



THESE DE DOCTORAT

Spécialité

INFORMATIQUE

(Ecole Doctorale Sciences et Technologie, UGB) &
(Ecole Doctorale ED130 EDITE de Paris : École Doctorale Informatique, Télécommunication et
Électronique, UPMC)

SIMULATION A BASE D'AGENTS DE LA PROPAGATION DE LA SCHISTOSOMIASE : UNE APPROCHE DE COMPOSITION ET DE DEPLOIEMENT DE MODELES

Présentée par

Monsieur Papa Alioune Cisse

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR de l'Université Gaston Berger et de l'Université PIERRE et MARIE CURIE

Soutenue le 09 décembre 2016

Devant le jury composé de :

Rapporteurs : BERTELLE Cyrile Pr. Université du Havre - Normandie Université, France
 NDIAYE Mamadou Lamine Pr. ESP - UCAD, Dakar, Sénégal

Examineurs : CHIPPAUX Jean Philippe, Directeur de Recherche UMR 216 - IRD, Bénin
 BAH Alassane Pr. ESP - UCAD, Dakar, Sénégal
 CAMARA Gaoussou MCF. UADB, Bambey (Diourbel), Sénégal

Directeurs de Thèse : LO Moussa Pr. UGB, Saint-Louis, Sénégal
 CAMBIER Christophe MCF. UPMC, Paris, France

Co-encadrant : DEMBELE Jean Marie MCF. UGB, Saint-Louis, Sénégal

A

mes parents,

ma femme,

mes amis

et toute ma famille

REMERCIEMENTS

Mes premiers mots de remerciements vont à l'endroit de mon encadrant Jean Marie DEMBELE. L'assistance, sur tous les plans, que tu m'as apportée restera à jamais gravée dans ma mémoire. J'exprime toute ma reconnaissance à mes deux co-directeurs de thèse, Christophe CAMBIER et Moussa LO pour leurs confiances et leurs soutiens.

Je remercie Cyrille BERTELE et Mamadou Lamine NDIAYE pour avoir rapporté sur ma thèse, pour tous les commentaires et conseils constructifs qu'ils m'ont apportés dans leurs rapports.

Mes remerciements vont aussi à l'endroit de mes examinateurs Jean Philippe CHIPPAUX, Alassane BAH et Gaoussou CAMARA.

Je remercie le MESR, PDI-MSC/IRD/UPMC, l'AUF et le CEA-MITIC pour leur soutien financier qui a permis de mener à bout cette thèse.

Je remercie les personnes et les institutions qui m'ont apportées leurs expertises médicales dans la partie applicative de ma thèse : Idrissa Talla du PNLB, EPLS et Mariama Sène WADE de l'UGB.

Mes remerciements touchent aussi mes laboratoires d'accueil : UMMISCO – Bondy (Paris), LANI – UGB (Saint-Louis) et l'IRD – Hann (Dakar). Je remercie également tout le personnel enseignant et administratif de l'UFR SAT de l'UGB.

Mes derniers mots de remerciements sont réservés à mes parents, ma femme, mon fils qui est né durant la thèse, mes frères et sœurs et mes amis.

Je remercie mon père Serigne Babacar CISSE, ma mère Rokhaya GAYE, ma femme Khadi FALL, mon fils Mohamed CISSE, ma tante Seynabou CISSE, ma tante Awa DIOP, tous mes frères et toutes mes sœurs.

Mes remerciements à mes ami(e)s : Amadou Moustapha Dit Câble DIALLO (avec son long nom) et ses parents en ville, Mamadou Diallo MBAO, Ababacar GAYE, Abdou Sall DIENG, Amar NDOYE, Moustapha FALL, Habib NIANG et sa femme Collé DIALLO, Assane SARR et sa famille, Aminata LO.

