsi aux experts de tester différentes stratégies de chauffe dans le logement. La consommation électrique, définie comme une propriété commune calculée récursivement, dépend des influences des sous-agents (les pièces). Soit $\mathcal{P}(\mathtt{Logement})$ l'ensemble des propriétés du type Logement tel que $\mathcal{P}(\mathtt{Logement}) = \langle strat, mebs, pres, conso \rangle$ avec :

— $strat : \{p \in Agt \mid p \text{ is } Piece\} \to \mathbb{R}$ la stratégie de chauffe si le logement possède un gestionnaire intelligent (nuit éco, présence, ...) qui retourne une température de consigne pour chaque pièce
— $mebs : \{p \in Agt \mid p \text{ is } Piece\} \to \mathbb{R}$ modèle thermique du bâtiment[2] qui retourne une température courante pour chaque pièce
— $pres \in \{0, 1\}$ un indicateur de présence d'individu dans le logement

2. le modèle dispose d'informations comme la surface du logement, le type de logement (appartement, maison individuelle, ...), la météo, ...

— $conso \in \mathbb{N}$ la consommation courante du logement
— $Oe = \{(T, derog)\}$ un ensemble d'ordres d'effacement composés d'une période à effacer et d'un indicateur de dérogation du foyer

6.4.3.2 *Actions*

— *mise à jour du mebs :*
Le modèle thermique est mis à jour toutes les 10 minutes en utilisant le modèle thermique. (On simplifie cette mise à jour par la fonction maj.)

Action

```
Op ← {mebs := maj(mebs)}
pre ← temps%10 = 0
```

6.4.3.3 *Interactions*

— *modification de la température de consigne :*
Pour chaque pièce, le logement applique sa stratégie de chauffe si elle existe (par exemple, plus froid la nuit ou dans les pièces vides).

Interaction

```
T ← (l is Logement, p is Piece)
perf ← consigne
Op ← {p.tc := l.strat(p)}
pre ← strat ≠ ∅
c ← p ∈ Inf(l)
```

— *effacement sur les chauffages*
Le logement éteint les chauffages pendant les périodes d'effacement si le foyer n'a pas dérogé :

Interaction

```
T ← (l is Logement, a is Appareil)
perf ← effacement
Op ← {a.etat := off}
pre ← a.type = chauffage ∧ a.etat = on
c ← ∃o ∈ l.Oe temps∈o.T ∧ o.derog = 0
```

6.4.3.4 *Influences*

— *influence la consommation du fournisseur :*
La consommation du logement s'ajoute à la consommation du fournisseur.

Influence

```
p_src ← Logement.conso
```

```
p ← Fournisseur.conso
infl ← Fournisseur.conso := Fournisseur.conso +
    Logement.conso
```

6.4.4 Fournisseur d'énergie

L'agent fournisseur (dans notre cas EDF) incarne les expertises autour de la consommation agrégée. Ainsi il supervise la consommation des logements afin de limiter les pics de consommation. ...

Super-agents	Sous-agents
$\emptyset$	Logement

Tableau 13 – Super et sous-agents d'un fournisseur

6.4.4.1 *Propriétés*

Pour limiter les pics de consommation, le fournisseur dispose d'un ensemble de tarifs, d'un ensemble de périodes de pics et de stratégies d'effacement pour tenter de les lisser. On a $\mathcal{P}(\mathtt{Edf}) = \langle \mathtt{conso}, \mathtt{Tarifs}, \mathtt{Pics}, \mathtt{strat} \rangle$ avec :

— $\mathtt{conso} \in \mathbb{N}$ la consommation courante
— $\mathtt{Tarifs} = \{\mathbb{N} \to \mathbb{R}\}$ un ensemble de tarifs (un prix en fonction de l'heure de la journée)
— $\mathtt{Pics} = \{[\mathtt{t_{deb}}, \mathtt{t_{fin}}]\}$ un ensemble de périodes à lisser
— $\mathtt{strat}$ une stratégie pour les effacements (ex : cascado-cyclique,)

6.4.4.2 *Actions*

— *détection des périodes de pic de consommation :*

Action

```
Op ← {Pics := Pics ∪ {(debut, fin)}\}
pre ← detection d'un pic
```

6.4.4.3 *Interactions*

— *envoyer un ordre d'effacement :*
Le fournisseur envoie au logement un ordre d'effacement pour une période donnée.

Interaction

```
T ← (f is Fournisseur, l is Logement)
perf ← ordre effacement
```

```
Op ← ∅
pre ← strat(l)
c ← ∅
```

6.5 BILAN

Nous avons présenté dans ce chapitre les trois axes de modélisation dans SMACH en décrivant les différents types d'agent qui les composent. Grâce au méta-modèle SIMLAB, les concepts macro tels que les foyers et les modes de vie sont représentés explicitement ce qui leur permet d'interagir avec les autres types d'agents.

Grâce aux différents agents présentés ci-dessus, nous voyons la diversité des expertises mises en jeu lors de la représentation et de la simulation des comportements humains. Ce problème, même limité au contexte résidentiel et au secteur de l'énergie, est rendu difficile par le grand nombre de concepts et relations manipulés. Pourtant, la structuration du problème dans plusieurs axes de modélisation et la représentation des concepts au sein d'entités homogènes (les agents) permet d'avoir un modèle de simulation accessible à des experts. D'une part, ils restent près de leur propre domaine en termes de la description des concepts et des niveaux d'abstraction, et d'autre part, ils peuvent travailler sur la dynamique inter-disciplinaires avec influences et interactions.

Troisième partie

Validation

7 VALIDATION INTERNE ET TESTS

Pour moi, la programmation est plus qu'un art appliqué important. C'est aussi une ambitieuse quête menée dans les tréfonds de la connaissance.

— Grace Hopper

7.1 Principe d'implémentation **110**
7.1.1 Conception 110
7.1.2 Limites 111
7.2 Validation interne, les premiers résultats **112**
7.2.1 Les comportements comme observations micro . . . 113
7.2.2 Ajout de deux types d'agents macro 115
7.2.3 Sensibilité aux influences 117
7.2.4 Dynamiques micro-macro 118
7.3 Étude et validation du mécanisme des auto-créations **120**
7.3.1 Modèle simplifié 120
7.3.2 Réalisation d'une maquette 121
7.3.3 Création d'habitudes 121
7.3.4 Création de groupes 123
7.4 Bilan **123**

Après avoir rassemblé les expertises au sein de son modèle multi-agents, le modélisateur transmet celui-ci à l'informaticien pour qu'il écrive le code permettant d'une part, de tester la dynamique du simulateur et, d'autre part, de réaliser les études pour lesquelles le programme a été conçu. En pratique, ces trois étapes (modélisation, implémentation et tests) se succèdent et sont répétées en respectant (ou non) un processus de développement logiciel (développement en cascade, en spirale, itératif, *etc*). Cependant, l'implémentation peut s'avérer difficile lorsqu'elle s'inscrit dans l'évolution d'une plate-forme existante dont les spécifications ont évolué en parallèle de nouvelles orientations de recherche. Il s'agit là d'un problème commun en recherche informatique. La plate-forme SMACH s'est concentrée à ses débuts sur la réalisation de tâches consommatrices par des agents individus dans un foyer unique sur de courtes durées. Par la suite, le modèle de comportement s'est complexifié pour permettre des simulations longues, la considération du confort thermique, une plus grande diversité des populations, ... Chaque évolution motivait un peu plus le besoin d'une nouvelle approche multi-expertise et multi-niveau que le méta-modèle SIMLAB a apporté.

Dans ce chapitre, nous présentons en section 7.1 la mise en œuvre du méta-modèle SIMLAB dans la plate-forme SMACH qui intègre les différents types d'agents présentés dans le chapitre précédent. Nous présentons ensuite dans la section 7.2 les premières expérimentations réalisées qui forment une validation interne des différents concepts caractéristiques de notre approche (multi-

niveau, influence, ...). Enfin dans la section 7.3, nous testons la faisabilité des auto-créations sur un prototype multi-niveau réalisé au cours de nos travaux.

7.1 PRINCIPE D'IMPLÉMENTATION

Le modèle SIMLAB a été intégré au sein de la plate-forme de simulation SMACH présentée dans le chapitre 2. De nouveaux agents ont été ajoutés aux agents *individus* historiquement présents dans la plateforme. Les *tâches* et les *appareils* existaient déjà mais pas en tant qu'agents. Dans cette section, nous présentons rapidement cette mise en œuvre dans la plate-forme SMACH .

7.1.1 Conception

Le modèle a été implémenté en Java qui est le langage déjà utilisé dans la plate-forme SMACH. Toutes les entités du système sont des agents, ils héritent tous d'une classe *Agent* qui définit notamment les références vers les super et sous-agents (présentes sur la figure 14). Le niveau d'un agent n'est donc pas explicite mais relatif aux autres agents.

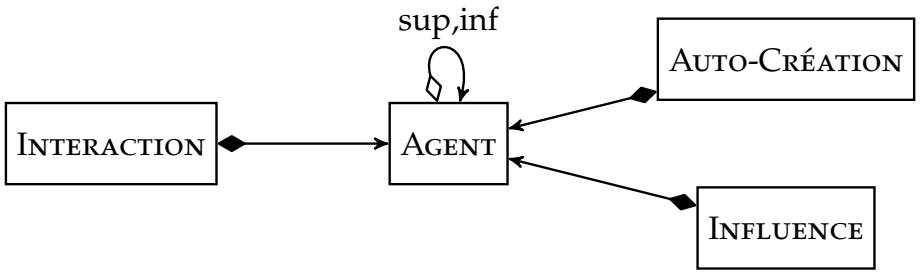


Figure 14 – Classe Agent

Comme illustré sur la figure 14, un agent est une classe abstraite composée d'un ensemble d'interactions, d'un ensemble d'influences et d'un ensemble d'auto-créations. Nos agents s'exécutent de manière synchrone. A chaque pas de simulation, une méthode de mise à jour est appelée sur chaque agent dans un ordre aléatoire.

Chaque agent est lié à un et un seul axe de modélisation par une super-classe qui hérite de la classe agent présentée ci-avant. Chacune de ces classes implémente une interface caractérisant l'axe correspondant. Dans notre cas d'étude présenté dans le chapitre précédent, nous avons donc trois interfaces *PopulationAxis*, *ActivityAxis* et *ConsumptionAxis* et les trois classes abstraites correspondantes (voir la figure 15).

Les agents concrets héritent ensuite de la classe abstraite pour appartenir à l'axe de modélisation. A l'initialisation ou à l'aide des auto-créations, il est nécessaire de renseigner les liens inter-niveaux. Le listing 1 présente l'instanciation et l'association d'un foyer (Household) et d'un agent individu (Individual) illustrées sur la figure 16. L'ajout se fait automatiquement dans les deux sens. Ce code est généré par l'IHM de SMACH permettant la définition

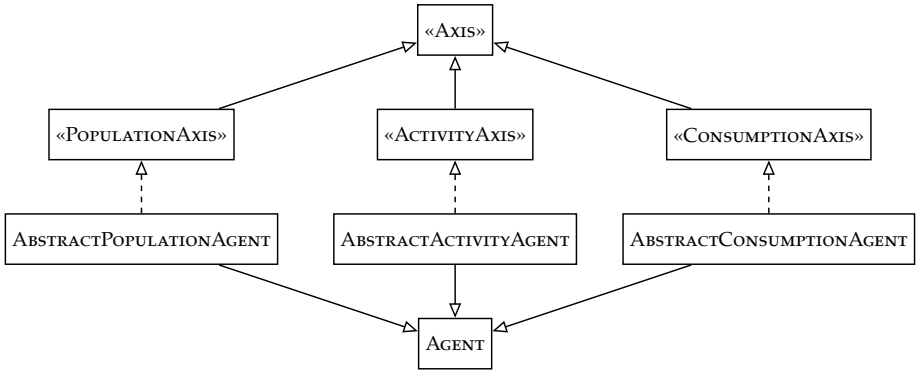


Figure 15 – Organisation des 3 axes

soit manuelle des caractéristiques d'un foyer unique (par exemple suite à des entretiens avec les membres d'un foyer réel), soit automatique à l'aide d'un générateur de populations synthétiques reposant sur l'utilisation de données statistiques.

Listing 1 – Initialisation d'Alice comme sous-agent du foyer Dupond

```
Household dupond = new Household("Dupond");
Individual alice = new Individual("Alice", Sex.female,
   27);
dupond.addInf(alice);
```

Pour l'axe de l'environnement de consommation illustré par la figure 18, on retrouve les quatre types d'agents *Appliance*, *Room*, *Housing* et *EnergySupplier* qui héritent de la classe abstraite *AbstractConsumptionAgent*. Les figures 16 et 17 illustrent les classes des deux autres axes.

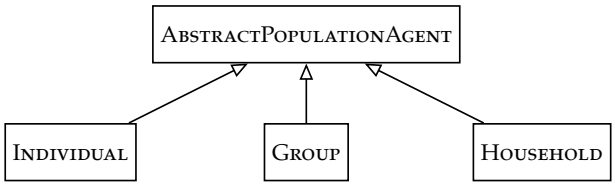


Figure 16 – L'axe de la population

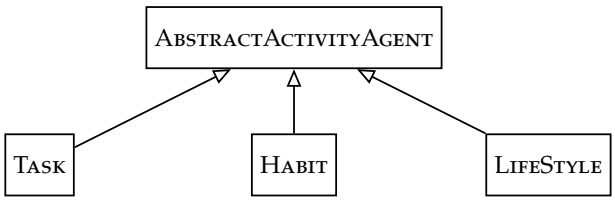


Figure 17 – L'axe de l'activité humaine

7.1.2 Limites

La question de l'implémentation d'un SMA reste une question difficile, qui aboutit notamment à de fortes différences entre la spécification du modèle des agents et leur fonctionnement au niveau logiciel (Drogoul et collab., 2003).

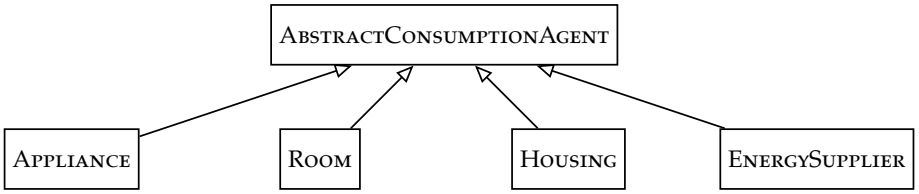


Figure 18 – L'axe de l'environnement de consommation

Cette difficulté est d'autant plus grande si le modèle d'agents doit être intégré dans une plateforme existante comme c'est notre cas. Ainsi, nous avons du renoncer à l'utilisation des interactions telles que définies dans le chapitre 5. Comme illustrés dans la figure A.1 en annexe, les composants existants (et notamment les individus, les tâches et les appareils) étaient trop fortement couplés par leurs interactions sous la forme d'appels de méthode java. Néanmoins, les communications entre agents (c'est-à-dire uniquement les individus à ce moment du développement) était externes aux agents avec un système de messages ad-hoc et de boîtes aux lettres qui a été conservé. Nous verrons que cette implémentation permet d'évaluer les éléments originaux du méta-modèle : les axes de modélisation et les influences.

7.2 VALIDATION INTERNE, LES PREMIERS RÉSULTATS

La validation interne peut être vue comme l'étude de la pertinence du modèle vis-à-vis des situations que l'on souhaite représenter, c'est-à-dire la vérification des bonnes propriétés du modèle (Amblard et collab., 2006). Car s'il est bien entendu que tout modèle est faux par construction (il comporte nécessairement des simplifications par rapport à l'objet réel qu'il représente), Phan (2008) explique que la question clef de la validation d'un modèle porte en fait sur la pertinence de ce monde abstrait. C'est-à-dire sur notre modèle (ou méta-modèle), la première question porte sur le respect des connaissances métiers, les expertises se positionnent à un certain niveau de finesse et possèdent des paramètres et caractéristiques qui lui sont propres. Notre hypothèse est que l'utilisation d'agents avec une architecture multi-niveau permet d'intégrer ces connaissances tout en minimisant leur modification due au changement de paradigme. À chaque domaine correspond alors un ou plusieurs agents, l'enjeu étant d'articuler ceux-ci avec les agents d'autres domaines, notamment en terme de positionnement dans l'architecture multi-niveau (à quel axe et quel niveau correspond une entité) et en terme de couplage (influence sur les autres agents).

Notre approche, basée sur l'identification d'axes et la réification de l'ensemble des entités, a en effet pour objectif de simplifier le travail du modélisateur. D'une part, l'utilisation d'agents pour chaque entité facilite, grâce à la modélisation individu-centrée, l'utilisation des connaissances métiers propres à chaque axe : les ergonomes se positionnent autour de l'activité, les énergéticiens autour de la consommation, *etc*. D'autre part, en reprenant les techniques de programmation objet, les agents partagent une structure commune et disposent des propriétés de leur axe. Ainsi comme nous le montrons dans la

section suivante, l'ajout de niveaux macros se résume à définir les propriétés intrinsèques aux nouveaux agents et les influences qui les concernent.

Dans la section 7.2.1, nous allons tout d'abord étudier les comportements générés en ne considérant que le niveau micro. Ensuite, dans la section 7.2.2, nous introduirons deux types d'agent macro (le foyer et le logement) et les dynamiques micro-macro associées afin d'illustrer l'apport d'une représentation multi-niveau pour la génération de comportements plus crédibles et plus variés dans le cadre d'études liées à l'énergie. La section 7.2.3 présente ensuite une étude sur la sensibilité aux influences du comportement des agents. Enfin, la section 7.3 présente la mise en œuvre des auto-créations sur une maquette réalisée avec SIMLAB.

7.2.1 Les comportements humains comme observations micro

Dans cette première modélisation au niveau micro, les pièces du logement maintiennent une température de 19°C comme préconisé par l'ADEME [1]. Nous considérons uniquement des individus, des tâches et deux niveaux pour l'environnement : les appareils électriques et les pièces (voir la description des agents dans la figure 19).

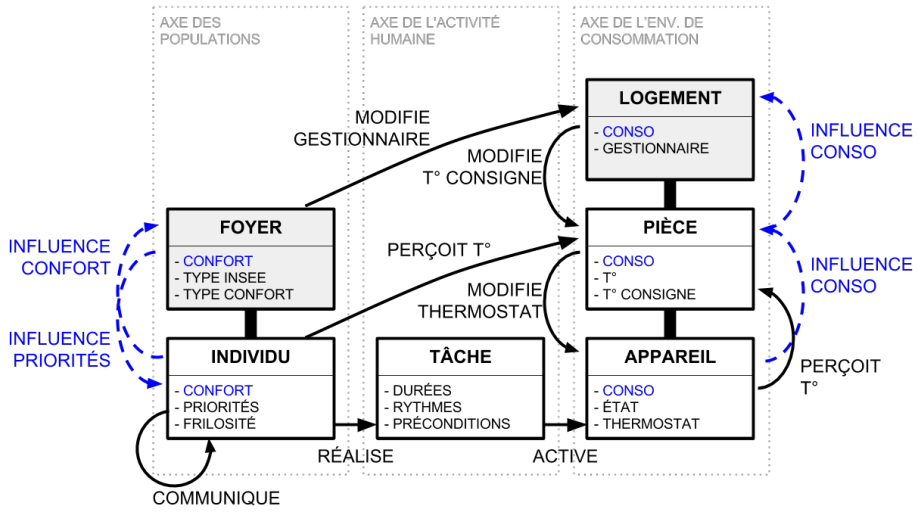


Figure 19 – Représentation simplifié des trois axes.