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS	3
TABLE DES MATIERES	5
TABLE DES FIGURES	8
LISTE DES TABLEAUX	10
CHAPITRE 1. INTRODUCTION GÉNÉRALE	12
1.1 CONTEXTE DE LA THESE : SIMULATION A BASE D'AGENTS DE LA PROPAGATION DE LA BILHARZIOSE : UNE APPROCHE DE COUPLAGE DE MODELES	13
1.2 ENJEUX ET OBJECTIFS DE LA THESE.....	15
1.3 RESUMES DES DIFFERENTS CHAPITRES DE LA THESE.....	16
CHAPITRE 2. ETAT DE L'ART ET MODÉLISATION MATHÉMATIQUE DE LA BILHARZIOSE.....	19
2.1 LA BILHARZIOSE ET SA DYNAMIQUE DE PROPAGATION.....	20
2.1.1 <i>Présentation de la Bilharziose</i>	20
2.1.2 <i>Le Cycle de Vie de l'Agent Pathogène</i>	23
2.1.3 <i>Les différentes dynamiques sous-jacentes à la transmission de la Schistosomose</i>	24
2.1.3.1 La Dynamique Intra-Hôte.....	25
2.1.3.2 La Dynamique de Transmission	25
2.2 LA PROPAGATION DE LA SCHISTOSOMOSE, UN PHENOMENE COMPLEXE	29
2.2.1 <i>Notions de Systèmes Complexes</i>	29
2.2.2 <i>Complexité du Phénomène de Propagation de la Schistosomose</i>	30
2.3 MODELISATION MATHÉMATIQUE DE LA SCHISTOSOMOSE.....	31
2.3.1 <i>Notions de Modélisation et de Simulation</i>	31
2.3.2 <i>Approches Mathématiques pour la Modélisation de la Schistosomose</i>	32
2.3.2.1 Modèles à Base d'Equations Différentielles Ordinaires (EDO)	32
2.3.2.2 Un exemple de modèle à Base d'EDO	34
2.3.2.3 Modèles Statistiques.....	36
2.4 SYNTHESE.....	38
CHAPITRE 3. MODÉLISATION INFORMATIQUE DE LA SCHISTOSOMOSE, UNE APPROCHE COMPLÉMENTAIRE	40
3.1 MODELISATION ET SIMULATION INFORMATIQUE POUR L'EPIDEMIOLOGIE.....	41
3.1.1 <i>L'épidémiologie informatique, qu'est-ce que c'est ?</i>	41
3.1.2 <i>Des nouveaux défis épidémiologiques sur la propagation des maladies</i>	42
3.1.3 <i>Aux solutions informatiques de modélisation et de simulation</i>	45
3.2 LA MODELISATION A BASE D'AGENTS DES MALADIES INFECTIEUSES	46
3.2.1 <i>Les systèmes multi-agents</i>	47
3.2.2 <i>Les agents</i>	48
3.2.3 <i>Les environnements des systèmes multi-agents</i>	48
3.2.4 <i>Dynamique d'un système multi-agents</i>	49
3.2.5 <i>La modélisation multi-niveaux à base d'agents</i>	50
3.2.6 <i>Les modèles à base d'agents des maladies infectieuses</i>	53
3.3 PERTINENCE DE L'APPROCHE AGENTS POUR MODELISER LA SCHISTOSOMOSE	55

3.3.1	<i>D'une vue multi-dynamiques de la transmission de la Schistosomose</i>	56
3.3.2	<i>... à un système à plusieurs niveaux d'interactions</i>	58
3.4	SYNTHESE.....	59
CHAPITRE 4. DYNAMIQUE SPATIALE DE LA SCHISTOSOMOSE : UN EXEMPLE DE SPATIALISATION D'UN MODÈLE EDO PAR UN MODÈLE AGENT ..		62
4.1	LA DYNAMIQUE SPATIALE DE LA SCHISTOSOMOSE : DE QUOI S'AGIT -IL ?.....	63
4.2	PRESENTATION DU MODELE A BASE D'EDO CHOISI	65
4.2.1	<i>Justifications du choix du modèle de (Gao et al., 2011)</i>	65
4.2.1	<i>Le Système d'Equations du Modèle et ses Paramètres</i>	67
4.2.2	<i>Résultats des Simulations Numériques</i>	67
4.3	DU MODELE A BASE D'EDO AU MODELE DISCRET A BASE D'AGENTS.....	67
4.3.1	<i>Passage du Système d'Equations à un Système à base d'Agents</i>	67
4.3.2	<i>Un Premier Modèle Discret à Base d'Agents</i>	69
4.3.3	<i>Expérimentations et Résultats de Simulations</i>	72
4.4	SPATIALISATION DU MODELE DISCRET A BASE D'AGENTS.....	74
4.4.1	<i>Intégration d'un environnement spatial</i>	74
4.4.2	<i>Les Modèles à Base d'Agents Successivement Spatialisés</i>	76
4.4.3	<i>Expérimentations et Discussion des Résultats de Simulations</i>	79
4.5	SYNTHESE.....	83
CHAPITRE 5. DYNAMIQUE SOCIALE DE LA SCHISTOSOMOSE : UNE ARCHITECTURE BDI DES PATTERNS DE CONTACT HOMME-EAU.....		85
5.1	DYNAMIQUE SOCIALE ET PATTERNS DE CONTACT HOMME-EAU.....	86
5.1.1	<i>De quoi s'agit-il ?</i>	86
5.1.2	<i>Etat de l'Art sur les Patterns de Contact Homme-Eau</i>	88
5.1.2.1	Identification et description des activités de contact.....	88
5.1.2.2	Evaluation des activités de contact dans la transmission de la maladie	89
5.1.2.3	Corrélation avec les facteurs socioéconomiques.....	90
5.2	UNE EBAUCHE SUR L'ARCHITECTURE BDI.....	93
5.2.1	<i>Problèmes sous-acents aux modèles BDI</i>	93
5.2.2	<i>Description informelle de l'Architecture BDI</i>	95
5.2.3	<i>Quelques Architectures BDI existants</i>	97
5.3	UNE ARCHITECTURE BDI POUR LES PATTERNS DE CONTACT HOMME-EAU	99
5.3.1	<i>Notre Approche pour simuler les Patterns de Contact Homme-Eau</i>	99
5.3.2	<i>L'Architecture BDI de l'Agent Individu</i>	102
5.3.2.1	Module des Croyances.....	103
5.3.2.2	Module des Désirs	103
5.3.2.3	Module des Intentions	104
5.3.2.4	Module d'Election des Désirs.....	104
5.3.3	<i>Application : La Schistosomose à Niamey</i>	106
5.3.3.1	Description du modèle.....	106
5.3.3.2	Expérimentation avec GAMA	108
5.4	SYNTHESE.....	110
CHAPITRE 6. COMPOSITION DES DYNAMIQUES SPATIALE ET SOCIALE DE LA SCHISTOSOMOSE.....		112
6.1	INTRODUCTION	113
6.2	LE COUPLAGE DE MODELES	115
6.2.1	<i>Qu'est-ce que c'est ?</i>	115