Pour nos premières expérimentations, nous avons créé un foyer avec deux adultes et deux enfants. Tous les individus ont un ensemble de tâches communes qu'ils peuvent réaliser comme manger, dormir, se laver, *etc*. Les adultes vont travailler et ont des tâches ménagères (préparer le repas, laver le linge). Les enfants vont à l'école (ou à la garderie), jouent, font leurs devoirs, ... Le logement dispose d'un ensemble d'appareils électriques (*e.g.* TV, aspirateur, four, ...) répartis dans les pièces. Les préférences pour les tâches sont choisies aléatoirement, suivant une distribution linéaire. Ce modèle de foyer est issu de l'expertise en ergonomie dans SMACH à EDF de l'activité à partir de films

1. Agence de l'environnement et de la maîtrise de l'énergie

réalisés dans des foyers réels. L'objectif ici est de valider l'utilisation d'agents micro pour simuler les consommations.

Comme présentés dans le chapitre 6, les individus ont un niveau de vêture (quantité de vêtements) et un niveau de frilosité. La frilosité modifie le niveau de confort thermique en fonction de la vêture, suivant le modèle de Fanger (van Hoof, 2008). Les chauffages modifient la température des pièces qui sont représentées comme des super-agents d'appareils et caractérisées par un nombre d'individus présents, une température mise à jour par un modèle thermique et une température de consigne (19°C dans cette section) pour les chauffages.

Dans cette situation où les individus n'ont pas le contrôle de leur chauffage et doivent « subir » une politique des 19°C, nous observons en simulation des périodes pendant lesquelles les habitants ont froid. Intuitivement, c'est particulièrement le cas lorsqu'ils doivent ôter des vêtements. La figure 20 présente d'une part le confort thermique (en rouge) et le niveau de vêture (en bleu) de l'individu *adulte1* et, d'autre part, l'extrait de son diagramme d'activité correspondant à cette période. Cette représentation graphique de l'activité, où chaque couleur correspond à une tâche, permet de visualiser le comportement d'un individu durant la journée. Ainsi, ce diagramme permet de retrouver l'activité précise d'un habitant à un instant donné de la simulation.

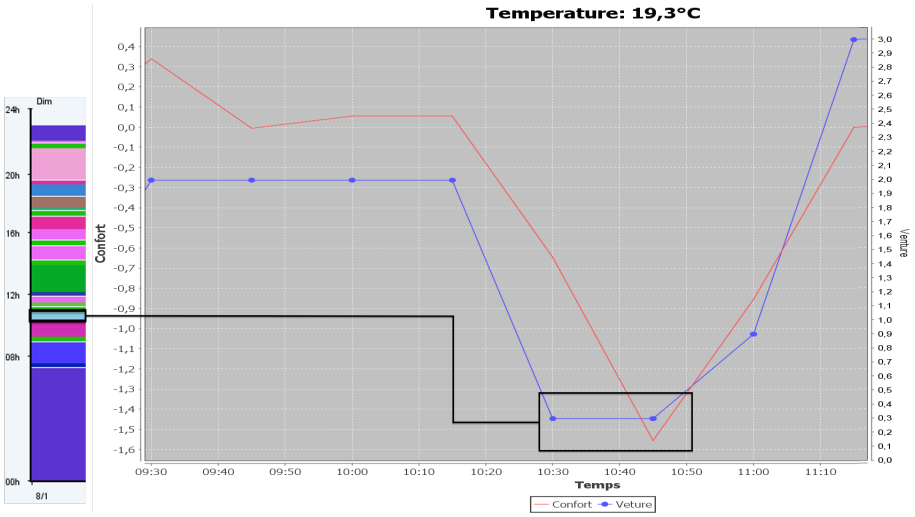


FIGURE 20 – Exemple d'un pic de froid ressenti par un habitant.

L'exemple de la figure 20 montre une baisse du niveau de vêture (l'agent retire des vêtements) provoquant une forte dégradation de son niveau de confort thermique aux alentours de 10h45. En observant l'extrait du diagramme d'activité correspondant, nous constatons que ce pic d'inconfort est provoqué par la réalisation de la tâche « Se laver » (en bleu ciel, encadrée sur le diagramme). Cet exemple illustre :

— comment une représentation micro de l'activité entre différents axes d'étude peut permettre d'identifier des phénomènes très localisés dans le temps qui ne seraient pas pris en compte par des modèles plus macro ;
— l'importance de reproduire la variabilité inter-individuelle. Une étude seule du *confort moyen* au sein du foyer ne serait pas pertinente car,

comme l'ont montré les travaux de Zélem (2013), deux individus d'un même foyer peuvent avoir des perceptions différentes (voire opposées) de leur confort thermique, mais également des réactions différentes : l'un va augmenter la température du chauffage, l'autre mettre un pull ou bien changer d'activité. L'intérêt d'une description fine est de rendre compte de la diversité et de la complexité des comportements humains.

7.2.2 Ajout de deux types d'agents macro : le foyer et le logement

Au sein d'EDF R&D, nous souhaitons étudier le profil des activités consommatrices d'un ensemble de foyers pour mieux comprendre leur consommation. Dans cette section, nous allons montrer comment l'ajout dans notre modèle d'agents macro au niveau foyer-logement impacte les résultats de la simulation.

7.2.2.1 *Motivations*

L'utilisation du méta-modèle SIMLAB, basée sur l'identification des axes et la représentation par des agents de toutes les entités, nous a permis de simplifier le travail du modélisateur.

La représentation explicite des expertises macro par des types d'agents permet au modélisateur d'étudier le lien avec des concepts micro pour les faire co-évoluer au cours des simulations. Plus précisément, si un foyer donne plus d'importance à son confort ou ses dépenses, il existe un lien théorique (qui sera matérialisé par une influence) sur la façon dont les individus vont gérer leur consommation d'énergie pour le chauffage. Cependant, cette relation n'empêche pas une certaine diversité de comportements dans la mesure où les membres du ménage (les individus) conservent leur autonomie.

7.2.2.2 *Présentation des agents macro*

Nous étendons le modèle précédent en ajoutant deux nouveaux types d'agent : le *foyer* (vu comme une agrégation des individus) peut prendre le contrôle d'un gestionnaire énergétique dans le *logement* (vu comme une agrégation des pièces) pour réguler la température de consigne des pièces en fonction de son type (couple, famille monoparentale, colocation, ...), de sa sensibilité au confort (éco-responsable, médian ou orienté confort) et d'un revenu. Ces nouveaux éléments sont représentés sur fond gris sur la figure 19. Les propriétés du foyer influencent les priorités des individus et modifient donc leur activité. Le confort des individus influence le confort (moyen) du foyer et peut conduire à des modifications de consignes au niveau du logement. Le gestionnaire énergétique au niveau du logement prend en compte la présence des individus dans le foyer (pour ne pas chauffer inutilement le logement lorsqu'il est vide).

Pour rappel, l'agent foyer est défini comme un super-agent des individus (les membres du foyer), il influence la priorité des tâches des individus et modifie le gestionnaire énergétique du logement en fonction de son niveau confort (calculé à partir de l'influence des individus) et de sa sensibilité. Ainsi,

un foyer sensible à l'écologie aura une température cible inférieure dans le logement que les individus devront compenser, dans la mesure du possible, par leur niveau de vêture (à chaque type de sensibilité est également associé des niveaux minimum et maximum de vêture, par exemple dans certains ménages plus orientés confort, les individus porteront rarement plus qu'un t-shirt à l'intérieur). En outre, les membres d'un tel foyer (éco-orientés) sont incités par une influence à éviter la réalisation de tâches consommatrices.

7.2.2.3 *Résultats*

Nous effectuons des simulations d'une journée de 50 foyers générés aléatoirement avec deux adultes et entre un et trois enfants (suivant une distribution linéaire). Tous les individus ont un ensemble de tâches communes qu'ils peuvent réaliser comme manger, dormir, regarder la TV, etc. Les adultes vont travailler et ont des tâches ménagères (préparer le repas, laver le linge, ...). Les enfants vont à l'école, jouent et font leurs devoirs. Chaque foyer dispose du même ensemble d'appareils électriques (TV, aspirateur, four, ...).

Les foyers que nous choisissons de simuler dans cette étude sont « éco-orientés ». Le profil moyen des tâches consommatrices est représenté graphiquement dans la figure 21 par la courbe verte. La courbe rouge représente le profil de référence sans l'insertion des agents macro et de leurs influences.

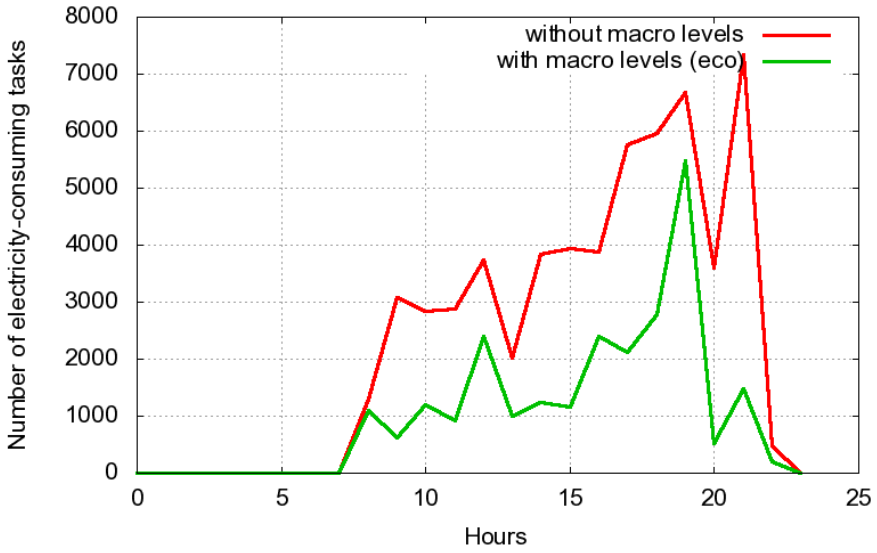


FIGURE 21 – Nombre de tâches consommatrices par heure de la journée

Nous remarquons que l'ajout des agents macro réduit significativement l'activité consommatrice en raison de l'influence des foyers éco-orientés. Comme illustré par la courbe rouge, nous constatons que les repas sont des tâches structurantes dans notre modélisation car ils produisent deux creux à 12h et 20 heures. Ceux-ci correspondent à une certaine synchronisation des tâches de repas qui sont spécifiées comme non-consommatrices. En outre, les préparations des repas produisent des pics de consommation comme le montre la courbe verte. Comme la nécessité de l'électricité reste importante pour ces

tâches, le nombre de tâches consommatrices a tendance à ne diminuer que très légèrement avec l'influence du foyer.

La mesure choisie (nombre de tâches consommatrices) permet de nous concentrer sur l'activité humaine sans se préoccuper d'éventuels biais dans les modèles de consommation des appareils électriques. Il faut souligner que certains modèles (comme Grandjean (2013)) sont capables de reproduire la courbe de charge résidentiel. Cependant, l'intérêt de la modélisation multi-niveau réside dans sa capacité à relier les connaissances macro, *e.g.* ici les typologies de foyers et la gestion énergétique des logements, avec éléments plus micro (les tâches et les individus). Les experts peuvent facilement tester différentes hypothèses de travail telles que l'impact des politiques de tarification sur les pratiques de consommation, l'efficacité des stratégies énergétiques (*i.e.* de gestion de chauffage) ou encore la relation entre l'activité humaine et les pics de consommation. L'expérience précédente correspond à une démarche d'étude sur comment différents types de foyers, avec le même logement, peuvent produire des profils de consommation différents.

7.2.3 Sensibilité aux influences

Nous voulons étudier l'impact sur la consommation, via les actions individuelles, des motivations économiques et écologiques des logiques d'actions, définies au niveau des foyers. Dans la section précédente, nous avons illustré comment l'utilisation d'agent macro pouvait augmenter les possibilités d'étude des énergéticiens. Il s'agit ici d'étudier jusqu'où peut aller l'impact d'une influence sur les agents micro. Il est souhaitable que cet impact soit limité pour conserver l'autonomie des agents micro. Pour rappel, l'influence du foyer change les priorités des individus dans l'axe des populations, la priorité entraine le déclenchement des activités dans l'axe des activités et la consommation correspond à une propriété de l'axe de l'environnement. Ainsi, les conséquences de cette influence émergent pendant la simulation et traversent les trois axes de modélisation introduits dans notre modèle. Les conséquences sur la consommation sont difficiles à prédire, même pour les experts du domaine. En effet, les priorités des individus dépendent des rythmes et des priorités des tâches pré-conditionnelles. De plus, les appareils peuvent être utilisés par les tâches des autres individus. Notre approche de simulation offre donc de nouvelles perspectives d'étude pour les énergéticiens.

Dans cette évaluation préliminaire, nous ne considérons qu'une seule logique d'action possible : la logique d'économie (qui pousse les individus à moins utiliser les appareils très énergivores). Pour cela, nous considérons que chaque foyer a un revenu moyen r_m, obtenu aléatoirement suivant une courbe gaussienne entre 800 et 10 000 euro/mois, et nous définissons un groupe social de foyers à faible revenu noté G_{eco} (avec arbitrairement $r_m < 960$ euro/-mois). Dans cette étude, 20% des foyers sont en dessous du seuil de revenu et appartiennent donc à G_{eco}. Ces foyers sont caractérisés par une fonction d'influence sur la priorité des tâches des individus qui le composent, de manière à réduire la priorité des tâches nécessitant un appareil très consommateur (la liste des appareils consommateurs, comme le four ou la machine à laver, a

été définie arbitrairement pour les besoins de notre étude). La priorité de ces tâches consommatrices est réduite par un facteur f que l'on nomme force de l'influence. Notre objectif est d'étudier l'impact de cette force sur la réduction de la consommation.

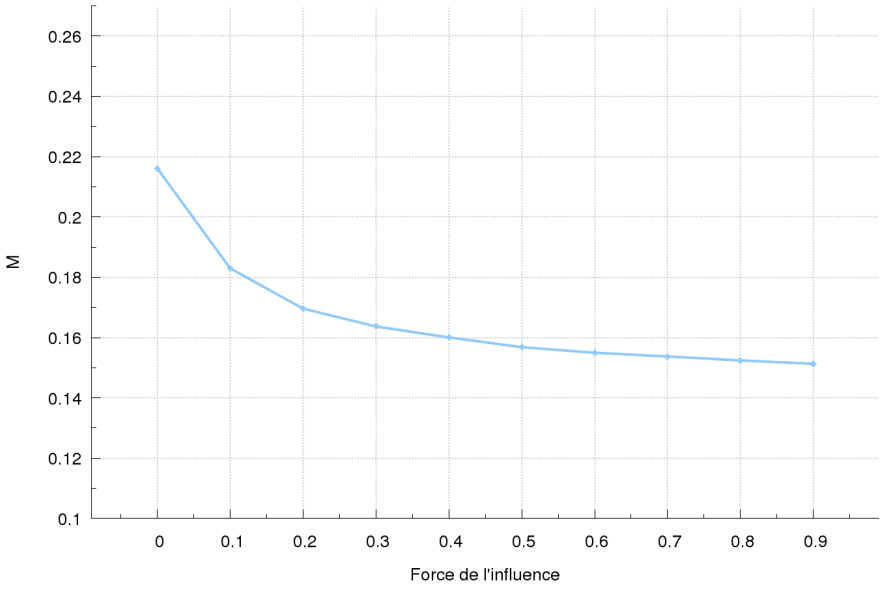


FIGURE 22 – Évolution de $\mathcal{M}$

Nous mesurons pour une semaine simulée le ratio $\mathcal{M}$ entre la consommation du groupe de foyer étudié G_{eco} et la consommation totale :

$$\mathcal{M} = \frac{C_{eco}}{C_{tot}}$$

Comme le montre la figure 22, l'influence du groupe a un impact sur la consommation globale, et en particulier sur la part de cette consommation qui provient des foyers à faible revenu. Nous remarquons que la mesure décroît en fonction de la force de l'influence et tend à converger car elle est en fait limitée par les tâches utilisant des appareils à faible consommation qui ne sont pas affectés par l'influence.

7.2.4 Dynamiques micro-macro

Cette section illustre notre étude des dynamiques micro-macro avec SIMLAB. Comme dit précédemment, les connaissances macro sont disponibles dans de nombreux domaines. Leur représentation explicite permet d'aider les experts à faire le lien avec des concepts micro pour les faire co-évoluer pendant la simulation. Plus précisément, si un foyer accorde plus d'importance à son confort ou ses dépenses, il existe un lien théorique, une influence, sur la manière dont les individus vont gérer leur chauffage. Cependant, ce lien n'empêche en rien la diversité des comportements dans la mesure où les membres du foyer conservent leur autonomie.

La figure 23 présente les courbes de consommation lors de deux exécutions du simulateur correspondant à un weekend du mois de janvier, l'une basée uniquement sur le niveau micro (en pointillé) et l'autre avec les agents macro (foyer et logement, en trait plein). Premier constat : l'ajout dans le modèle de l'interaction macro foyer-logement semble produire une consommation moins régulière avec certaines situations où les interactions micro et macro participent à la formation d'importants pics de consommation. Ce phénomène se retrouve sur n'importe quelle exécution : les interactions au niveau macro produisent systématiquement d'importants pics de consommation. Nous allons nous concentrer sur le pic du 11 janvier au matin.

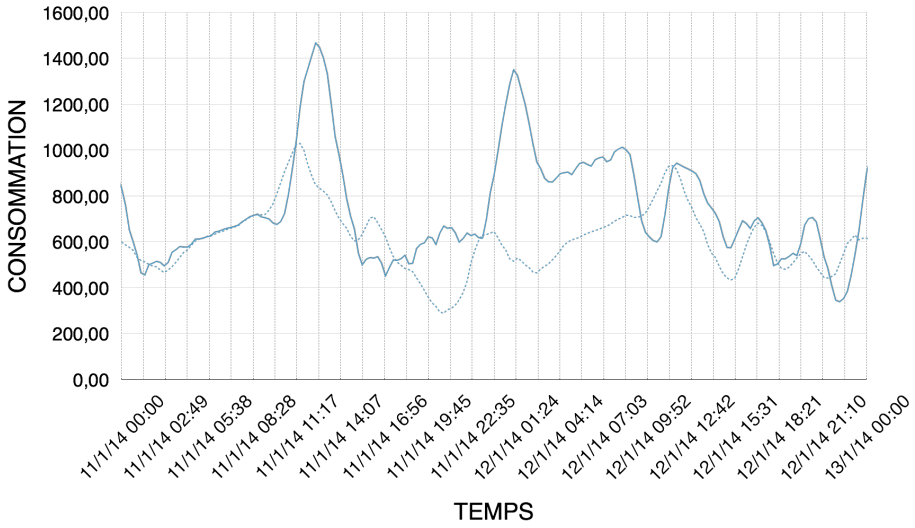


FIGURE 23 – Consommation (moyenne glissante) si le foyer interagit avec le logement (trait plein) et s'il n'interagit pas (pointillé).

À un niveau micro, en étudiant l'activité ce matin-là sur le diagramme de la figure 24, nous remarquons que tous les membres du foyer réalisent la tâche « Se laver » les uns après les autres déclenchant l'utilisation sur une longue période du radiateur de la salle de bain et du chauffe-eau électrique. De plus, l'activité est moins contrainte ce matin là : il s'agit d'un samedi, les agents individus ne doivent pas partir au travail ou à l'école. Les membres du foyer réalisent donc plutôt des tâches de loisirs consommatrices comme « Regarder la TV » et « Utiliser l'ordinateur » avant et après leur passage à la salle de bains. Ces facteurs au niveau des interactions micro expliquent donc, en partie, l'apparition du pic de consommation.

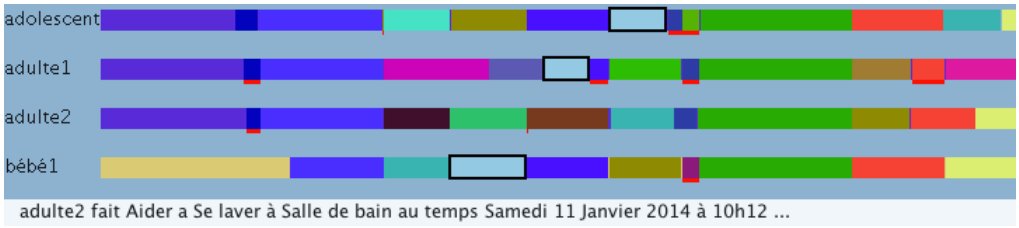


FIGURE 24 – Extrait du diagramme d'activité du 11/1/14. La tâche « Se laver » est encadrée.