6.2.2	<i>Définitions du couplage de modèles</i>	115
6.2.3	<i>Types, Approches, plateformes et exemples de couplage</i>	116
6.3	METHODE DE COUPLAGE A L'AIDE D'AGENTS, EXEMPLE DU META-MODELE AA4MM	119
6.4	COUPLAGE D'UN MODELE DECISIONNEL ET D'UN MODELE COMPORTEMENTAL	121
6.5	SYNTHESE.....	129
CHAPITRE 7. EXPÉRIMENTATION ET SIMULATION DE LA PLATEFORME DE COUPLAGE GAMA-JASON		131
7.1	PRESENTATION DES DEUX MODELES COUPLES	132
7.1.1	<i>Hypothèses de base</i>	132
7.1.1.1	Cadre général.....	132
7.1.1.2	Cas d'étude des écoliers de la ville de Niamey.....	134
7.1.2	<i>Le modèle Comportemental des écoliers de Niamey dans GAMA</i>	135
7.1.3	<i>Le Modèle décisionnel BDI dans JASON</i>	139
7.1.3.1	Le langage AgentSpeak (L).....	142
7.1.3.2	L'agent Jason de l'écolier.....	146
7.2	EXPERIMENTATION ET SIMULATIONS DE LA PLATEFORME	153
7.2.1	<i>Cadre expérimental</i>	153
7.2.2	<i>Scenarii de Simulations</i>	155
7.3	SYNTHESE.....	157
CHAPITRE 8. CONCLUSION GÉNÉRALE		159
8.1	BILAN	160
8.1.1	<i>Résumé</i>	160
8.1.2	<i>Abstract</i>	161
8.1.3	<i>Contributions</i>	161
8.2	PERSPECTIVES.....	163
8.3	VALORISATION DE LA THESE	164
8.3.1	<i>Publications au cours de la Thèse</i>	164
8.3.1.1	Article de Revue International.....	164
8.3.1.2	Article de Revue Nationale.....	164
8.3.2	<i>Activités Scientifiques au cours de la Thèse</i>	165
8.3.2.1	Rencontres Scientifiques	165
8.3.2.2	Communication	165
8.3.2.3	Poster.....	165
BIBLIOGRAPHIE		167

TABLE DES FIGURES

Figure 1. 1 : Architecture du Système de veille	14
Figure 2. 1 : Distribution géographique de la Schistosomose dans le monde (Source : (OMS, 2013))	20
Figure 2. 2 : Cycle de vie de l'Agent Pathogène (exemple du <i>S. haematobium</i>) (source : (Nouboué, 2011))	23
Figure 2. 3 : Dynamiques sous-jacentes à la transmission de la Schistosomose	24
Figure 2. 4 : Exemple de Modèle compartimenté	33
Figure 2. 5 : Exemple de système d'Equations Différentielles Ordinaires (Gauche) et Diagramme de transmission associé (Droite) (Source : (Gao et al., 2011)).....	35
Figure 2. 6 : Analyse de sensibilité de trois politiques de contrôle de la Schistosomose (Source : (Gao et al., 2011)).....	36
Figure 3. 1 : Comportement d'un agent (boucle perception-raisonnement-action) (source : (Siebert, 2011)).....	50
Figure 3. 2 : Approche de modélisation « mono-niveau » à base d'agents	51
Figure 3. 3 : Approche de modélisation « mono-niveau » à base d'agents	52
Figure 3. 4 : Vue multi-dynamiques de la transmission de la Schistosomose.....	56
Figure 3. 5 : Dynamiques sous-jacentes à la propagation de la Schistosomose	57
Figure 3. 6 : Le phénomène de transmission de la Schistosomose vu comme un système à plusieurs niveaux d'interaction.....	58
Figure 4. 1 : Les différentes entités (et leurs interactions) du modèle à base d'agents établi à partir de modèle à base d'équations.....	69
Figure 4. 2 : Distribution aléatoire des agents <i>Humain</i> et <i>Mollusque</i> dans une grille, dans le modèle discret à base d'agents	70
Figure 4. 3 : Séquence d'actions du modèle discret à base d'agents exécutées à chaque pas de temps	71
Figure 4. 4 : Simulation sans politique de contrôle. (Gauche) : Evolution des infections humaines. (Droite) : Evolution des infections des mollusques.....	72
Figure 4. 5 : Simulation avec élimination de cercaires. (Gauche) : Evolution des infections des humaines. (Droite) : Evolution des infections des mollusques	73
Figure 4. 6 : Simulation avec traitement des infectés. (Gauche) : Evolution des infections des individus. (Droite) : Evolution des infections des mollusques.....	73
Figure 4. 7 : Simulation avec élimination de mollusques. (Gauche) : Evolution des infections des individus. (Droite) : Evolution des infections des mollusques.....	73
Figure 4. 8 : Simulation avec combinaison des trois politiques de contrôle. (Gauche) : Evolution des infections des individus. (Droite) : Evolution des infections des mollusques.....	73
Figure 4. 9 : SIG de l'environnement des agents. Configuration à un unique point d'eau	74
Figure 4. 10 : SIG de l'environnement des agents. Configuration à un deux points d'eau	75
Figure 4. 11 : Méthode de Spatialisation du modèle edo par un modèle agents.	77
Figure 4. 12 : Problème du modèle discret à base d'agents	77
Figure 4. 13 : Problème des Modèles spatialisés.....	78
Figure 4. 14 : Environnements Géographiques des agents dans GAMA	79
Figure 4. 15 : Evolution des infections humaines (sans appliquer de politique de contrôle). (Gauche) : Modèle discret, sans espace. (Droite) : Modèle spatialisé à un seul point d'eau.	80
Figure 4. 16 : Evolution des infections humaines (sans appliquer de politique de contrôle). (Gauche) : Modèle spatialisé à 2 PE sans propriétés distinctives. (Droite) : Modèle spatialisé à 2 PE avec propriétés distinctives.....	80

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2. 1 : Caractéristiques des Schistosomes	21
Tableau 2. 2 : Répartition géographique des Schistosomes dans le monde	22
Tableau 2. 3 : Symptômes des Schistosomoses.....	22
Tableau 4. 1 : Système d'Equations du modèle de (Gao et al., 2011) et signification des paramètres .	66
Tableau 4. 2 : Valeurs des paramètres utilisés dans le modèle discret et tirés, en grande partie, du modèle de (Gao et al., 2011)	71
Tableau 7. 1 : Agents du modèle comportemental, leurs attributs et quelques comportements.....	138

Chapitre 1. Introduction Générale

Plan de Chapitre

1.1	CONTEXTE DE LA THESE : SIMULATION A BASE D'AGENTS DE LA PROPAGATION DE LA BILHARZIOSE : UNE APPROCHE DE COUPLAGE DE MODELES	13
1.2	ENJEUX ET OBJECTIFS DE LA THESE.....	15
1.3	RESUMES DES DIFFERENTS CHAPITRES DE LA THESE	16

1.1 Contexte de la Thèse : Simulation à base d'agents de la propagation de la Bilharziose : une approche de couplage de modèles

Le travail de recherche de cette thèse a pour contexte la modélisation et la simulation à base d'agents des systèmes complexes appliquées au phénomène de propagation de la Bilharziose. Plus particulièrement, nous nous sommes intéressés aux aspects spatiaux et sociaux de la propagation de la maladie, en utilisant une approche de couplage de modèles à base d'agents. En effet, la bilharziose est une maladie à caractère épidémiologique constituant un problème de santé publique non négligeable. Sa propagation est un phénomène complexe faisant intervenir un grand nombre d'entités (hôte, vecteur, agent pathogène, environnement – géographie, climat, végétation, pluie, etc.) interagissant sur plusieurs échelles spatio-temporelles.

Il est donc nécessaire de développer des politiques de contrôle de cette pandémie afin de pouvoir anticiper sur cette dernière et éviter sa propagation dans les zones à risque. Ceci doit passer par l'étude et la compréhension des mécanismes sous-jacents de ce phénomène complexe pour ainsi aboutir à la mise en place d'un système de prévision et d'aide à la décision permettant la vérification, la rectification et la validation de certaines hypothèses sur le phénomène en question.

Nos travaux se déroulent dans le cadre d'un projet (*Mise en place d'un système de veille épidémiologique pour le contrôle de la propagation de la bilharziose dans la vallée du fleuve Sénégal*) en cours au sein de l'équipe informatique du LANI¹ de l'Université Gaston Berger (UGB) de Saint-Louis du Sénégal². Les principaux objectifs du projet ; dans lequel nous collaborons avec le PNLB³, l'ONG EPLS⁴ et des experts du domaine ; sont la prédiction de risques et la prise de décision. Fondé sur une association d'approches numérique et qualitative de modélisation et de simulation, ce système de veille se structure donc à l'aide d'un schéma (**Figure 1.1**) composé de deux niveaux conceptuels : un haut niveau et un bas niveau.