Au niveau macro du foyer et du logement, nous retrouvons dans les traces de simulation une période d'inconfort du foyer ce matin-là. Le foyer ayant eu froid, il a interagi plusieurs fois avec le gestionnaire du logement pour modifier la température de consigne, l'augmentant de 19 à 22°C dans tout le logement, ce qui a participé à l'importance du pic de consommation.

Le pic observé dans la figure 23 est une conséquence des dynamiques micro-macro telle que le méta-modèle SIMLAB peut en proposer. Cet exemple simple montre l'apport des entités macros dans la simulation pour permettre aux experts de l'énergie de mieux comprendre et anticiper la consommation : l'introduction des interactions foyer-logement a permis d'obtenir une consommation moins régulière avec des pics de demande et ce, sans mettre en place des mécanismes de négociation entre les individus pour la gestion du chauffage. Nous avons simplement défini des caractéristiques et des interactions au niveau du foyer. Celles-ci peuvent même être en opposition avec les caractéristiques individuelles.

7.3 ÉTUDE ET VALIDATION DU MÉCANISME DES AUTO-CRÉATIONS

Dès la première version du modèle SIMLAB, nous avons réalisé une maquette de simulateur multi-niveau dans le contexte énergétique pour évaluer la faisabilité d'une architecture multi-niveau et du mécanisme des auto-créations. Cette première version n'utilisait pas le moteur de comportement des habitants de SMACH mais une version très simplifiée de celui-ci décrite ci-après.

7.3.1 Modèle simplifié

Les tâches ont des priorités et les habitants ont des préférences pour celles-ci. À chaque pas de temps, il met à jour ses priorités en fonction de ces préférences. À la fin d'une activité, l'agent population en sélectionne une nouvelle dont la valeur de priorité est maximale. Les priorités sont calculées selon la fonction suivante : Une tâche a des pré-conditions sur la réalisation d'autres tâches et peut nécessiter un élément de l'environnement pour sa réalisation. Chaque activité possède des états (exemples : état de réalisation, nombre de réalisations dans la journée, ...). Un agent activité a des pré-conditions sur la réalisation d'autres activités et éventuellement un élément de l'environnement nécessaire à sa réalisation. Chaque activité a également un état de réalisation. Afin d'ajouter une notion de rythme aux activités, la notion de priorité est construite autour d'une fonction périodique définie par deux paramètres : d'une part la période qui définit la durée estimée entre deux réalisations et, d'autre part, la date de la première réalisation qui permet d'ajuster les réalisations dans le temps. Certaines tâches ne sont réalisables qu'une seule fois par jour. Par exemple, le petit-déjeuner aura une période d'un jour et avec une réalisation autour de 8h.

7.3.2 Réalisation d'une maquette

Nous avons réalisé en Java une implémentation de cette maquette reprenant les axes et les agents présentés précédemment (voir le diagramme de classe en annexe sur la figure A.2). L'interface de la maquette, illustrée par la figure 25, propose un onglet par foyer simulé permettant d'afficher sa consommation électrique et l'évolution des priorités pour chaque tâche dans le logement. La partie basse de l'interface présente la consommation agrégée de tous les logements permettant ainsi de détecter des phénomènes macro tels que les pics de consommation.

FIGURE 25 – Interface du prototype

Dans la prochaine section, nous allons étudier la création automatique d'agents macro à partir du mécanisme des auto-créations présenté dans le chapitre 5. Dans un premier temps, nous étudions la réification des habitudes apparaissant en cours de simulation. Dans un second temps, nous étudions l'identification de groupes éphémères qui se forment dans la dynamique de l'activité.

7.3.3 Création d'habitudes

Le manque de connaissances précises sur les comportements humains dans le secteur résidentiel, que nous avons évoqué dans l'introduction, nous pénalise dans notre entreprise de recréer des phénomènes macro intéressants à partir de simulations précises du niveau micro. Autrement dit, nous n'avons pas, aujourd'hui, la possibilité de simuler les comportements humains à grande échelle pour des phénomènes intéressants comme l'émergence de groupes sociaux, de mode de vie, *etc*. Pourtant, dans le secteur de l'énergie, des études ont été menées et des connaissances acquises sur ces phénomènes dans la réalité (Haradji et collab., 2012b). Le présupposé qu'une modélisation du comportement d'un agent suffisamment précise va reproduire ces phénomènes n'a

toujours pas été prouvé et les systèmes proposés jusqu'à maintenant utilisent un petit nombre d'agents contraints par la complexité informatique des éléments de décisions (par exemple des modélisations très fines à base d'agents BDI (Kashif et collab., 2013)).

Dans cette expérimentation, nous illustrons l'utilisation des auto-créations (présentées en section 5.6) dans le modèle SIMLAB pour faire ressortir des motifs d'activités, donc des habitudes, à partir des activités micro. Il s'agit surtout de montrer que le modèle a la capacité de rendre visible pour l'expert des phénomènes macros en lien avec une modélisation précise de l'activité. Pour cela, nous ajoutons une auto-création aux tâches des individus pour détecter et réifier les motifs d'activité qui émergent pendant la simulation. Cette auto-création est caractérisée par $\mathcal{M}$, la fonction de mesure correspondant simplement à la probabilité de transition entre les tâches, *i.e.* la probabilité pour un individu d'abandonner la tâche courante pour en commencer une autre :

$$\mathcal{M}^a(b \in T) = \frac{n_{a,b}}{\sum_{x \in T} n_{a,x}}$$

avec T l'ensemble des tâches observées par la tâche a et $n_{i,j} \in \mathbb{N}$ le nombre de transitions de i à j. À chaque étape, l'auto-création vérifie ses mesures. Lorsqu'elles dépassent un certain seuil (déterminé empiriquement à $\phi = 0,6$ dans notre étude), une création est déclenchée. Nous définissons le super-agent ainsi créé comme un agent de type *Habitude*.

7.3.3.1 *Résultats*

préparer repas - utiliser ordinateur
préparer repas - utiliser ordinateur - regarder TV - manger
utiliser ordinateur - regarder TV
faire devoirs - manger - regarder TV

Tableau 14 – Exemples d'habitudes réifiées

Quelques exemples d'habitudes réifiées pendant l'expérience sont présentés dans le tableau 14. Ces habitudes font sens dans le contexte de l'étude de la consommation énergétique. Par exemple, le groupe [*utiliser ordinateur - regarder TV*] correspond à des activités de loisirs. Il est possible de les mettre en relation avec la consommation (quel est l'impact des activités de loisirs sur la consommation au niveau des individus, logements et groupes sociaux). L'identification de ces groupes permet aussi au modélisateur de détecter de trop grandes régularités dans les comportements (pouvant correspondre à des erreurs de modélisation, ou simplement des paramètres qui n'étaient pas correctement fixés). Ainsi, le niveau macro permet de valider la modélisation faite au niveau micro, et surtout de comprendre les sources des incohérences dans les comportements.

7.3.4 Création de groupes

Il s'agit ici non pas de détecter des enchainements de tâches récurrents, mais des groupes d'individus. Dans SMACH, les groupes d'individus sont connus *a priori* mais l'utilisation du mécanisme des auto-créations peut permettre la création de groupes non anticipés par le modélisateur. On distingue deux sortes de groupes : d'une part les groupes de collectif où les membres agissent ensemble (*e.g.* aider à faire les devoirs) et, d'autre part, les groupes de coprésence où les membres sont au même endroit mais n'agissent pas forcément ensemble (*e.g.* passer une soirée ensemble dans le salon).

Le mécanisme des auto-créations peut permettre à un individu d'estimer les probabilités qu'un autre individu agisse avec lui. Comme pour la détection des habitudes : le système incrémente, pour la tâche courante, le nombre de minutes par tâche des autres individus. Pour mettre à jour la mesure, on divise ensuite par le nombre de minutes total passé à réaliser la tâche courante (avec un temps d'échantillonnage). Si l'une de ces probabilités est supérieure au seuil, l'auto-création déclenche l'instanciation d'un groupe.

Ces groupes peuvent apparaitre dans l'activité humaine (Bourbousson et collab., 2010) et les identifier en cours de simulation peut permettre de les étudier en rapport à d'éventuels phénomènes de consommation comme, par exemple, les pics de demande. Les groupes peuvent également, avec des influences et des interactions, améliorer la coordination des agents : une expertise sur la notion de collectif peut ainsi être intégrée directement dans le système sans avoir besoin d'un mécanisme de communication évolué au niveau des individus.

7.4 BILAN

Dans ce chapitre, nous avons présenté la mise en œuvre du modèle SIMLAB pour la simulation des comportements humains dans l'habitat. Nous avons également présenté un ensemble d'expérimentations testant différents aspects du modèle. Nous avons notamment illustré dans le contexte concret de la consommation énergétique résidentielle les propriétés suivantes de notre modèle :

— le niveau micro pour expliquer les comportements
— la représentation explicite des niveaux macro pour intégrer de nouvelles expertises
— les influences entre les niveaux
— l'émergence de dynamiques micro-macro

Le mécanisme des auto-créations pour l'instanciation automatique d'agents macroscopiques, par exemple l'exemple de la section précédente pour identifier les motifs de tâches, permet de proposer automatiquement aux experts de l'énergie de possibles explications aux phénomènes qui apparaissent sur la courbe de consommation.

Enfin, la modélisation multi-niveau peut permettre aux experts de l'énergie de mieux comprendre et anticiper les comportements liés à la consommation

énergétique. Nous pensons que l'utilisation de notre approche est en mesure de reproduire des phénomènes micro et macro intéressants pour les experts énergéticiens, nous permettant notamment d'envisager de possibles mesures pour diminuer les pics de consommation.

8 VALIDATION EXTERNE

8.1 Principe **125**
8.2 Une expérimentation terrain en Bretagne **126**
8.2.1 Contexte 127
8.2.2 L'expérimentation OPCO 127
8.2.3 Simulations participatives avec SMACH 128
8.3 Validation par l'usage : reproduire une étude en simulation . **130**
8.3.1 Étape 1 : Reproduire une courbe de consommation agrégée 131
8.3.2 Étape 2 : Réaliser des effacements et retrouver un effet rebond 133
8.3.3 Étape 3 : Pouvoir tester des offres tarifaires 139
8.4 Bilan **141**

Dans le chapitre précédent, nous avons réalisé une première forme de validation, la validation interne, qui repose sur la pertinence du modèle. La seconde forme de validation abordée dans ce chapitre, la validation externe, porte elle sur l'étude de l'adéquation entre le modèle et le système réel représenté (Amblard et collab., 2006). Pour un *méta*-modèle comme SIMLAB, la validation externe se trouve dans son adaptation au domaine d'application. Ainsi, nous avons choisi de démontrer les possibilités d'utilisation de notre approche pour reproduire et/ou étendre en simulation une étude de la consommation électrique résidentielle réalisée sur le terrain par EDF. Le but de ce chapitre est de montrer que notre méta-modèle permet d'étudier ce problème en simulation. Nous illustrons ainsi la pertinence de notre démarche en montrant comment les propriétés de SIMLAB permettent de faciliter la modélisation, de mieux rendre compte des phénomènes de consommation et de tester les hypothèses de lien entre les expertises.

Dans ce chapitre, nous commençons par donner dans la section 8.1 le principe général de validation que nous avons retenu. Dans la section 8.2, nous présentons ensuite l'étude terrain sur laquelle nous nous appuierons pour la validation. Il s'agit d'un projet mené par EDF R&D sur 600 foyers bretons pour des études sur l'impact d'un pilotage des chauffages pour limiter les pics de consommation. Enfin, nous montrons dans la section 8.3 que l'utilisation de notre approche multi-niveau permet de combiner les expertises pour reproduire le système complexe étudié.

8.1 PRINCIPE

Parmi les travaux existants sur les modèles multi-niveaux, nous retrouvons les systèmes à base d'agrégation d'agent où le critère principal de validation

est la consistance (Soyez et collab., 2012; Navarro et collab., 2011). La notion de consistance représente la quantité d'information perdue lors de son passage d'un niveau à l'autre. Cette consistance peut être mesurée comme c'est le cas pour les travaux de Soyez qui cherche à montrer que les dynamiques entre les agents micro et les agrégats coïncident bien. Dans une démarche comparative, la consistance peut également être mesurée avec et sans utilisation du mécanisme multi-niveau, comme c'est le cas dans les travaux de Navarro et collab. (2011) sur le niveau de détail (LOD). Dans ce contexte, le but est de montrer que l'on ne dénature pas les résultats avec une approche LOD tout en gagnant en performance. Ici, la mesure de consistance est donc toujours mise en perspective avec le gain CPU correspondant. Et lorsque c'est possible, la performance seule est mesurée pour valider l'utilisation des niveaux macro. Par exemple dans les travaux de Nguyen et collab. (2011) sur les simulations d'évacuation de foule au Vietnam, deux mesures sont réalisées : d'un côté le temps moyen mis par les agents pour atteindre les cibles (point de rassemblement, évacuation) et, de l'autre coté, le nombre total d'agents qui réussissent à atteindre les cibles.

Dans les travaux où le gain de performance (*i.e.* CPU et/ou performance des agents) n'est pas ce qui motive l'utilisation d'une approche multi-niveau, la validation est un problème rarement soulevé. Dans RIVAGE néanmoins, Servat et collab. (1998) commencent pour leur simulateur d'écoulement de l'eau par réaliser une analyse de sensibilité pour vérifier la convergence du modèle vers une solution d'écoulement. La seconde étape de l'évaluation de son modèle est de la comparer à un modèle analytique existant et de montrer que les résultats obtenus sont qualitativement et quantitativement très proches.

Tous les travaux ci-dessus portent sur la validation de modèles (et non de méta-modèles) multi-niveaux. Cependant, les travaux de Servat et collab. (1998) vont plus loin et montrent que leur approche, grâce à l'utilisation des entités macro, fournit une vision schématique de la simulation que l'on peut confronter à des observations terrains. Nous visons cet objectif avec le méta-modèle SIMLAB pour les experts autour de la consommation électrique résidentielle. En ce sens, l'approche KIDS d'Edmonds et Moss (2005) encourage le modélisateur à conserver une approche explicative. Cette approche implique une construction du modèle isomorphe aux phénomènes que l'on cherche à modéliser. Nos travaux sur la modélisation multi-niveau s'inscrivent donc dans cette démarche explicative.

Dans la section suivante, nous abordons la question de la validation de SIMLAB. Afin de valider SIMLAB dans le contexte énergétique, nous avons choisi de reproduire en simulation une expérimentation réalisée par EDF R&D. C'est ce que nous appelons, une validation par l'usage.

8.2 UNE EXPÉRIMENTATION TERRAIN EN BRETAGNE

Tout d'abord, nous présentons dans cette section le projet OPtimisation de la COnsommation (OPCO) (EDF R&D, 2012) mené par EDF R&D dans le cadre

du dispositif « Une Bretagne d'avance » [1] pour des études sociologiques et statistiques afin d'évaluer l'impact d'un pilotage de la charge par des actions sur le chauffage en fonction de différentes variables d'influence (température extérieure, type de jour de la semaine, *etc.*). Dans le cadre de la validation du projet SMACH que nous n'aborderons pas ici, cette expérimentation a permis de récupérer des données quantitatives sur la consommation électrique de plus de 300 clients résidentiels. Parmi ces clients, un échantillon a été sélectionné pour la réalisation de simulations participatives (voir la section 2.3.3).

8.2.1 Contexte

La région Bretagne ne produit aujourd'hui que 8% de sa consommation électrique. L'approvisionnement et l'équilibre du réseau électrique dans la région en sont d'autant plus fragilisés pendant les périodes de pointe. En effet, des pics de consommations apparaissent sur la courbe de charge, qui émergent des pratiques de consommation des ménages, comme par exemple, les nombreux appels de puissance en soirée lorsque les personnes rentrent chez elles après leur travail et préparent leur repas (voir le chapitre 2). Une solution envisagée pour lisser ces pics est l'effacement des consommations. L'effacement (voir le chapitre 2) a pour but de lisser la charge sur certaines périodes en coupant à distance l'alimentation du système de chauffage électrique. À la fin de l'effacement, le chauffage redémarre et on constate généralement un appel de puissance supplémentaire (par rapport à une situation sans effacement) pour compenser la baisse de la température intérieure. Ce phénomène est appelé effet boomerang ou effet rebond. L'expérimentation OPCO avait pour objectif d'étudier la faisabilité d'une solution d'effacement et notamment l'apparition de ce type de phénomènes.

8.2.2 L'expérimentation OPCO

L'expérimentation OPCO a été réalisée plusieurs années de suite et nos travaux portent sur les résultats de la troisième année. Cette année-là, l'étude s'articule en deux volets correspondants à deux ensembles de clients : d'une part un volet de 322 clients comprenant 20 effacements de 18h à 20h pendant 20 jours froids de l'hiver et, d'autre part, un volet effacement diffus pour 279 clients comprenant des effacements diffus (*i.e.* effacer l'un après l'autre des groupes de logements) via 4 groupes de clients pendant 20 jours froids de l'hiver.

Les clients du premier volet sont prévenus de l'effacement la veille par mail et/ou SMS. Pour détecter une éventuelle anticipation, les expérimentateurs ont utilisé un modèle prédictif de la consommation entre 17h et 23h. Néanmoins d'après les études statistiques réalisées, la puissance anticipée moyenne est trop faible pour être distinguée d'une erreur du modèle ou d'une erreur de désynchronisation (dans le relevé des consommation).

1. http://www.unebretagnedavance.fr/

En partant des résultats de l'expérimentation, on identifie quatre aspects principaux de l'étude que l'on cherchera à reproduire en simulation dans ce chapitre :

1. le phénomène des pics de consommation que l'on cherche à lisser
2. la mise en œuvre de stratégie d'effacement
3. la réaction des foyers et des logements face à ces ordres d'effacement
4. les conséquences qui émergent de ces effacements (creux dans la courbe de charge, effet boomerang)

Reproduire ces différents aspects montrera que le méta-modèle permet l'étude en simulation de stratégies d'effacement, qui est un problème important pour les énergéticiens.

8.2.3 Simulations participatives avec SMACH

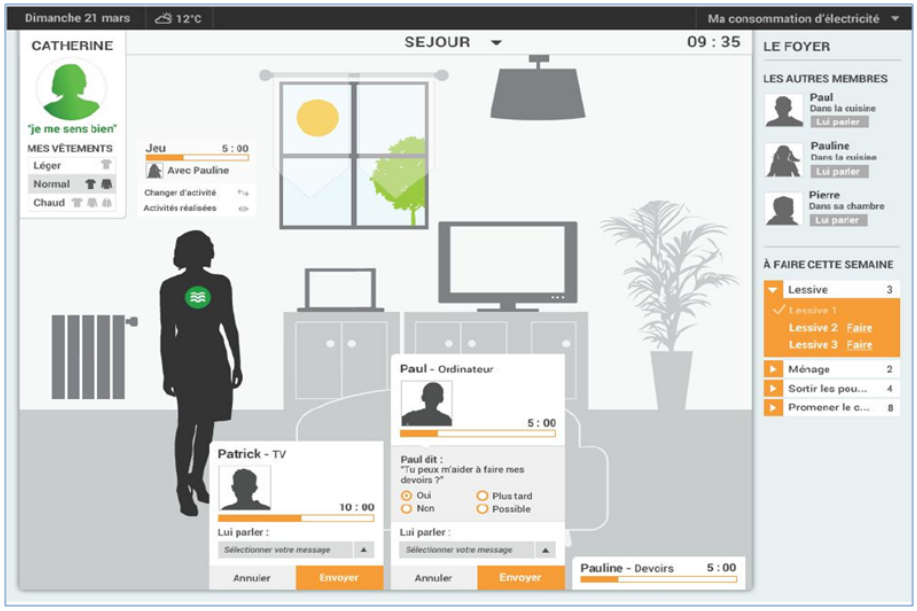


FIGURE 26 – La simulation participative dans SMACH

Pour le projet SMACH, nous avons participé à la réalisation en fin d'année 2014 d'une expérimentation de simulation participative sur une dizaine de foyers bretons sélectionnés parmi les foyers OPCO par les ergonomes du projet. Ces dix foyers ont été sélectionnés pour représenter une diversité de profil en termes d'âge et de nombre d'habitants, d'horaires de travail, du type d'installation, *etc.*

Ces simulations participatives ont été réalisées dans la plateforme SMACH sans l'utilisation des agents macro introduits avec SIMLAB. Ainsi, le modèle est centré sur l'expertise des ergonomes de l'énergie avec les différents agents micro, à savoir les individus, les tâches et les appareils. Les individus réalisent des tâches en fonction de leurs priorités. Ces tâches peuvent nécessiter des appareils électriques qui consomment de l'énergie. Ainsi la simulation participative a permis de valider le modèle de comportement micro dans SMACH en le confrontant au regard des clients OPCO sur leur activité simulée.