¹Laboratoire d'Analyse Numérique et d'Informatique

²Nos travaux de thèse se déroulent aussi dans le cadre d'un programme appelé « Programme Doctoral International-Modélisation des Systèmes Complexes (PDI-MSC), organisé par l'Université Pierre et Marie Curie (UPMC) de Paris et l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD), avec l'UMI 209 UMMISCO Bondy, Paris.

³PNLB (Programme Nationale de Lutte contre la Bilharziose)

⁴EPLS (ONG Espoir Pour La Santé de Saint-Louis du Sénégal)

- Le haut niveau : constitué des approches qualitatives, il permet de s'abstraire de certaines propriétés détaillées du phénomène surveillé ; la propagation de la Bilharziose par exemple. Ces approches exhibent, à partir de la description conceptuelle du bas niveau et des données disponibles, les processus internes et/ou externes prédominants dans le processus de prédiction de risques et de prises de décision.
- Le bas niveau : intégrant les approches numériques⁵, il décrit substantiellement les caractéristiques physiques et dynamiques du phénomène. C'est dans ce niveau également que les modèles permettent d'expliquer l'évolution du phénomène mais aussi de valider/vérifier/rectifier certaines de ses hypothèses de manière moins coûteuse et plus rigoureuse, dans certains cas, que les expériences menées en laboratoire.