En s'appuyant sur ce premier élément de validation micro, nous allons construire une validation incrémentale du modèle SIMLAB. Notre objectif est de montrer les différents apports d'une modélisation multi-niveau (axes de modélisation, influences, *etc.*) pour la réalisation d'études sur un système complexe.

D'une part la validation des comportements simulés et, d'autre part, l'évaluation des consommations par mesures de distance aux profils de consommation mesurés dans OPCO sont des éléments de validation de la plateforme SMACH. La validation des comportements est basée sur l'observation par les ergonomes de la prise en main des personnes lors de la simulation participative, de leurs remarques et ressentis. Suite à cette expérimentation, l'objectif est de fournir aux experts EDF un outil fonctionnel permettant de mieux comprendre les liens entre pratiques et consommation dans une logique d'efficience énergétique. Concrètement, les modèles de consommation seront calibrés et la plateforme adaptée à une ou plusieurs applications métiers comme la création de nouvelles offres tarifaires, la génération d'activités humaines pour les études sur la thermique des bâtiments.

8.2.3.1 *Entretiens préalables avec des clients EDF*

La simulation participative commence par la réalisation d'entretiens préalables dans des foyers. Ces entretiens, conduits par des ergonomes, permettent de dresser un portrait de l'activité dans le foyer afin de la transcrire sous forme de scénario dans SMACH. Un ou plusieurs membres du foyer dressent un modèle de leur vie quotidienne, c'est-à-dire les propriétés du foyer et de son activité : les membres du foyer, leurs habitudes, les repas, *etc*.

À partir de ces modèles de chaque foyer, les clients seront plongés, à l'aide d'avatars (voir la figure 26), dans la simulation où ils pourront alors affiner les comportements produits et ainsi permettre au modélisateur d'améliorer les modèles d'activité de chaque foyer.

8.2.3.2 *L'humain face à son avatar*

Lors de la simulation participative, une personne réelle est placée devant un ordinateur et fait face à une simulation de son quotidien où les autres membres de son foyer sont incarnés par des agents. En plus de donner ses retours et impressions sur la simulation, le sujet peut prendre le contrôle de son avatar en cours de simulation afin de modifier son activités ou encore certaines actions liées au confort (éclairage, chauffage, vêture, *etc.*). Son implication dans la simulation a pour but d'affiner les comportements produits automatiquement. Cela permet notamment d'éliciter le modèle d'activité pouvant comporter des oublis ou erreurs introduites lors des entretiens préalables ou pendant la réalisation du scénario par le modélisateur.

La figure 26 présente l'interface de simulation participative de la plateforme SMACH. Comme pour les simulations automatiques, nous recueillons l'ensemble des traces d'activités des avatars et des agents. Ces données nous permettent là encore d'étudier les comportements autour de l'énergie et de lier activité humaine et consommation électrique.

Depuis quelques années, le démonstrateur OPCO enregistre la consommation électrique des logements des participants. Les résultats des expérimentations de simulation participative peuvent donc être comparés avec les données sur la consommation électrique réelle des sujets. Au final, les simulations participatives permettent d'une part de valider le modèle de comportement de SMACH en confrontant les clients EDF aux situations simulées. Les simulations produisant, d'autre part, des consommations électriques, peuvent être directement comparées aux données réelles mesurées sur le terrain.

Foyer	Lu.	Ma.	Me.	Je.	Ve.	Sa.	Di.	**Total**
A	56	44	63	54	63	65	73	**60**
B	63	44	40	58	81	71	79	**62**
C	50	42	58	54	52	46	79	**54**
D	75	71	73	69	58	85	65	**71**
E	69	58	48	63	58	58	54	**58**
F	67	52	50	56	73	56	46	**57**
G	65	65	73	52	63	69	56	**63**
H	77	67	60	54	58	73	77	**67**

Tableau 15 – Mesures de similarité aux courbes de charge réelles

Le tableau 15 présente les résultats des mesures de similarité entre les consommations simulées et les consommations réelles des dix foyers. Cette approche d'évaluation, proposée par les statisticiens d'EDF, repose sur le pourcentage de points des courbes charges simulées présents dans les intervalles de confiance des courbes de charge réelles. Avec une moyenne de 60,5% de similarité, ces résultats ont permis d'identifier des erreurs de modélisation des comportements et des besoins de calibration des appareils. Par exemple, nous avons pu identifier précisément, à partir de la consommation réelle, une erreur de modélisation sur le déclenchement du sèche-linge dans un foyer. Aussi, une correction sur les heures-creuses d'un foyer a permis d'augmenter la mesure de similarité de 8%. Ces résultats, encourageants pour la suite du projet SMACH, nous ont motivés à reprendre cette expérimentation pour valider le méta-modèle SIMLAB.

8.3 VALIDATION PAR L'USAGE : REPRODUIRE UNE ÉTUDE EN SIMULATION

La validation que nous proposons dans ce chapitre est incrémentale dans le sens où nous allons d'ajouter de nouvelles expertises (c'est à dire des agents) au fur et à mesure afin d'affiner les simulations produites, de se rapprocher du système réel. Cette évaluation s'appuiera directement sur le démonstrateur OPCO, en reprenant les différents buts du projets et les résultats produits. Pour rappel, l'expérimentation OPCO (nous nous focalisons sur la saison 3) avait pour but de démontrer la faisabilité et l'efficacité d'une offre commerciale

avec effacement pour les clients résidentiels. Plus spécifiquement, la saison 3 d'OPCO a pour but de tester le pilote tarifaire 18h-20h.

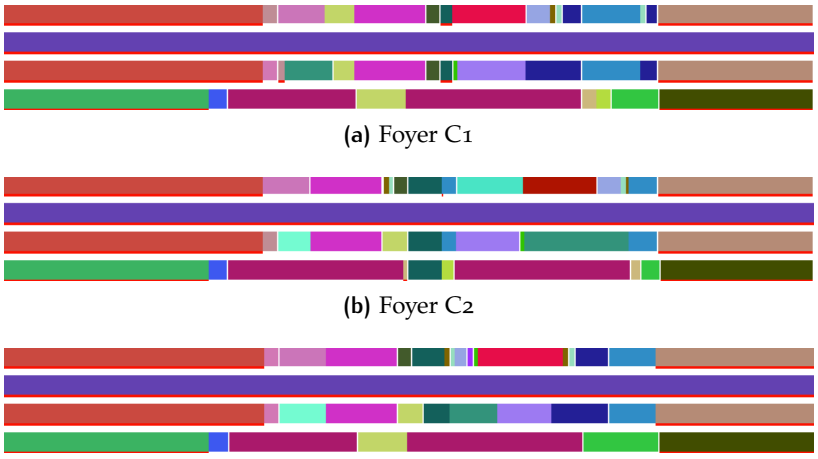
L'idée générale consiste à ajouter des expertises les unes après les autres sous la forme d'agents de différents niveaux et de montrer que les résultats de simulation tendent en conséquence à se rapprocher des mesures OPCO sur le système réel. Chaque étape doit également mettre en avant l'utilité de certaines caractéristiques du méta-modèle SIMLAB (l'ajout d'agents macro dans un axe de modélisation, la déclaration d'influences pour tester des hypothèses, *etc.*). Les objectifs sont d'une part d'illustrer l'intérêt des simulations multi-agents multi-niveaux dans le contexte de la consommation électrique résidentielle, et d'autre part, de démontrer nos contributions dans le domaine des simulations multi-expertises.

Nous définissons un plan d'expérimentation pour évaluer le méta-modèle SIMLAB dans la plateforme SMACH. Celui-ci s'articule en 3 grandes étapes pour une validation incrémentale allant de la reproduction de la courbe de charge à la possibilité de tester différentes offres tarifaires dans une simulation intégrant plusieurs expertises à différents niveaux. Ces étapes de validation sont présentées dans les sections suivantes. Comme dans OPCO, nous mettrons en place en simulation une solution d'effacement diffus pour limiter les pics. La première étape consiste donc à réussir à simuler la présence de pics de consommation dans la courbe de charge agrégée. L'objectif étant de reproduire les caractéristiques observées pendant l'expérimentation OPCO : pics de consommation , effet rebond, *etc.* Les simulations de ce chapitre ont été exécutées sur une machine Intel Core i7 CPU 2600k @ 3.40GHz avec 8Go de RAM.

8.3.1 Étape 1 : Reproduire une courbe de consommation agrégée

Cette étape repose sur l'expérimentation de simulation participative réalisée fin 2014 sur une dizaine de foyers OPCO. À partir des différents modèles de ces foyers créés dans SMACH, nous cherchons à reproduire une courbe de consommation agrégée. Pour ce faire, nous utilisons les descriptions des dix foyers modélisés pour l'expérimentation de simulation participative comme des typologies de foyers et nous générons dix foyers de chaque type pour un total de 100 foyers simulés. La période simulée s'étend sur plusieurs semaines de février à mars.

L'intérêt de la simulation est de pouvoir étendre le nombre de foyers. Ainsi chaque foyer réel produit un modèle d'activité laissant suffisamment d'autonomie aux agents pour produire une grande variabilité de comportements en simulation. Chaque modèle d'un foyer réel peut ainsi être considéré comme une typologie de foyers simulés. La figure 27 présente, sous la forme de trois diagrammes d'activité (une ligne représente un individu, une couleur représente une tâche), les comportements produits pendant la même journée pour trois foyers du type C. Nous remarquons que les traces d'activités sont différentes bien qu'elles soient produites par le même modèle de foyer. Nous retrouvons aussi des similarités comme par exemple la deuxième ligne (bleue) dans chacun des trois diagrammes. Il s'agit d'un agent individu qui est absent ce jour-là.

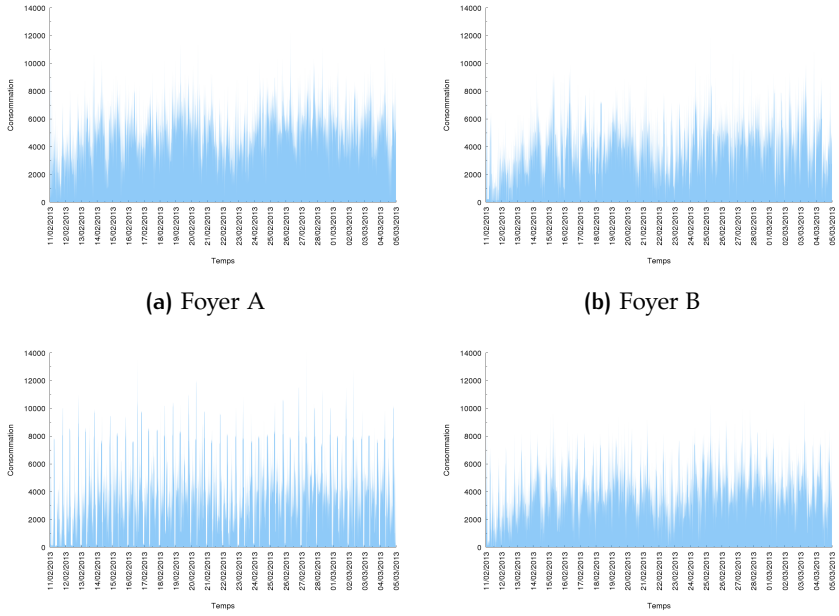


(a) Foyer C1

(b) Foyer C2

(c) Foyer C3

FIGURE 27 – Diagrammes d'activité d'une journée de trois foyers du profil C



(a) Foyer A

(b) Foyer B

(c) Foyer C

(d) Foyer D

FIGURE 28 – Profils de consommation de quatre logements

Concernant la diversité des consommations produites, la figure 28 illustre différents profils de consommation des logements simulés. On remarque que toutes les courbes sont très chahutées à cause d'une forte variabilité d'un moment à l'autre de la simulation. Cette variabilité est réaliste pour les experts de la consommation (Grandjean, 2013) et elle est positive pour les études car elle permet au simulateur de produire une grande diversité de résultats et exprime ainsi la faculté du modèle à produire des résultats inattendus pour les experts. Amblard et collab. (2006) parlent de fécondité d'un modèle et la décrivent comme un critère sur « les conséquences non prévues que le modèle entraîne ».

La consommation agrégée illustrée dans la figure 29 est plus lisse que la consommation d'un logement. Ce phénomène macro, bien connu des énergéticiens (Landry, 1985), provient de la diversité des profils de consommation au niveau des logements. En France aujourd'hui, la courbe de charge agrégée résidentielle n'est ni connue, ni mesurée (Grandjean, 2013). Les approches équationnelles habituellement utilisées pour reproduire la courbe de charge ne permettent pas de faire le lien avec l'activité des individus car elles utilisent souvent des comportements très simplifiés comme par exemple l'utilisation de profils de présence dans le logement (voir le chapitre 3). Notre approche permet la modélisation des populations et de l'activité. La consommation est une conséquence de l'activité dans le logement. Bien que les pratiques de consommation des occupants influent sur la consommation énergétique globale de leur habitat, peu d'études existent sur la manière dont les clients organisent leurs activités chez eux. D'ailleurs, la plupart des études liées à l'énergie considèrent souvent les individus dans un cadre professionnel Lee et collab. (2011); Claridge et collab. (2004). Dans ce contexte, notre contribution est de montrer que les SMA permettent d'étudier la consommation résidentielle agrégée en simulant l'activité humaine dans les foyers.

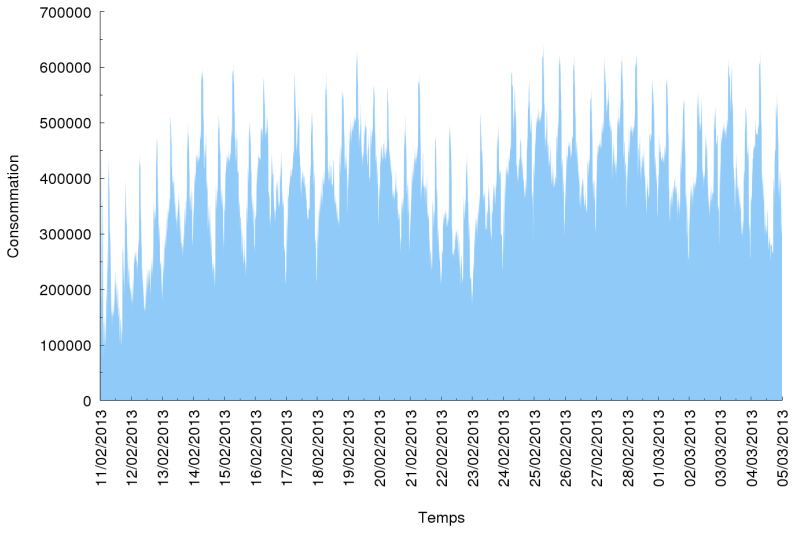


FIGURE 29 – Consommation agrégée de 100 logements sur 1 mois environ

8.3.2 Étape 2 : Réaliser des effacements et retrouver un effet rebond

Pour simuler les effacements qui sont au centre de l'expérimentation OPCO et pour montrer comment SIMLAB permet d'insérer dans le simulateur une nouvelle expertise sur la gestion de la demande, nous ajoutons un agent fournisseur comme super-agent des agents logements dans l'axe de l'environnement de consommation. Cet agent peut alors servir à tester différentes stratégies d'effacement. Chez les clients d'OPCO, un dispositif de pilotage était installé sur le départ chauffage du tableau électrique. Les ordres d'effacement étaient choisis *a priori* et concernaient toujours la période entre 18h et 20h. Avec SIMLAB, nous pouvons facilement modéliser un nouvel agent fournisseur capable de surveiller la consommation globale (pour rappel, la consommation est

une propriété commune de l'axe), d'anticiper les périodes de pics et d'envoyer des ordres d'effacement aux différents agents logements. Un ordre d'effacement est une interaction entre le fournisseur et les logements pour désactiver le chauffage.

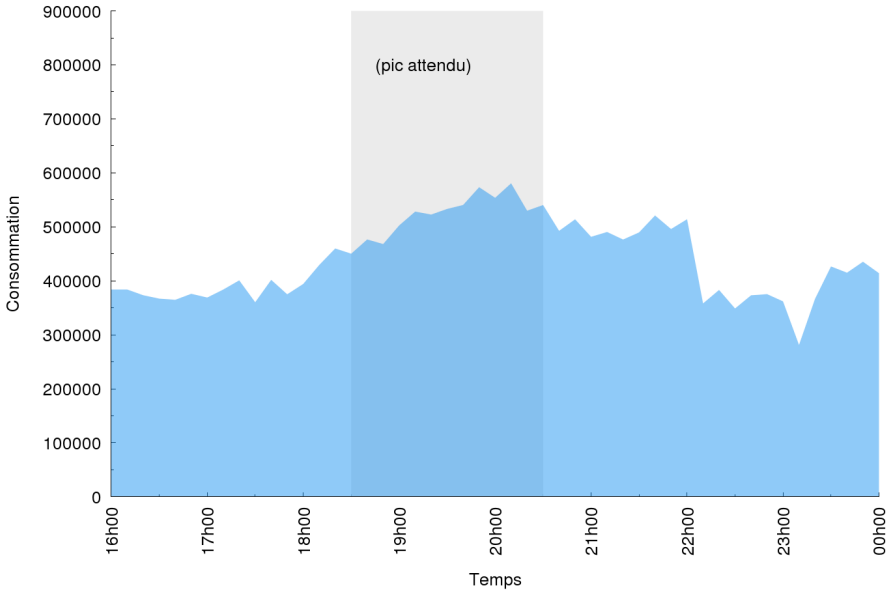


FIGURE 30 – Exemple d'une période de pic de consommation le 26/02/2013 (100 logements)

L'agent logement est capable de réceptionner les ordres d'effacement provenant du fournisseur et de les mettre en œuvre sur les chauffages des différentes pièces. Les températures de consigne sont conservées puis les chauffages coupés durant la durée de l'effacement. Avant un effacement, le logement notifie le foyer pour lui permettre de déroger. Le mécanisme de dérogation n'est ici pas implémenté dans notre simulateur SMACH mais reste une perspective de recherche en sciences humaines (qu'est-ce qui motive un foyer à déroger ?). En pratique, pendant l'expérimentation OPCO, très peu de dérogations ont été effectuées par les foyers (moins de 5%).

Pour illustrer le mécanisme d'effacement mis en place, nous prenons l'exemple d'un pic le 26 février que l'on peut voir sur la figure 30. Ce pic est caractéristique car il a lieu en soirée autour de 20h qui est la période de forte consommation où les risques de coupures interviennent le plus. Durant ce pic, on observe une forte augmentation de la consommation d'électricité allant du simple au double par rapport à l'après-midi. Dans la suite, nous présenterons le mécanisme de détection des pics puis nous testons deux stratégies d'effacement : l'effacement simultané et l'effacement diffus.

8.3.2.1 *Détection automatique de pics de consommation*

Chaque semaine de simulation, l'agent fournisseur identifie un ensemble de pics et envoie les ordres d'effacement correspondants (en fonction d'une stratégie simultané ou diffus) pour tenter de les lisser la semaine suivante (voir

le listing 2). Les effacements ne sont donc pas possibles lors de la première semaine de simulation.

Listing 2 – Fonctionnement de l'agent fournisseur

```
if (getClock().isNewWeek()){
  CustomDate[] peaks = peaksDetection(150, 2.5f,
     bufferConso);
  sendOrders(peaks, Strategy.SYNCHRONIZED);
}
```

Pour identifier les pics de consommation, l'agent de type fournisseur utilise l'algorithme de Palshikar (2009) (présenté en annexe A.3) permettant la détection de pics dans une série temporelle. Plusieurs fonctions d'évaluation sont proposées dans l'article, nous avons retenu la plus simple qui se base sur le calcul des distances signées aux points voisins. Cette méthode présente des limites. D'une part, les résultats de l'algorithme de détection sont très sensibles aux paramètres car nos courbes de charge sont plutôt chahutées (voir la figure A.4 en annexe). D'autre part, la détection est biaisée par les incitations mises en place dans la semaine courante. Par exemple, si un effacement est réalisé le mardi soir et réussit à lisser le pic prévu ce jour là, aucun pic ne sera détecté et celui-ci réapparaitra peut-être le mardi de la semaine suivante.

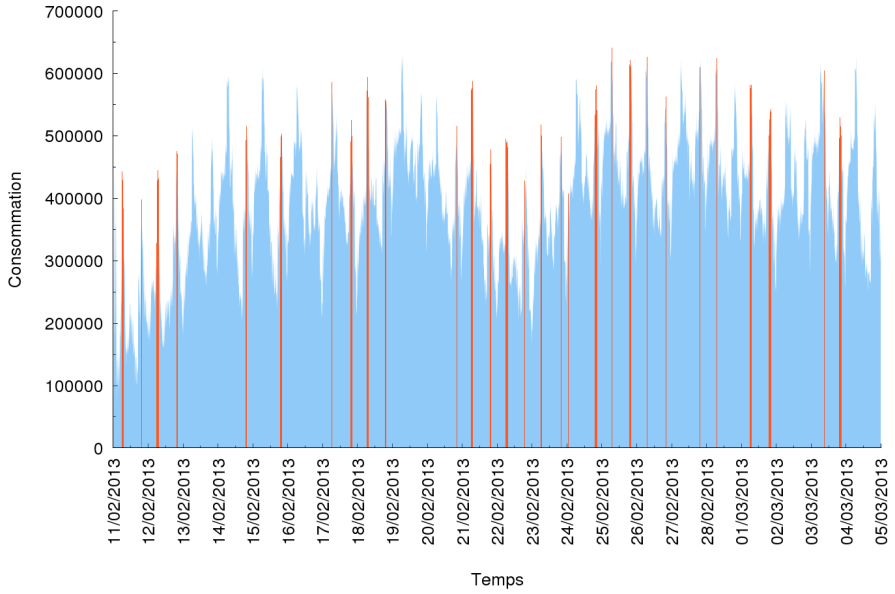


Figure 31 – Détection automatique de pics de consommation (100 logements)

La figure 31 illustre les pics identifiés par l'agent fournisseur lors d'une simulation. Ce fonctionnement suffit pour montrer le potentiel d'un agent fournisseur pour la détection automatique de pics et la gestion intelligente de la demande. C'est grâce à l'approche multi-niveau, proposée dans notre métamodèle, que nous avons pu représenter facilement une expertise qui opère au niveau macro. À partir des pics qu'il détecte dans la consommation agrégée, l'agent fournisseur peut mettre en place des stratégies d'effacement. Nous nous concentrerons dans la suite à l'effacement de la période de pic anticipée par l'agent fournisseur et représentée dans la figure 30 par la zone grisée.

8.3.2.2 *Effacement simultané*

Comme première stratégie d'effacement, l'agent fournisseur envoie un ordre d'effacement aux logements lors de la période durant laquelle un pic est attendu. La figure 32 illustre le résultat en simulation de cette stratégie basée sur des effacements simultanés. La conséquence néfaste de cette stratégie, clairement identifiable sur cette figure, est la présence d'un effet rebond provoquant un pic encore plus important avec un retour à la normale qui n'est pas complètement achevé à 23h. Cette observation s'explique facilement par le redémarrage simultané massif de tous les chauffages immédiatement après la période d'effacement.

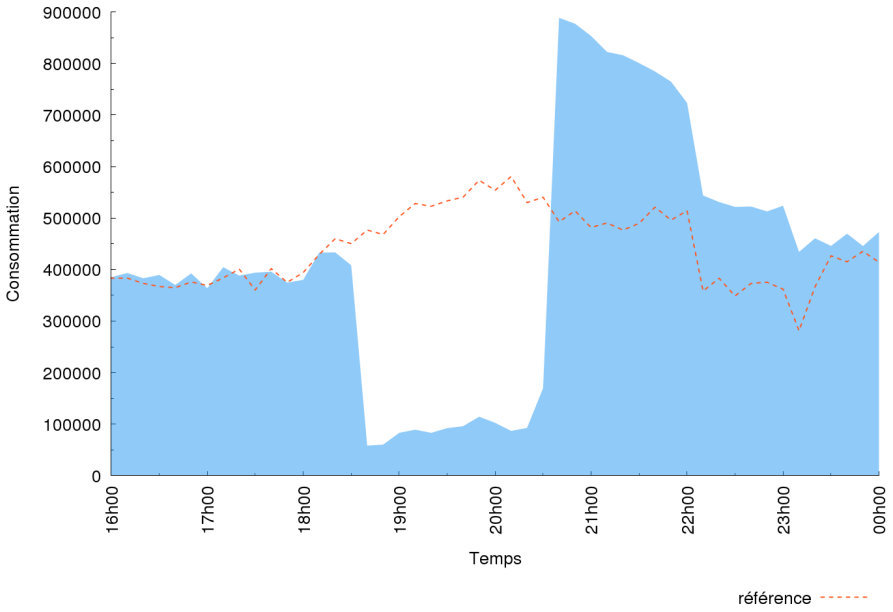


FIGURE 32 – Courbe de charge simulée d'un effacement simultané (100 logements)

Il est important de noter que la puissance effacée ne se mesure pas dans la réalité. Lorsque les énergéticiens étudient des stratégies d'effacement, ils utilisent des modèles d'estimation statistique de la puissance sans effacement ou alors prennent comme référence la consommation de jours similaires (*i.e.* même météo, même jour de la semaine, *etc.*). L'un des intérêts de la simulation est de pouvoir reproduire la même période avec et sans effacement.

Dans le cadre de l'expérimentation OPCO, la figure 33 représente la courbe de charge d'un effacement simultané (la courbe en rouge) et la compare à une estimation de la courbe sans effacement (la courbe en bleu).

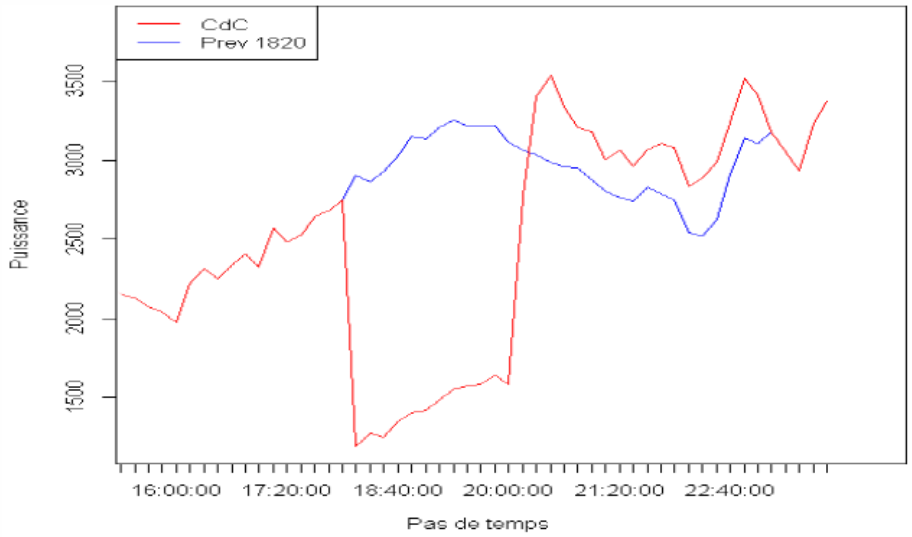


FIGURE 33 – Courbe de charge réelle OPCO d'un effacement simultané (EDF R&D, 2012)

Par rapport à notre effacement sur la figure 32, nous observons un profil de consommation proche avec, cependant, un effet rebond plus important en simulation. Cette différence s'explique par deux raisons : d'une part, nos simulations sont réalisées avec un modèle thermique simplifié ayant une faible inertie, ce qui entraîne une baisse plus rapide de la température à l'intérieur des logements et donc augmente le besoin de chauffer à la fin d'un effacement. D'autre part, il est possible que dans la réalité, la reprise des chauffages ne soit pas aussi immédiate et totale qu'en simulation.

Nous retrouvons donc bien le profil caractéristique d'un effacement simultané, tel qu'il est observé dans la réalité par les énergéticiens. Même si, comme nous l'avons vu, l'effet rebond est moins important dans la réalité, les experts de l'énergie cherchent de nouvelles stratégies pour éviter ce phénomène macroscopique,

8.3.2.3 *Effacement diffus*

Pour contrer l'effet rebond, les fournisseurs ont proposé une stratégie appelée effacement cascado-cyclique ou effacement diffus. Il s'agit non plus d'effacer l'ensemble des logements en même temps mais de faire un roulement entre plusieurs groupes de logements pour répartir l'effet rebond. L'expérimentation OPCO a testé des effacements diffus via 4 groupes de clients et c'est ce que nous avons reproduit en simulation comme illustré sur la figure 34.

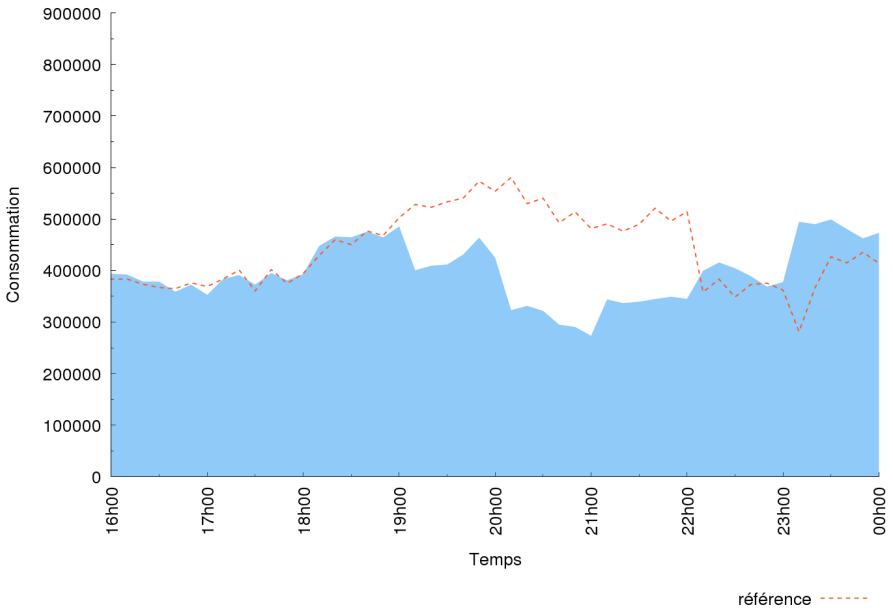


FIGURE 34 – Courbe de charge simulée d'un effacement diffus (100 logements)

Sur la figure 34, on remarque que cette stratégie est plus efficace que l'effacement simultané avec un rebond moins important en fin d'effacement. Dans un contexte plus réaliste avec plus de logements et où tous ne sont pas effacés, il doit être possible de limiter encore plus l'effet rebond pour un lissage plus efficace des pics de consommation.

Pour comparer ce résultat de simulation à une courbe de charge réelle tirée d'OPCO, la figure 35 représente la consommation avec effacement (la courbe en rouge) qui est comparée à la consommation (la courbe en noir) d'un jour similaire sans effacement. Cette courbe de charge réelle montre que l'on retrouve en simulation un profil d'effacement semblable à la réalité.

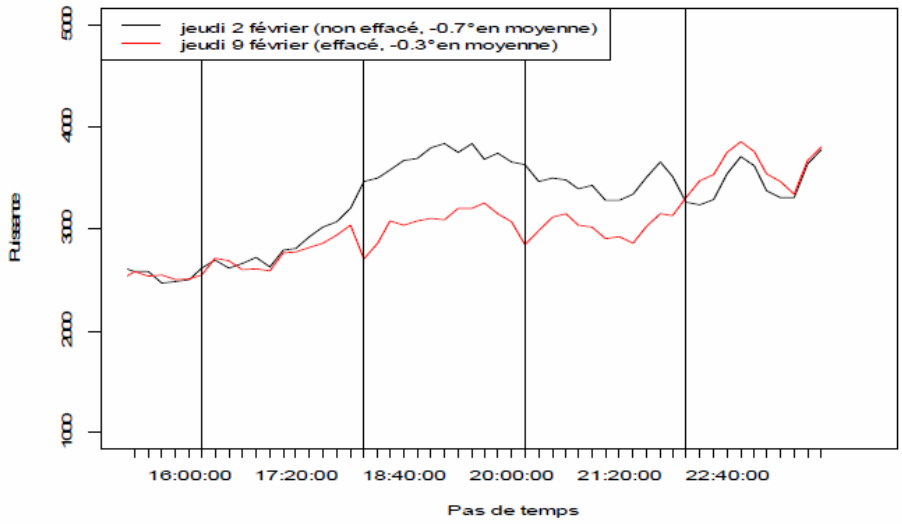


FIGURE 35 – Courbe de charge réelle OPCO d'un effacement diffus (EDF R&D, 2012)

Ainsi, nous avons montré qu'il était possible d'étudier en simulation des stratégies d'effacement pour lisser les pics de consommation. Pour cela, il nous a

suffi d'ajouter un nouvel agent macro opérant au niveau de la consommation globale. Dans la section suivante, nous allons tester un autre moyen d'incitation que sont les offres tarifaires en utilisant le mécanisme des influences du méta-modèle SIMLAB.

8.3.3 Étape 3 : Pouvoir tester des offres tarifaires

Un autre moyen pour les fournisseurs de maîtriser la demande est d'utiliser le prix de l'énergie comme incitation à moins consommer lors des périodes de pics. Certains foyers de l'expérimentation OPCO ont ainsi testé une tarification comprenant une période plus chère entre 18h et 20h. Pour aller plus loin dans nos simulations, nous réutilisons la détection des pics par l'agent fournisseur pour adapter les prix en cours de simulation. Ainsi, nous nous plaçons dans le cadre de la tarification dynamique (Ghosh et collab., 2010; Mohsenian-Rad et Leon-Garcia, 2010; Caron et Kesidis, 2010). Pour ce faire, l'agent fournisseur notifie les changements de tarif aux foyers. Puis, il nous a suffi d'ajouter une influence du foyer sur l'individu. L'ajout de cette influence, en quelques lignes de code, est illustré dans le listing 3.

Listing 3 – Exemple d'ajout d'une influence

```
addInfluence(new Influence<Household,Individual>(h,i){
  @Override
  public void inf(){
    if (getCurrentEnergyPriceLevel() ==
        EnergyPriceLevel.HIGH)
      for (Action a : getTarget().getActions())
        if (a.getTask().usesEnergy())
          a.addIncitation(-BehaviorParameters.maxActionIncitation);
  }
});
```

Dès lors que l'électricité est plus chère pendant la simulation, une incitation négative pénalise la préférence de l'individu pour la réalisation des tâches requérant un appareil fortement consommateur. La force de cette incitation est un facteur qui intéresse les énergéticiens dans leur recherche de nouvelles tarifications. 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.

La figure 36 illustre un diagramme d'activité qui permet de visualiser l'impact de la sensibilité aux prix de l'énergie du foyer sur la réalisation des tâches par les individus. L'axe vertical représente l'heure du jour. L'axe horizontal renseigne sur la date avec 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.

Cet exemple illustre comment une décision prise par un agent au niveau macro peut affecter le comportement d'agents micro et ce même s'ils appar-

FIGURE 36 – Extrait d'un diagramme d'activité illustrant l'adaptation de l'activité des individus sous l'influence de leur foyer

tiennent à des axes de modélisation différents. Les comportements micro entrainent alors des conséquences macroscopiques formant ainsi des boucles de rétro-action, caractéristiques des systèmes complexes. Ainsi dans la section suivante, nous étudions comment la modification des comportements par la tarification peut se répercuter dans la courbe de charge.

8.3.3.1 *Tarification dynamique*

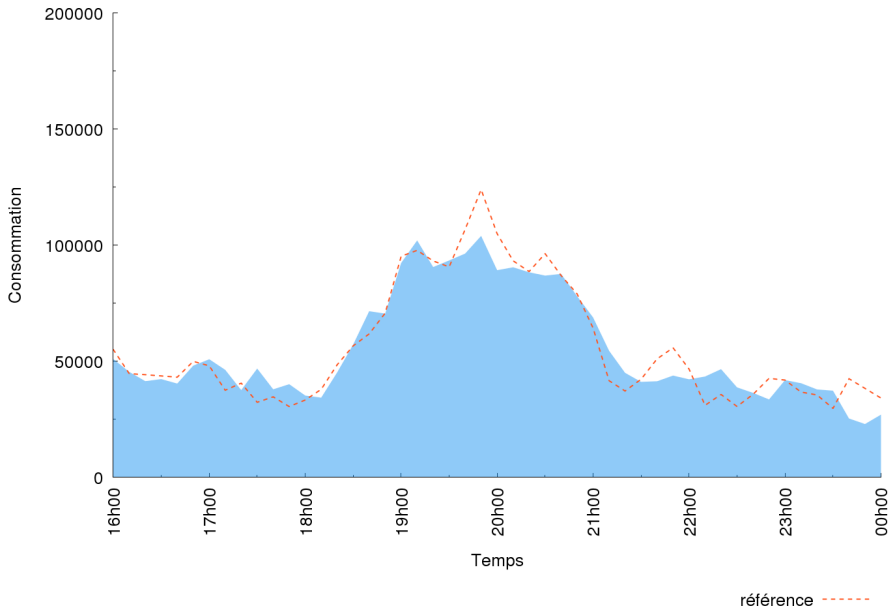


FIGURE 37 – Effet de la tarification dynamique sur la consommation pendant un pic (100 logements)

Pour tester l'effet de la tarification dynamique sur la consommation, nous nous concentrons sur la consommation spécifique, c'est-à-dire la consommation sans le chauffage qui dépend moins de l'activité humaine. La figure 37 présente cette consommation lors du pic précédemment étudié pour l'effacement du chauffage.

Nous remarquons que les comportements humains sont suffisamment impactés pour que le pic de consommation au alentour de 20h soit limité. L'interaction du fournisseur (notification des foyers sur la tarification) a donc entrainé indirectement la modification d'une de ses propriétés (la consommation). Grâce à la représentation tout-agent dans SIMLAB, il est ainsi possible d'étudier la nature de cette modification entre chaque agent impliqué, c'est-à-dire aux frontières entre les expertises.

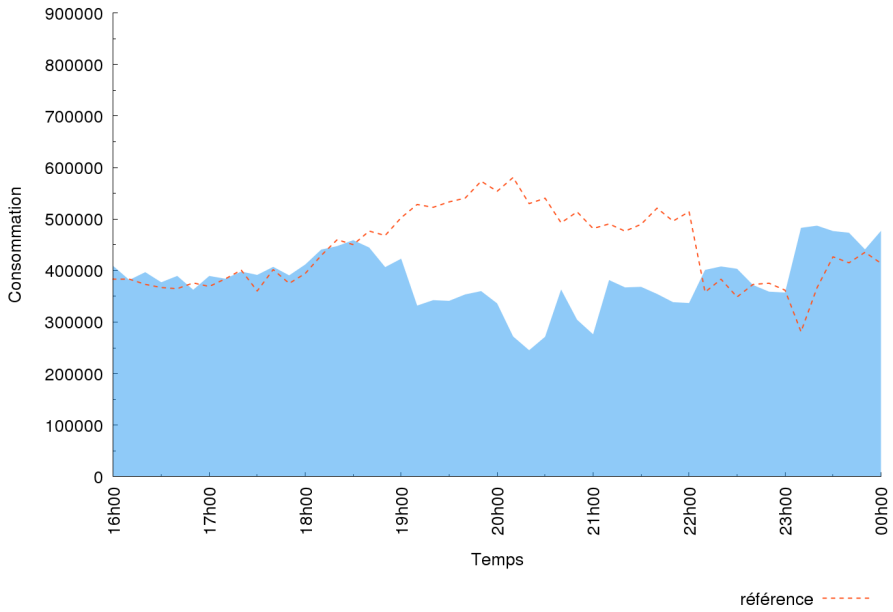


FIGURE 38 – Combinaison de l'effacement diffus avec la tarification dynamique (100 logements)

Enfin, pour montrer qu'il est possible en simulation de dépasser le cadre de l'expérimentation OPCO, nous présentons dans la figure 38 l'utilisation des interactions du fournisseur à la fois sur les logements et aussi sur les foyers. On obtient ainsi un effacement diffus combiné à une incitation par le tarif qui permet de lisser le pic de consommation sans effet rebond visible à la fin de l'effacement.

8.4 BILAN

Dans ce chapitre, nous nous sommes appuyé sur une étude terrain réalisée par EDF et nous avons pu montrer le potentiel d'une modélisation multi-niveau pour reproduire et étendre une étude sur un système complexe impliquant de multiples expertises. Plus précisément, nous avons montré qu'il était possible de combiner des modélisations fines de l'activité humaine avec des ex-

pertises très macroscopiques sur la gestion de la demande énergétique. Nous avons présenté des résultats encourageants pour l'utilisation de SIMLAB : une variabilité des comportements favorisée par le multi-expertise, la possibilité de reproduire des phénomènes macro tels que le foisonnement et les pics de consommation, la capacité pour le modélisateur d'ajouter facilement de nouvelles expertises et la faculté pour les agents de modifier le comportement des autres niveaux par des interactions et des influences.

Pour aller plus loin, une perspective des travaux présentés dans ce chapitre est l'étude autour de l'autoconsommation des logements. En considérant que les clients deviennent également producteurs d'énergie, nous pensons qu'il serait relativement simple d'utiliser le mécanisme des auto-créations pour créer de nouveaux agents *groupe de logements* cherchant à gérer la répartition de l'énergie localement (comme les micro-grids présenté dans le chapitre 3). De tels groupes chercheraient ainsi à optimiser leur consommation, c'est-à-dire à minimiser la consommation provenant de l'extérieur et maximiser la consommation produite localement. Ainsi, un groupe pourrait influencer les logements à partir de sa consommation (c'est-à-dire la consommation agrégée des logements). L'influence du groupe permettrait ainsi l'émergence d'une forme de coordination pour mieux répartir la demande.

Finalement, nous retiendrons que le méta-modèle SIMLAB permet très facilement de tester des hypothèses pour la simulation sociale impliquant de multiples expertises.

Quatrième partie

Conclusion

9 BILAN

Oh, tu ne manqueras pas d'arriver quelque part,
si tu marches assez longtemps.

— Lewis Carroll

Dans cette thèse, nous sommes partis de la question de l'efficience énergétique et nous avons montré l'intérêt pour les acteurs de l'énergie d'utiliser la simulation informatique pour mieux comprendre et anticiper la consommation électrique. Le travail que nous avons présenté s'inscrit dans la réalisation de la plate-forme de simulation multi-agent SMACH utilisée à EDF R&D. L'originalité de cette plate-forme d'étude de la consommation du secteur résidentiel, et donc par extension de notre travail, est de centrer la simulation sur la reproduction des comportements humains. En effet, nous avons montré l'impact important des comportements sur la consommation électrique et, notamment, sur la formation des pics de consommation que les énergéticiens cherchent à lisser. Dans ce cadre, notre problématique était l'étude des comportements humain en lien avec la consommation électrique, en tant que système complexe où chaque aspect du système ne pouvait être considéré indépendamment des autres. Cette problématique n'avait pas encore été abordée dans le domaine de la simulation multi-agent.

En proposant un nouveau méta-modèle, nous avons apporté des éléments de réponse à ce problème qui s'appuient sur le fait qu'un grand nombre d'expertises sont disponibles sur le système et qu'il est difficile pour le modélisateur de les combiner. Nous avons ainsi choisi d'utiliser le paradigme des SMA en représentant chaque élément d'expertise comme un agent permettant ainsi au modélisateur de manipuler les expertises avec une représentation homogène. Pour combiner les expertises, nous avons identifié des propriétés communes permettant de factoriser les caractéristiques des agents. Nous avons également proposé de lier les expertises en fonction de leur niveau d'abstraction. En effet, nous avons pu constater que de multiples expertises étaient disponibles du fait que les experts se plaçaient à différents niveaux d'abstraction du système. Notre méta-modèle, intitulé SIMLAB, permet la modélisation d'un système complexe en combinant les expertises disponibles. Pour définir ce méta-modèle, nous avons utilisé une approche multi-niveau où des agents, relevant d'expertises de niveaux différents, co-évoluent dans la simulation. Le cœur de notre contribution se trouve dans la définition des axes de modélisation et des influences entre agents de différents niveaux.

Après avoir implémenté SIMLAB dans le contexte énergétique produisant ainsi un modèle en trois axes des comportements humains dans l'habitat, nous avons intégré ce modèle dans la plate-forme SMACH pour étudier expérimentalement les apports de notre approche. De nos expériences, il ressort qu'il est

possible de simuler des agents de plusieurs niveaux, d'étudier les effets des influences entre niveaux micro et macro sur le système, et d'instancier de nouveaux agents en cours de simulation. Nous nous sommes ensuite appuyés sur une expérimentation terrain en Bretagne sur la gestion de la demande pour montrer qu'il était possible avec SIMLAB, sur la base de simulations participatives réalisées avec SMACH, de reproduire une étude en simulation impliquant plusieurs expertises.

10 PERSPECTIVES

Notre contribution porte sur la simulation des comportements humains mais nous ne couvrons qu'une partie de l'immense complexité de l'activité humaine. Le méta-modèle SIMLAB permet néanmoins de gérer cette partie à l'aide de multiples expertises et d'une articulation multi-niveau. À la suite de notre travail, plusieurs perspectives de recherche se dégagent en simulation de systèmes complexes et en systèmes multi-agents :

La première porte sur la généricité de la méthode proposée dans ce travail. Le méta-modèle n'a été utilisé que pour simuler un système complexe particulier mais l'on peut faire l'hypothèse qu'il s'agit d'une solution générique. L'application de SIMLAB dans un autre contexte est donc une perspective importante pour démontrer sa généricité. Nous pensons que l'approche multi-niveau peut apporter de nouvelles solutions pour la simulation multi-agent de systèmes complexes, au-delà de la problématique du passage à l'échelle dans les SMA, pour combiner les expertises comme nous l'avons présenté dans ce manuscrit.

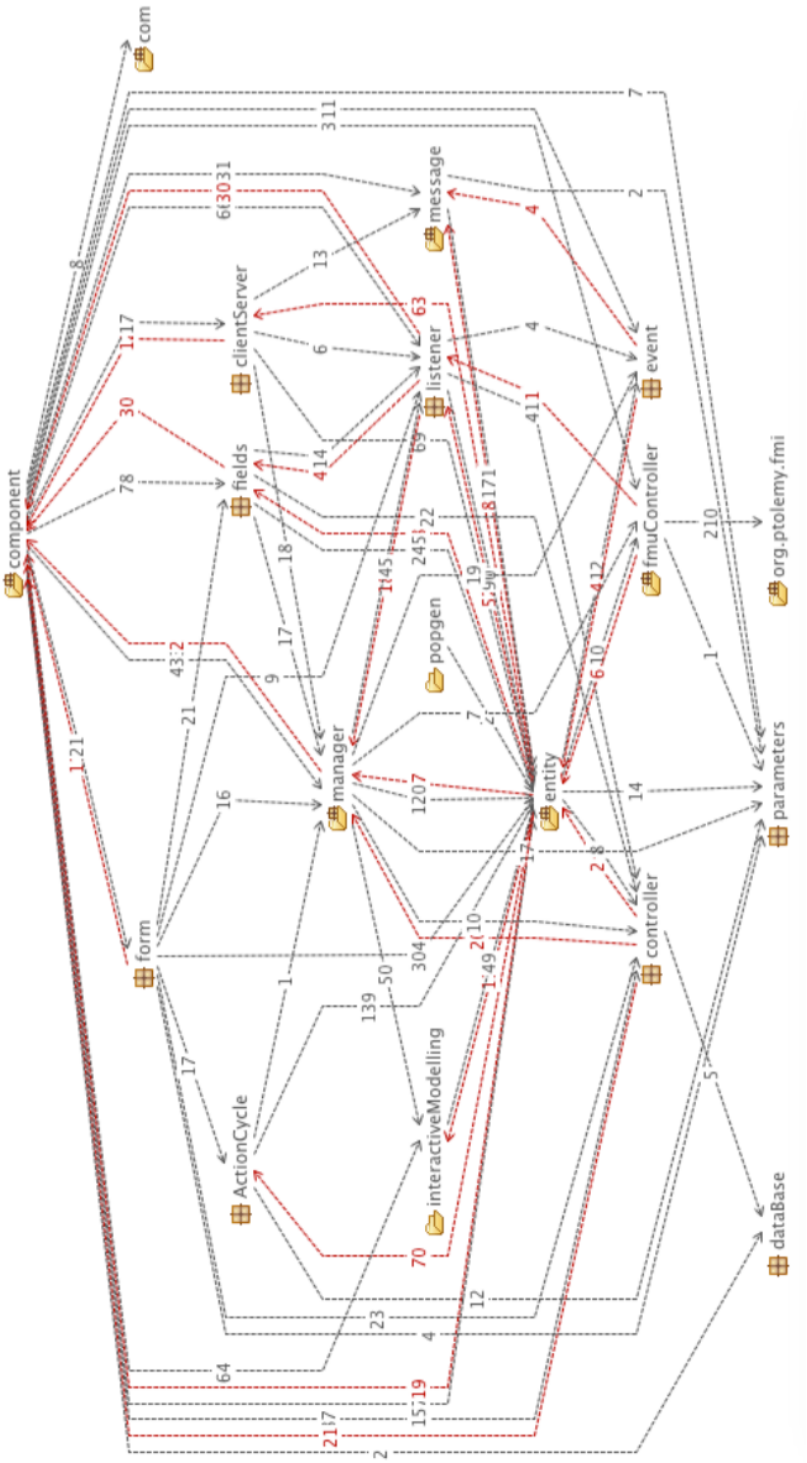
La seconde concerne le mécanisme des influences pour lier les propriétés des agents de niveaux différents. D'une part, la nature des influences est une question qui pourrait être étudiée. Ce lien est aujourd'hui uniquement fonctionnel pour la modification des propriétés. Il serait intéressant d'envisager d'autres natures de ce lien portant, par exemple, sur la modification des capacités d'action ou d'interaction des agents. D'autre part, la question de la sensibilité des agents aux influences mériterait d'être approfondie. Par exemple, si les individus peuvent être influencés par leur foyer, il existe naturellement des différences entre les individus sur leur sensibilité (ou influençabilité).

La troisième, sur laquelle nous avons déjà commencé à travailler, est d'étendre le méta-modèle avec de nouvelles transformations du SMA en plus des auto-créations (*i.e.* suppression de sous-agent, changement de macro-agent, ...). Nous pensons que l'ajout de ces nouvelles transformations basées sur les interactions pourrait permettre aux experts d'introduire de nouvelles dynamiques, notamment pour des simulations à large échelle, comme par exemple la formation et le changement de groupes sociaux. Cette perspective porte en fait sur une modélisation plus dynamique des axes de modélisation. Pour aller plus loin, il serait possible de détecter dynamiquement les propriétés communes des agents en étudiant la corrélation entre propriétés. Cela permettrait, soit d'identifier des propriétés communes manquées par le modélisateur, soit d'envisager une identification automatique des axes de modélisation. Ceci dit, le rôle du modélisateur est crucial lorsqu'il forme un axe de modélisation. Il oblige les expertises à s'articuler entre elles, et ainsi s'attache à comprendre le système. En ce sens, nous pensons que le méta-modèle SIMLAB peut fournir un nouveau cadre de représentation des systèmes complexes.

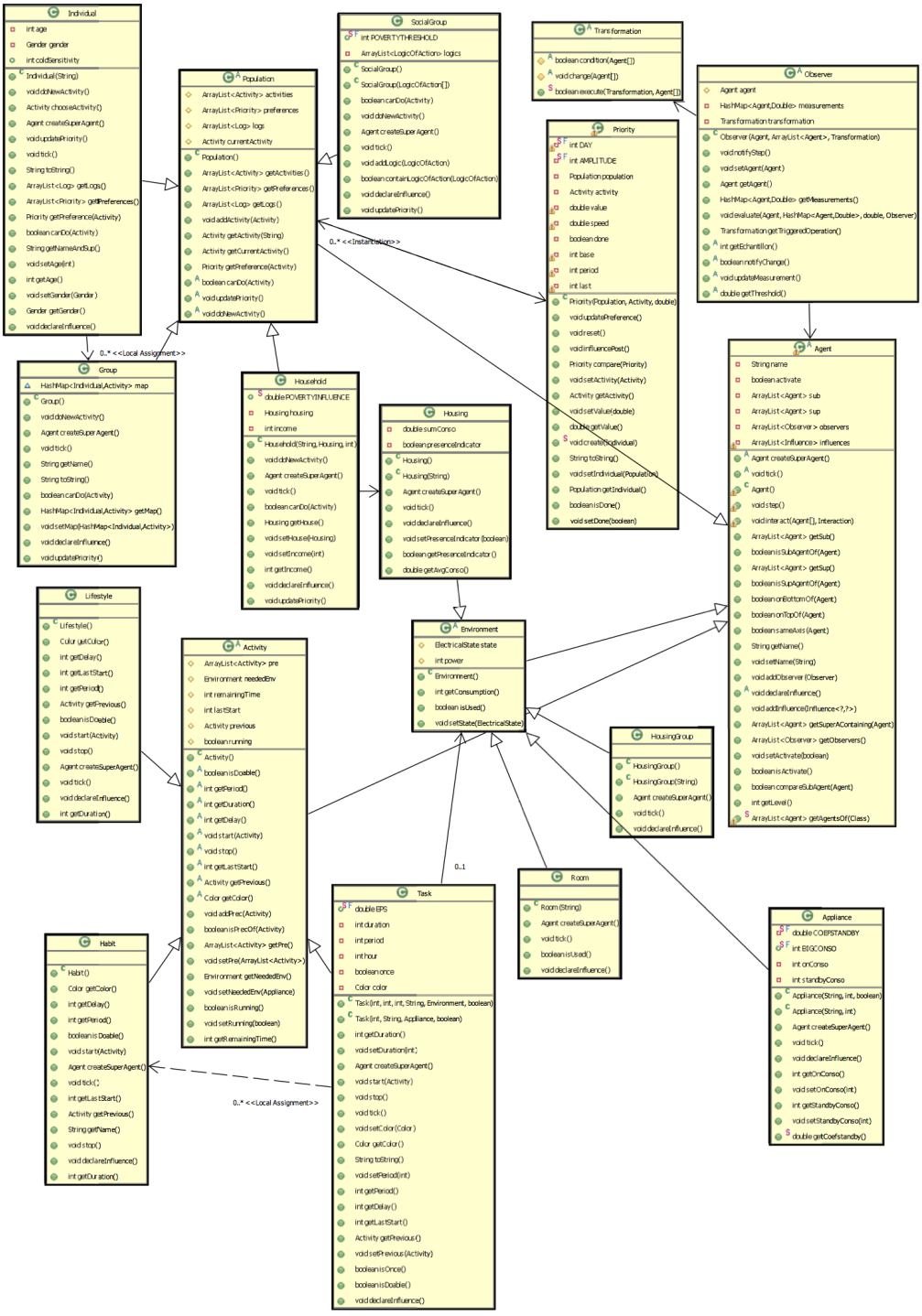
Enfin, la quatrième perspective porte sur le développement de nouveaux outils informatiques pour le passage à une représentation multi-niveau dans les systèmes multi-agents. Au fil des années, les modèles deviennent de plus en plus vastes en termes de nombre d'expertises impliquées. Si nous voulons progresser dans notre étude des systèmes complexes, il nous faut de nouveaux moyens pour aider le modélisateur à comprendre les dynamiques multi-niveaux des agents. Pour rendre compte du SMA, de nouvelles mesures et visualisations doivent être envisagées, non seulement sur les agents et leur propriétés, mais aussi et surtout, sur leurs interactions et les liens qui existent entre les niveaux d'abstraction.

A ANNEXES

A.1 COUPLAGE DES COMPOSANTS DANS SMACH



A.2 DIAGRAMME DE CLASSES DE LA MAQUETTE

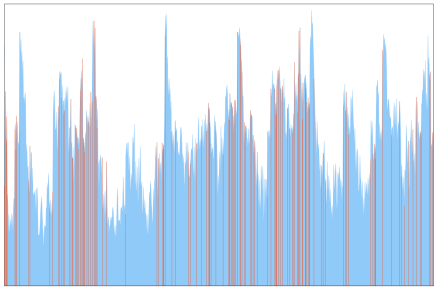


A.3 DÉTECTION DE PICS

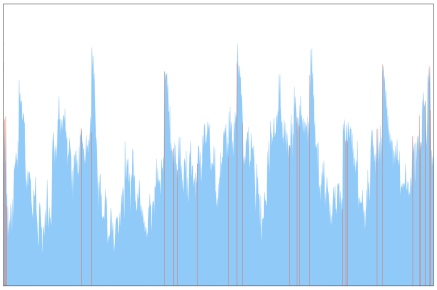
Cet algorithme, tiré des travaux Palshikar (2009), permet la détection de pics dans une série temporelle. Nous l'avons utilisé dans notre agent fournisseur pour lui permettre de détecter automatiquement les pics de consommation dans la courbe de charge.

algorithm peak1 // one peak detection algorithms that uses peak function S_1
input $T = x_1, x_2, \ldots, x_N, N$ // input time-series of N points
input k // window size around the peak
input h // typically $1 \leq h \leq 3$
output O // set of peaks detected in T
begin
    $O = \varnothing$ // initially empty
    for (i = 1; i < n; i++) **do**
        a[i] = $S_1(k,i,x_i,T)$; // compute peak function value for each of the N points in T
    end for
    Compute the mean m' and standard deviation s' of all positive values in array a;
    for (i = 1; i < n; i++) **do** // remove local peaks which are "small" in global context
        if (a[i] > 0 && (a[i] – m') >(h * s')) **then** $O = O \cup \{x_i\}$; **end if**
    end for
    Order peaks in O in terms of increasing index in T
    // retain only one peak out of any set of peaks within distance k of each other
    for every adjacent pair of peaks x_i and x_j in O **do**
        if $|j - i| \leq k$ **then** remove the smaller value of $\{x_i, x_j\}$ from O **end if**
    end for
end

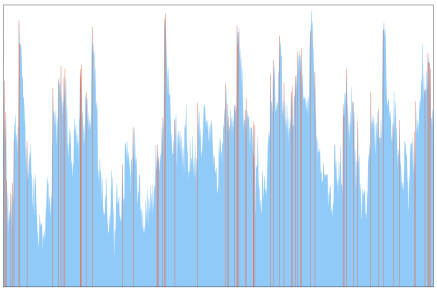
A.4 TEST DES PARAMÈTRES POUR LA DÉTECTION DE PICS



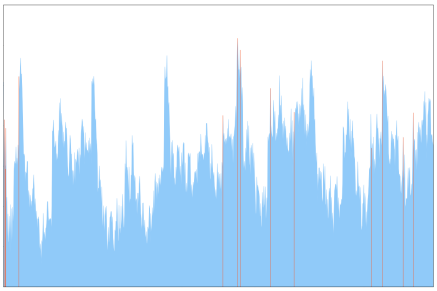
(a) k=3 h=2



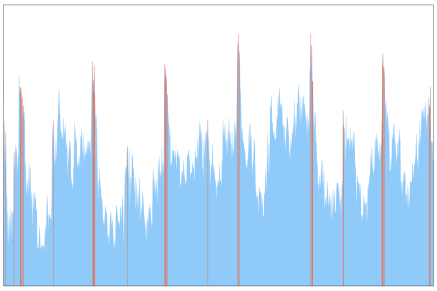
(b) k=3 h=3



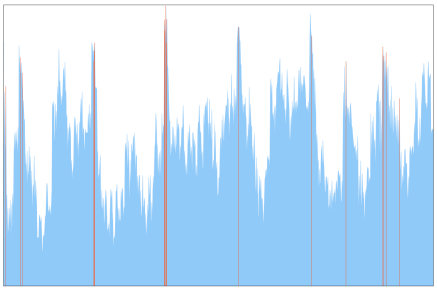
(c) k=30 h=2



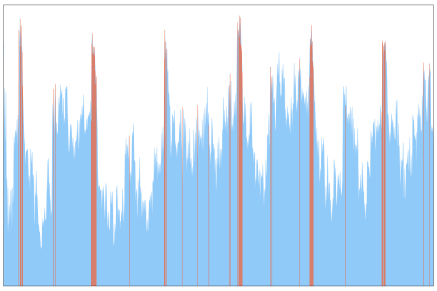
(d) k=30 h=3



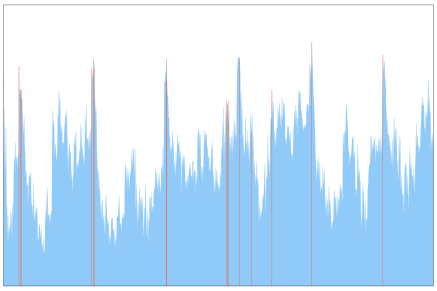
(e) k=100 h=2.5



(f) k=100 h=3



(g) k=150 h=2



(h) k=150 h=3

BIBLIOGRAPHIE

Abras, S., S. Pesty, S. Ploix et M. Jacomino. 2010, «Advantages of mas for the resolution of a power management problem in smart homes», dans *Advances in Practical Applications of Agents and Multiagent Systems*, Springer, p. 269–278.

Adra, S., T. Sun, S. MacNeil, M. Holcombe et R. Smallwood. 2010, «Development of a three dimensional multiscale computational model of the human epidermis», *PloS one*, vol. 5, n° 1, p. e8511.

Aerts, D., J. Minnen, I. Glorieux, I. Wouters et F. Descamps. 2014, «A method for the identification and modelling of realistic domestic occupancy sequences for building energy demand simulations and peer comparison», *Building and environment*, vol. 75, p. 67–78.

Alaali, A., M. A. Purvis et B. T. R. Savarimuthu. 2008, «Vector opinion dynamics : An extended model for consensus in social networks», dans *Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, 2008. WI-IAT'08. IEEE/WIC/ACM International Conference on*, vol. 3, p. 394–397. URL `http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4740806`.

Alfakara, A. et B. Croxford. 2014, «Using agent-based modelling to simulate occupants' behaviours in response to summer overheating», dans *Proceedings of the Symposium on Simulation for Architecture & Urban Design*, Society for Computer Simulation International, p. 13.

Allen, T. F. H. et T. B. Starr. 1982, *Hierarchy : perspectives for ecological complexity / T.F.H. Allen and Thomas B. Starr*, University of Chicago Press, Chicago, ISBN 0226014312, xvi, 310 p. : p..

Allibe, B. 2012, *Modélisation des consommations d'énergie du secteur résidentiel français à long terme-Amélioration du réalisme comportemental et scénarios volontaristes*, thèse de doctorat, Ecole des Hautes Etudes en Sciences Sociales (EHESS).

Amblard, F., J. Rouchier et P. Bommel. 2006, «Evaluation et validation de modèles multi-agents», *Modélisation et simulation multi-agents. Applications pour les Sciences de l'Homme et de la Société*, p. 103–140.

Amigoni, F., V. Schiaffonati et M. Somalvico. 2000, «A multilevel architecture of creative dynamic agency», *Foundations of Science*, vol. 5, n° 2, p. 157–184.

Amin, M. 2003, «North america's electricity infrastructure : Are we ready for more perfect storms ?», *IEEE Security & Privacy*, , n° 5, p. 19–25.

Amouroux, E., T.-Q. Chu, A. Boucher et A. Drogoul. 2009, «Agent computing and multi-agent systems», chap. GAMA : An Environment

for Implementing and Running Spatially Explicit Multi-agent Simulations, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, ISBN 978-3-642-01638-7, p. 359–371, doi :10.1007/978-3-642-01639-4_32. URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-01639-4_32.

Amouroux, E., T. Huraux, F. Sempe, N. Sabouret et Y. Haradji. 2013a, «Simulating human activities to investigate household energy consumption», dans *Proc. of the 5th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)*.

Amouroux, E., T. Huraux, F. Sempé, N. Sabouret et Y. Haradji. 2013b, «Smach : Simuler l'activité humaine pour limiter les pics de consommation électrique», dans *Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA)*, Cepadues Editions, p. 51–60.

Andersen, R. V., J. Toftum, K. K. Andersen et B. W. Olesen. 2009, «Survey of occupant behaviour and control of indoor environment in danish dwellings», *Energy and Buildings*, vol. 41, n° 1, p. 11–16.

André, J.-C. et J.-F. Royer. 1999, «Les fluctuations à court terme du climat et l'interprétation des observations récentes en termes d'effet de serre», .

Baboo, S. S. et I. K. Shereef. 2010, «An efficient weather forecasting system using artificial neural network», *International journal of environmental science and development*, vol. 1, n° 4, p. 2010–0264.

Bakker, V., M. Bosman, A. Molderink, J. Hurink et G. Smit. 2010, «Demand side load management using a three step optimization methodology», dans *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on*, IEEE, p. 431–436.

Baloni, P., S. Ghosh et N. Chandra. 2015, «Systems approaches to study infectious diseases», dans *Systems and Synthetic Biology*, Springer, p. 151–172.

Barker, S., A. Mishra, D. Irwin, E. Cecchet, P. Shenoy et J. Albrecht. 2012, «Smart* : An open data set and tools for enabling research in sustainable homes», *SustKDD, August*.

Batty, M. et P. M. Torrens. 2001, «Modeling complexity : the limits to prediction», *Cybergeo : European Journal of Geography*.

Beer, R. D. 1990, «Intelligence as adaptive behavior : an experiment in computational neuroethology», .

Belkaid, M. et N. Sabouret. 2014, «A logical model of theory of mind for virtual agents in the context of job interview simulation», *arXiv preprint arXiv :1402.5043*.

Bonabeau, E. 2002, «Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems», *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 99, n° suppl 3, p. 7280–7287.

Boonekamp, P. G. 2007, «Price elasticities, policy measures and actual developments in household energy consumption–a bottom up analysis for the netherlands», *Energy Economics*, vol. 29, n° 2, p. 133–157.

Bourbousson, J., C. Seve et T. McGarry. 2010, «Space–time coordination dynamics in basketball : Part 1. intra-and inter-couplings among player dyads», *Journal of Sports Sciences*, vol. 28, nº 3, p. 339–347.

Bourgeois, D., C. Reinhart et I. Macdonald. 2006, «Adding advanced behavioural models in whole building energy simulation : a study on the total energy impact of manual and automated lighting control», *Energy and Buildings*, vol. 38, nº 7, p. 814–823.

Bratman, M. 1987, «Intention, plans, and practical reason», .

Brooks, R. et collab.. 1986, «A robust layered control system for a mobile robot», *Robotics and Automation, IEEE Journal of*, vol. 2, nº 1, p. 14–23.

Brousmiche, K.-L., J.-D. Kant, N. Sabouret, S. Fournier et F. Prenot-Guinard. 2014, «Modelling the impact of beliefs and communication on attitude dynamics : a cognitive agent-based approach», *ESSA*.

Brown, D. G., P. H. Verburg, R. G. Pontius et M. D. Lange. 2013, «Opportunities to improve impact, integration, and evaluation of land change models», *Current Opinion in Environmental Sustainability*, vol. 5, nº 5, p. 452–457.

Bu, S., F. R. Yu et P. X. Liu. 2011, «Stochastic unit commitment in smart grid communications», dans *Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS), 2011 IEEE Conference on*, IEEE, p. 307–312.

Campano, S., N. Sabouret, E. De Sevin et V. Corruble. 2012, «The resource approach to emotion», dans *Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems-Volume 3*, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, p. 1191–1192.

Camus, B., C. Bourjot et V. Chevrier. 2013, «Multi-level modeling as a society of interacting models», dans *Proceedings of the Agent-Directed Simulation Symposium*, Society for Computer Simulation International, p. 3.

Carabelea, C., O. Boissier et A. Florea. 2004, «Autonomy in multi-agent systems : A classification attempt», dans *Agents and Computational Autonomy*, Springer, p. 103–113.

Caron, S. et G. Kesidis. 2010, «Incentive-based energy consumption scheduling algorithms for the smart grid», dans *Smart grid communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE international conference on*, IEEE, p. 391–396.

Castel, Y. 2009, «Psychobiologie humaine», *URL : http ://psychobiologie. ouvaton. org*.

Castelfranchi, C. 1995, «Guarantees for autonomy in cognitive agent architecture», dans *Intelligent agents*, Springer, p. 56–70.

Castelfranchi, C. 2014, «For a science of layered mechanisms : beyond laws, statistics, and correlations», *Frontiers in psychology*, vol. 5.

Chen, L., N. Li, S. H. Low et J. C. Doyle. 2010, «Two market models for demand response in power networks», *IEEE SmartGridComm*, vol. 10, p. 397–402.

Cheong, S.-M., D. G. Brown, K. Kok et D. Lopez-Carr. 2012, «Mixed methods in land change research : towards integration», *Transactions of the Institute of British Geographers*, vol. 37, nº 1, p. 8–12.

Claridge, D., B. Abushakra, J. Haberl et A. Sreshthaputra. 2004, «Electricity diversity profiles for energy simulation of office buildings (rp-1093)», *ASHRAE Transactions*, vol. 110, nº 1, p. 365–365.

Cohen, P. R. et H. J. Levesque. 1990, «Intention is choice with commitment», *Artificial intelligence*, vol. 42, nº 2, p. 213–261.

Conte, R., G. Andrighetto, M. Campennì et M. Paolucci. 2007, «Emergent and immergent effects in complex social systems», dans *Proceedings of AAAI Symposium, Social and Organizational Aspects of Intelligence*, p. 8–11.

Conte, R., B. Edmonds, S. Moss et R. K. Sawyer. 2001, «Sociology and social theory in agent based social simulation : A symposium», *Computational & Mathematical Organization Theory*, vol. 7, nº 3, p. 183–205.

Cook, D. J., M. Youngblood et S. K. Das. 2006, «A multi-agent approach to controlling a smart environment», dans *Designing smart homes*, Springer, p. 165–182.

Cook, D. J., M. Youngblood, E. O. Heierman III, K. Gopalratnam, S. Rao, A. Litvin et F. Khawaja. 2003, «Mavhome : An agent-based smart home», dans *2013 IEEE international conference on pervasive computing and communications (PerCom)*, IEEE Computer Society, p. 521–521.

Dascalu, M., S. Gheorghe et A. Zafiu. 2009, «Multi-level simulator for artificial societies», *Romanian Journal of Information Science and Technology*, vol. 12, nº 4, p. 466–484.

David, D., D. Payet et R. Courdier. 2011, «Réification de zones urbaines émergentes dans un modèle simulant l'évolution de la population à la réunion.», dans *JFSMA*, p. 63–72.

Deffuant, G., F. Amblard, R. Duboz et E. Ramat. 2003, «Une démarche expérimentale pour la simulation individus-centrée», *Actes des 10èmes Journées de Rochebrune, rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels, statut épistémologique de la simulation*, p. 45–64.

Doniec, A., R. Mandiau, S. Piechowiak et S. Espié. 2008, «A behavioral multi-agent model for road traffic simulation», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 21, nº 8, p. 1443–1454.

Drogoul, A., D. Vanbergue et T. Meurisse. 2003, «Multi-agent based simulation : Where are the agents ?», dans *Multi-agent-based simulation II*, Springer, p. 1–15.

Dugdale, J. 2013, «Human behaviour modelling in complex socio-technical systems : an agent based approach», *Habilitation à diriger des recherches*.

EDF R&D. 2012, «Rex technique opco saison 3», cahier de recherche, Rapport interne H-E74-2012-01602-FR (confidentiel).

Edmonds, B. 2001, «The use of models-making mabs more informative», dans *Multi-agent-based simulation*, Springer, p. 15–32.

Edmonds, B. et R. Meyer. 2013, *Simulating Social Complexity*, Springer.

Edmonds, B. et S. Moss. 2005, *From KISS to KIDS–an 'anti-simplistic' modelling approach*, Springer.

Fang, X., S. Misra, G. Xue et D. Yang. 2012, «Smart grid—the new and improved power grid : A survey», *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, vol. 14, nº 4, p. 944–980.

Faruqui, A. et S. Sergici. 2010, «Household response to dynamic pricing of electricity : a survey of 15 experiments», *Journal of Regulatory Economics*, vol. 38, nº 2, p. 193–225.

Ferber, J. 1995, *Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective*, InterEditions.

Ferber, J. 1999, *Multi-agent systems : an introduction to distributed artificial intelligence*, vol. 1, Addison-Wesley Reading.

Ferber, J. et O. Gutknecht. 1998b, «A meta-model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems», dans *Multi Agent Systems, 1998. Proceedings. International Conference on*, IEEE, p. 128–135.

Ferber, J. et J.-P. Müller. 1996, «Influences and reaction : a model of situated multiagent systems», dans *Proceedings of Second International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS-96)*, p. 72–79.

FIPA consortium. 2003, «FIPA Communicative Act Library Specification and FIPA ACL Message Structure Specification», cahier de recherche, Foundation for intelligent physical agents.

Freire, R. Z., G. H. Oliveira et N. Mendes. 2008, «Predictive controllers for thermal comfort optimization and energy savings», *Energy and Buildings*, vol. 40, nº 7, doi :10.1016/j.enbuild.2007.12.007, p. 1353 – 1365, ISSN 0378-7788.

Fuchs, C., W. Hofkirchner et B. Klauninger. 2002, «The dialectic of bottom-up and top-down emergence in social systems», *INTAS Project" Human Strategies in Complexity" Research Paper*, , nº 8.

Gallagher, R. et T. Appenzeller. 1999, «Beyond reductionism», *Science*, vol. 284, nº 5411, p. 79–79.

Gangat, Y. Y. 2014, *Architecture Agent pour la modélisation et simulation de systèmes complexes multidynamiques : Une approche multicomportementale basée sur le pattern" Agent MVC*, thèse de doctorat, Université Montpellier 3.

Ghosh, S., J. Kalagnanam, D. Katz, M. Squillante, X. Zhang et E. Feinberg. 2010, «Incentive design for lowest cost aggregate energy demand reduction», dans *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 first IEEE international conference on*, IEEE, p. 519–524.

Gibson, J. 1979, «The ecological approach to visual perception», .

Gil-Quijano, J., G. Hutzler et T. Louail. 2010, «Accroche-toi au niveau, j'enlève l'échelle», *Revue d'intelligence artificielle*, vol. 24, nº 5, p. 625–648.

Goldman, A. I. 2006, *Simulating minds : The philosophy, psychology, and neuroscience of mindreading*, Oxford University Press.

Gottwalt, S., W. Ketter, C. Block, J. Collins et C. Weinhardt. 2011, «Demand side management—a simulation of household behavior under variable prices», *Energy Policy*, vol. 39, nº 12, p. 8163–8174.

Grandjean, A. 2013, *Introduction de non linéarités et stationnarités dans les modèles de représentation de la demande électrique résidentielle*, thèse de doctorat, Mines ParisTech.

Guan, X., Z. Xu et Q.-S. Jia. 2010, «Energy-efficient buildings facilitated by microgrid», *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 1, nº 3, p. 243–252.

Guarino, N. et C. Welty. 2000, «A formal ontology of properties», dans *Knowledge Engineering and Knowledge Management Methods, Models, and Tools*, Springer, p. 97–112.

Gungor, V. C., B. Lu et G. P. Hancke. 2010, «Opportunities and challenges of wireless sensor networks in smart grid», *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 57, nº 10, p. 3557–3564.

Guyot, P. et A. Drogoul. 2004, «Designing multi-agent based participatory simulations», dans *Proceedings of the 5th Workshop on Agent Based Simulations*.

Haldi, F. 2010, *Towards a unified model of occupants' behaviour and comfort for building energy simulation*, thèse de doctorat, ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE.

Haradji, Y., G. Poizat et F. Sempé. 2012a, *Human Activity and Social Simulation*, CRC Press, p. 416–425.

Haradji, Y., G. Poizat et F. Sempé. 2012b, «L'activité humaine et la conception d'une plate-forme de simulation sociale», *Congrès de la SELF (Société d'Ergonomie de Langue française)*, p. 41.

Haué, J.-B. 2004, «Intégrer les aspects situés de l'activité dans une ingénierie cognitive centrée sur la situation d'utilisation», *Activités*, vol. 1, nº 2, p. 170.

van Hoof, J. 2008, «Forty years of Fanger's model of thermal comfort : comfort for all ?», *Indoor Air*, vol. 18, nº 3, p. 182–201.

Hoppitt, W. et K. N. Laland. 2013, *Social learning : an introduction to mechanisms, methods, and models*, Princeton University Press.

Huraux, T., N. Sabouret et Y. Haradji. 2014, «A Multi-Level Model for Multi-Agent Based Simulation», dans *Proc. of the 6th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)*, Angers, France.

Ibars, C., M. Navarro et L. Giupponi. 2010, «Distributed demand management in smart grid with a congestion game», dans *Smart grid communications (SmartGridComm), 2010 first IEEE international conference on*, IEEE, p. 495–500.

Irwin, D., S. Barker, A. Mishra, P. Shenoy, A. Wu et J. Albrecht. 2011, «Exploiting home automation protocols for load monitoring in smart buildings», dans *Proceedings of the Third ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Buildings*, ACM, p. 7–12.

Kashif, A. 2014, *Modélisation du comportement humain réactif et délibératif avec une approche multi-agent pour la gestion énergétique dans le bâtiment.*, thèse de doctorat, Université de Grenoble.

Kashif, A., S. Ploix, J. Dugdale et X. H. B. Le. 2013, «Simulating the dynamics of occupant behaviour for power management in residential buildings», *Energy and Buildings*, vol. 56, p. 85–93.

Kishore, S. et L. V. Snyder. 2010, «Control mechanisms for residential electricity demand in smartgrids», dans *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on*, IEEE, p. 443–448.

Koestler, A. 1967, *The Ghost in the Machine*, Hutchinson & Co.

Kubera, Y., P. Mathieu et S. Picault. 2010, «Everything can be agent!», dans *Proceedings of the ninth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS'2010)*, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, p. 1547–1548.

Kubera, Y., P. Mathieu et S. Picault. 2011, «Ioda : an interaction-oriented approach for multi-agent based simulations», *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, vol. 23, n° 3, p. 303–343.

Landry, M. 1985, «Le foisonnement en basse tension domestique. premiers essais de quantification directe», *Note interne EDF HR 24-1653*.

Langevin, J., J. Wen et P. L. Gurian. 2014, «Simulating the human-building interaction : Development and validation of an agent-based model of office occupant behaviors», *Building and Environment*.

Le, Q. B., R. Seidl et R. W. Scholz. 2012, «Feedback loops and types of adaptation in the modelling of land-use decisions in an agent-based simulation», *Environmental Modelling & Software*, vol. 27, p. 83–96.

Le Moigne, J.-L. 1994, *La théorie du système général : théorie de la modélisation*, Presses Universitaires de France (PUF).

Lee, Y. S., Y. K. Yi et A. Malkawi. 2011, «Simulating Human Behaviour and its Impact on Energy Uses», dans *Proc. of the 12th Conference of International Building Performance Simulation Association (IBPSA)*, p. 1049–1056.

León, R. A., V. Vittal et G. Manimaran. 2007, «Application of sensor network for secure electric energy infrastructure», *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol. 22, n° 2, p. 1021–1028.

Liao, C. et P. Barooah. 2010, «An integrated approach to occupancy modeling and estimation in commercial buildings», dans *American Control Conference (ACC), 2010*, IEEE, p. 3130–3135.

Liu, Y. 2012, «Wireless sensor network applications in smart grid : recent trends and challenges», *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 2012.

Lu, M. et C. P. Chen. 2009, «The design of multi-agent based distributed energy system», dans *Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009. IEEE International Conference on*, IEEE, p. 2001–2006.

Luck, M., P. McBurney et C. Preist. 2003, *Agent technology : Enabling next generation computing (a roadmap for agent based computing)*, AgentLink/University of Southampton.

Mahdavi, A. et C. Pröglhöf. 2009, «Toward empirically-based models of people's presence and actions in buildings», dans *Proceedings of Building Simulation 09*, p. 537–544.

Marcenac, P., R. Courdier et J. C. Souli. 1998, «Towards an emergence machine for complex systems simulations», dans *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer Verlag, p. 785–795.

Marino, S., M. El-Kebir et D. Kirschner. 2011, «A hybrid multi-compartment model of granuloma formation and t cell priming in tuberculosis», *Journal of theoretical biology*, vol. 280, nº 1, p. 50–62.

Marquet, A., C. Levillain, A. Davriu, S. Laurent et P. Jaud. 1998, «Stockage d'électricité dans les systèmes électriques», *Technique d'ingénieur D*, vol. 4030.

Massoud, A. S. et B. Wollenberg. 2005, «Toward a smart grid : power delivery for the 21st century», *Power and Energy Magazine, IEEE*, vol. 3, nº 5, doi : 10.1109/MPAE.2005.1507024, p. 34–41, ISSN 1540-7977.

Mathieu, P. et O. Brandouy. 2010, «A generic architecture for realistic simulations of complex financial dynamics», dans *Advances in Practical Applications of Agents and Multiagent Systems*, Springer Berlin Heidelberg, p. 185–197.

Minar, N., R. Burkhart, C. Langton et M. Askenazi. 1996, «The swarm simulation system : a toolkit for building multi-agent simulations», *GEMAS Studies in Social Analysis*, vol. Working Paper 96-06-042.

Mohsenian-Rad, A.-H. et A. Leon-Garcia. 2010, «Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments», *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 1, nº 2, p. 120–133.

Mohsenian-Rad, A.-H., V. W. Wong, J. Jatskevich, R. Schober et A. Leon-Garcia. 2010, «Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid», *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 1, nº 3, p. 320–331.

Montagna, S., A. Omicini et A. Ricci. 2010, «A multiscale agent-based model of morphogenesis in biological systems.», dans *WOA*.

Morley, J. et M. Hazas. 2011, «The significance of difference : Understanding variation in household energy consumption», *ECEEE Proceedings of the 2011 Summer Study*.

Morvan, G. 2012, «Multi-level agent-based modeling-bibliography», cahier de recherche, LGI2A, Univ. Artois, France.

Morvan, G., A. Veremme et D. Dupont. 2011, «Irm4mls : the influence reaction model for multi-level simulation», dans *Multi-Agent-Based Simulation XI*, Springer Berlin Heidelberg, p. 16–27.

Moujalled, B. 2007, *Modélisation dynamique du confort thermique dans les bâtiments naturellement ventilés*, thèse de doctorat, INSA de Lyon.

Mucchielli, A. 2011, *Les motivations*, Presses Universitaires de France.

Muratori, M., M. C. Roberts, R. Sioshansi, V. Marano et G. Rizzoni. 2013, «A highly resolved modeling technique to simulate residential power demand», *Applied Energy*, vol. 107, p. 465–473.

Navarro, L., F. Flacher et V. Corruble. 2011, «Dynamic level of detail for large scale agent-based urban simulations», *Proc. of 10th Int. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2011)*, p. 701–708.

Newell, A., H. A. Simon et collab.. 1972, *Human problem solving*, vol. 104, Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ.

Nguyen, T. N. A., J.-D. Zucker, N. H. Du, A. Drogoul et D.-A. Vo. 2011, «An hybrid equation-based and agent-based modeling of crowd evacuation on road network», *International Conference on Complex Systems*.

Okaya, M. et T. Takahashi. 2011, «Bdi agent model based evacuation simulation», dans *The 10th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems-Volume 3*, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, p. 1297–1298.

O'Neill, D., M. Levorato, A. Goldsmith et U. Mitra. 2010, «Residential demand response using reinforcement learning», dans *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on*, IEEE, p. 409–414.

O'Neill, R. V., D. L. Deangelis, J. B. Waide et G. E. Allen. 1986, *A Hierarchical Concept of Ecosystems*, Princeton University Press, ISBN 0691084378.

Page, J. 2007, *Simulating occupant presence and behaviour in buildings*, thèse de doctorat, EPFL.

Page, J., D. Robinson, N. Morel et J.-L. Scartezzini. 2008, «A generalised stochastic model for the simulation of occupant presence», *Energy and buildings*, vol. 40, n° 2, p. 83–98.

Palshikar, G. K. 2009, «Simple Algorithms for Peak Detection in Time-Series», dans *Proc. 1st Int. Conf. Advanced Data Analysis, Business Analytics and Intelligence*.

Paniah, M. C., J. Gil-Quijano et D. Mercier. 2013, «Systèmes multi-agents pour la gestion de sources d'énergie renouvelable et de stockage de masse», dans *JFSMA 13-Vingt-et-unièmes journées francophones sur les systèmes multi-agents*, p. 29–38.

Pavard, B. et J. Dugdale. 2006, «The contribution of complexity theory to the study of socio-technical cooperative systems», dans *Unifying Themes in Complex Systems*, Springer, p. 39–48.

Payet, D., R. Courdier, N. Sebastien et T. Ralambondrainy. 2006, «Environment as support for simplification, reuse and integration of processes in spatial mas», dans *Information Reuse and Integration, 2006 IEEE International Conference on*, IEEE, p. 127–131.

Permana, A., R. Perera et S. Kumar. 2008, «Understanding energy consumption pattern of households in different urban development forms : A comparative study in bandung city, indonesia», *Energy Policy*, vol. 36, nº 11, p. 4287–4297.

Phan, D. 2008, «De l'exploration conceptuelle à «l'expérience concrète» : la modélisation et la simulation multi-agents comme un «autre moyen» d'expérimenter en sciences économiques et sociales», *15 e Journées de Rochebrune*, p. 20–26.

Picault, S. et P. Mathieu. 2011, «An interaction-oriented model for multi-scale simulation», dans *IJCAI Proceedings-International Joint Conference on Artificial Intelligence*, vol. 22, p. 332.

Pierce, J., D. J. Schiano et E. Paulos. 2010a, «Home, habits, and energy : examining domestic interactions and energy consumption», dans *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, p. 1985–1994.

Plessis, G., É. Amouroux et Y. Haradji. 2014, «Coupling occupant behaviour with a building energy model-a fmi application», dans *Proceedings of the 10th International ModelicaConference*.

Plessis, G., S. Filfli, C. Muresan et H. Bouia. 2012, «Using design of experiments methods to develop low energy building model under modelica», dans *IBPSA 2011*.

Plessis, G., S. Filfli, C. Muresan, H. Bouia, E. EnerBat et F. Moret. 2011, «Using design of experiments methods to develop low energy building model under modelica», dans *Proceedings of Building Simulation*, p. 988–995.

Prévost, G., P. Tranouez, S. Lerebourg, C. Bertelle et D. Olivier. 2004, «Ecosystem complexity described with ontological tool for a multi-scale, multi-model approaches in distributed environment», dans *Jordan International Conference on Computer Sciences and Engineering, Al-Salt, Jordan*.

Rao, A. S., M. P. Georgeff et collab.. 1995, «Bdi agents : From theory to practice.», dans *ICMAS*, vol. 95, p. 312–319.

Ratze, C., F. Gillet, J.-P. Müller et K. Stoffel. 2007, «Simulation modelling of ecological hierarchies in constructive dynamical systems», *Ecological complexity*, vol. 4, nº 1, p. 13–25.

Relieu, M., P. Salembier et J. Theureau. 2004, «Introduction au numéro spécial activité et action/cognition située», *Activités*, vol. 1, nº 2, p. 3–10.

RF. 2000, «Loi n 2000-108 du 10 février 2000 relative à la modernisation et au développement du service public de l'électricité», .

Richardson, I., M. Thomson et D. Infield. 2008, «A high-resolution domestic building occupancy model for energy demand simulations», *Energy and Buildings*, vol. 40, nº 8, p. 1560–1566.

Rogers, A., S. Maleki, S. Ghosh et J. Nicholas R. 2011, «Adaptive home heating control through gaussian process prediction and mathematical programming», dans *ATES 2011*, p. 71–78.

Rounsevell, M. D., B. Pedroli, K.-H. Erb, M. Gramberger, A. G. Busck, H. Haberl, S. Kristensen, T. Kuemmerle, S. Lavorel, M. Lindner et collab.. 2012, «Challenges for land system science», *Land Use Policy*, vol. 29, nº 4, p. 899–910.

Russell, S. et P. Norvig. 1995, *Artificial intelligence : a modern approach*, Prentice Hall.

Saha, S., S. Moorthi, H.-L. Pan, X. Wu, J. Wang, S. Nadiga, P. Tripp, R. Kistler, J. Woollen, D. Behringer et collab.. 2010, «The ncep climate forecast system reanalysis», *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 91, nº 8, p. 1015–1057.

Salembier, P. et H. Ashtiani. 1998, «Computer science approaches to cooperation, in Y. Rogers, M. Scaife & L. Bannon (eds.) : Theoretical approaches for analysing cooperative technologies for complex work settings», Rapport de recherche EU TMR Network COTCOS, IRIT, Université Paul Sabatier, Toulouse.

Salembier, P., J. Dugdale, M. Frejus et Y. Haradji. 2009, «A descriptive model of contextual activities for the design of domestic situations», dans *European Conference on Cognitive Ergonomics : Designing beyond the Product—Understanding Activity and User Experience in Ubiquitous Environments*, VTT Technical Research Centre of Finland, p. 13.

Salembier, P. et B. Pavard. 2004, «Analyse et modélisation des activités coopératives situées. évolutions d'un questionnement et apports à la conception», *Activités*, vol. 1, nº 1, p. 87.

Schaller, N., P. Martin, J.-F. Mari, C. Aubry, M. Benoît et collab.. 2012, «Combining farmers' decision rules and landscape stochastic regularities for landscape modelling», *Landscape Ecology*, vol. 27, nº 3, p. 433–446.

Schelling, T. C. 1971, «Dynamic models of segregation», *Journal of mathematical sociology*, vol. 1, nº 2, p. 143–186.

Schillo, M., K. Fischer et C. T. Klein. 2001, «The micro-macro link in dai and sociology», dans *Multi-agent-based simulation*, Springer, p. 133–148.

Seligman, C., J. M. Darley et L. J. Becker. 1978, «Behavioral approaches to residential energy conservation», *Energy and buildings*, vol. 1, nº 3, p. 325–337.

Servat, D., E. Perrier, J.-P. Treuil et A. Drogoul. 1998, «When agents emerge from agents : Introducing multi-scale viewpoints in multi-agent simulations», *LNCS*, vol. 1534, p. 183–198.

Shafir, E. 2013, *The behavioral foundations of public policy*, Princeton University Press.

Shoham, Y. 1993, «Agent-oriented programming», *Artificial intelligence*, vol. 60, nº 1, p. 51–92.

Sierhuis, M., W. J. Clancey et R. J. J. Van Hoof. 2007, «Brahms : a multi-agent modelling environment for simulating work processes and practices», *Int. J. of Sim. and Proc. Modelling*, vol. 3, nº 3, p. 134–152.

Smitha, S. et F. Chacko. 2013, «Intelligent energy management in smart and sustainable buildings with multi-agent control system», dans *Automation, Computing, Communication, Control and Compressed Sensing (iMac4s), 2013 International Multi-Conference on*, IEEE, p. 190–195.

Soyez, J.-B., G. Morvan, D. Dupont et R. Merzouki. 2012, «A methodology to engineer and validate dynamic multi-level multi-agent based simulations.», dans *MABS*, Springer, p. 130–142.

Soyez, J.-B., G. Morvan, R. Merzouki et D. Dupont. 2015, «Multilevel agent-based modeling of system of systems», *Systems Journal*.

Spivey, M. 2008, *The continuity of mind*, Oxford University Press.

Squazzoni, F., W. Jager et B. Edmonds. 2014, «Social simulation in the social sciences a brief overview», *Social Science Computer Review*, vol. 32, nº 3, p. 279–294.

Steels, L. et R. Brooks. 1995, *The artificial life route to artificial intelligence : Building embodied, situated agents*, L. Erlbaum Associates Inc.

Stokes, M., M. Rylatt et K. Lomas. 2004, «A simple model of domestic lighting demand», *Energy and Buildings*, vol. 36, nº 2, p. 103–116.

Taillandier, P., O. Therond et B. Gaudou. 2012, «Une architecture d'agent bdi basée sur la théorie des fonctions de croyance : application à la simulation du comportement des agriculteurs», dans *Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents*, Cépadués, p. 107–116.

Takuno, T., M. Koyama et T. Hikihara. 2010, «In-home power distribution systems by circuit switching and power packet dispatching», dans *2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, p. 427–430.

Taneja, J., D. Culler et P. Dutta. 2010, «Towards cooperative grids : Sensor/actuator networks for renewables integration», dans *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on*, IEEE, p. 531–536.

Thelen, E., G. Schöner, C. Scheier et L. B. Smith. 2001, «The dynamics of embodiment : A field theory of infant perseverative reaching», *Behavioral and brain sciences*, vol. 24, nº 01, p. 1–34.

Theureau, J. 2004, «L'hypothèse de la cognition (ou action) située et la tradition d'analyse du travail de l'ergonomie de langue française», *ctivités*, vol. 1, nº 2, p. 11–25.

Thomas, M.-P. 2011, «Energy consumption in residential and transport sectors : an analysis based on a lifestyle approach», dans *4th ECLEER Seminar (European Centre and Laboratories for Energy Efficiency Research), EDF R&D*.

Tisseau, J. 2001, «Réalité virtuelle : autonomie in virtuo», *Habilitationa diriger des recherches, Université de Rennes*, vol. 1.

Tissot-Colle, C. et J. Jouzel. 2013, «La transition énergétique : 2020-2050», *Avis du Conseil économique, social et environnemental*.

Tisue, S. et U. Wilensky. 2004, «Netlogo : Design and implementation of a multi-agent modeling environment», dans *Proceedings of agent*, vol. 2004, p. 7–9.

Tomasello, M. et A. Vaish. 2013, «Origins of human cooperation and morality», *Annual review of psychology*, vol. 64, p. 231–255.

Tranouez, P. 2005, *Contribution à la modélisation et à la prise en compte informatique de niveaux de description multiples*, thèse de doctorat, Université du Havre.

Tranouez, P., C. Bertelle et D. Olivier. 2006, «Changing levels of description in a fluid flow simulation», dans *Emergent Properties in Natural and Artificial Dynamical Systems*, Springer, p. 87–99.

Van Nguyen, T., J. G. Kim et D. Choi. 2009, «Iss : the interactive smart home simulator», dans *Advanced Communication Technology, 2009. ICACT 2009. 11th International Conference on*, vol. 3, IEEE, p. 1828–1833.

Vanbergue, D. et A. Drogoul. 2002, «Approche multi-agent pour la simulation urbaine», *6émes Journées CASSINI*, vol. 24.

Vandoorn, T. L., B. Renders, L. Degroote, B. Meersman et L. Vandevelde. 2011, «Active load control in islanded microgrids based on the grid voltage», *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 2, nº 1, p. 139–151.

Varela, F. 1996, «Introduction aux sciences cognitives», *Paris : Seuil. Trad*.

Vaubourg, J., Y. Presse, B. Camus, C. Bourjot, L. Ciarletta, V. Chevrier, J.-P. Tavella et H. Morais. 2015, «Multi-agent multi-model simulation of smart grids in the ms4sg project», dans *Advances in Practical Applications of Agents, Multi-Agent Systems, and Sustainability : The PAAMS Collection*, Springer, p. 240–251.

Vincenot, C. E., F. Giannino, M. Rietkerk, K. Moriya et S. Mazzoleni. 2011, «Theoretical considerations on the combined use of system dynamics and individual-based modeling in ecology», *Ecological Modelling*, vol. 222, nº 1, p. 210–218.

Vo, D.-A., A. Drogoul et J.-D. Zucker. 2012, «An operational meta-model for handling multiple scales in agent-based simulations», dans *RIVF*, p. 1–6.

Vo, D.-A., A. Drogoul, J.-D. Zucker et T. V. Ho. 2010, «A modelling language to represent and specify emerging structures in agent-based model», *The 13th International Conference on Principles and Practice of Multi-Agent Systems (PRIMA-2010)*.

Weidlich, A. et D. Veit. 2008, «A critical survey of agent-based wholesale electricity market models», *Energy Economics*, vol. 30, n° 4, p. 1728–1759.

Wetter, M. 2009, «Modelica-based modelling and simulation to support research and development in building energy and control systems», *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 2, n° 2, p. 143–161.

Wong, W., L. Cavedon, J. Thangarajah et L. Padgham. 2012, «Flexible conversation management using a bdi agent approach», dans *Intelligent Virtual Agents*, Springer, p. 464–470.

Wooldridge, M., N. R. Jennings et D. Kinny. 2000, «The gaia methodology for agent-oriented analysis and design», *Autonomous Agents and multi-agent systems*, vol. 3, n° 3, p. 285–312.

Wooldridge, M. J. et N. R. Jennings. 1999, «Software engineering with agents : Pitfalls and pratfalls», *Internet Computing, IEEE*, vol. 3, n° 3, p. 20–27.

Yang, R. et L. Wang. 2013, «Development of multi-agent system for building energy and comfort management based on occupant behaviors», *Energy and Buildings*, vol. 56, p. 1–7.

Zeiler, W., T. Labeodan et G. Boxem. 2014, «Detecting and tracing building occupants to optimize process control», .

Zélem, M.-C. 2013, «Le confort thermique, norme technique ou norme sociale ?», *Débat National sur la Transition Energétique, Note 12*.

Zhou, Z., W. K. V. Chan et J. H. Chow. 2007, «Agent-based simulation of electricity markets : a survey of tools», *Artificial Intelligence Review*, vol. 28, n° 4, p. 305–342.

Ce document a été réalisé avec LaTeX et le style ArsClassica.