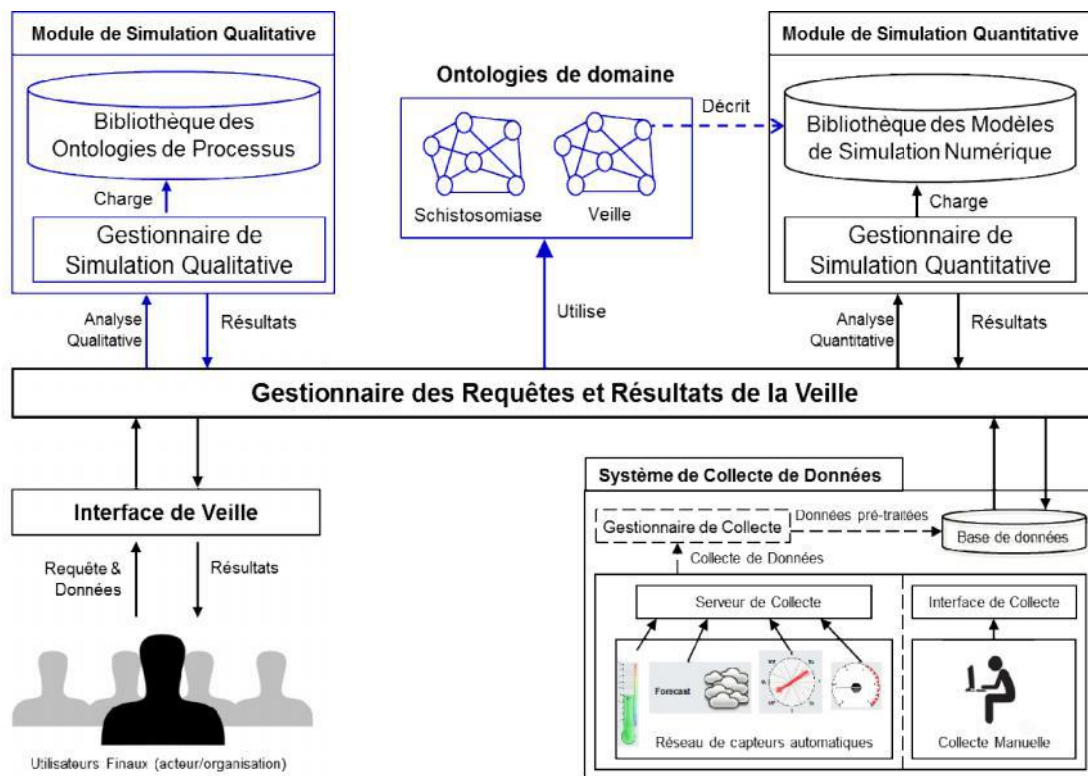


Figure 1. 1 : Architecture du Système de veille

Dans le cadre du projet, la partie qualitative (haut niveau) repose sur une approche de modélisation ontologique faisant déjà l'objet d'une autre thèse. Nos travaux de thèse se situent eux au niveau de la couche numérique (bas niveau) et proposent de suivre une approche de simulation à base d'agents distribuée et composant des modèles hétérogènes de dynamiques.

⁵Modélisation mathématique, modélisation à base d'agents, etc.

1.2 Enjeux et Objectifs de la Thèse

Le phénomène de propagation de la bilharziose est un cas précis de système complexe (Camara et al., 2012). L'étude des systèmes complexes nécessite de recourir à la modélisation et à la simulation (Moigne, 1999). La modélisation permet, dans bien des cas, de donner une représentation « simplifiée » du système pour répondre à une question précise sur celui-ci. Le modèle obtenu peut ensuite être mis en œuvre dans une simulation pour observer les propriétés et comportements émergents du système. La modélisation à base d'agents, reposant sur les Systèmes Multi Agents (SMA), constitue un des moyens les plus adaptés pour réaliser ces études.

D'un autre côté, il faut remarquer qu'il existe une approche mathématique de modélisation des systèmes complexes qui est basée sur la résolution d'équations. Cette approche s'est imposée le plus souvent comme le support descriptif et calculatoire servant de base à la modélisation des phénomènes complexes. A cet effet, plusieurs études ont été réalisées dans le cadre de la modélisation mathématique de la dynamique de propagation de la bilharziose (Chiyaka et al., 2010), (Gao et al., 2011), (Allen et Victory, 2003). Un des objectifs de cette thèse consiste à partir d'une description mathématique du phénomène de la propagation de la bilharziose que nous améliorons en tirant parti des concepts informatiques des systèmes multi-agents.

Par ailleurs, la complexité de la propagation épidémiologique se répercute sur les modèles qui en résultent et leur mise en œuvre dans une simulation. Ceci justifie le choix d'une composition et d'un déploiement de modèles de simulation à base d'agents. En effet, même s'il existe des sous-systèmes élémentaires épidémiologiques simples à modéliser il est toujours difficile de les coupler sans faire face à des problèmes de compatibilité de plateformes ou d'explosion combinatoire. En outre, les approches de modélisation actuelles ne fournissent pas de méthodes élaborées permettant d'assouplir la construction de tels modèles pour atteindre ces objectifs.

L'objectif majeur de cette thèse, exprimé ci-dessous en trois sous objectifs, est donc de concevoir et développer une architecture à base d'agents, distribuée, pour la simulation de la propagation de la Bilharziose :

- revisiter, compléter et adapter au formalisme « agent », les modèles (principalement mathématiques) de dynamiques intervenant dans la propagation de la Bilharziose
- faciliter l'interopérabilité et la composition de ces modèles de simulation de dynamiques
- assurer la distribution/répartition de leurs simulations dans un environnement distribué.

1.3 Résumés des différents chapitres de la Thèse

Le manuscrit est structuré en huit chapitres. Les chapitres 1 et 8 constituent, respectivement, l'introduction et la conclusion générale. Le chapitre 2 propose un état de l'art sur la Bilharziose et les modèles mathématiques (notamment ceux à base d'Equations Différentielles Ordinaires) (EDO) de dynamiques intervenant dans la propagation de la maladie. Ce chapitre a permis de revisiter un certain nombre de modèles à base d'EDO utilisés dans la littérature, pour en identifier un qui nous a servi de référence pour établir notre premier modèle à base d'agents que nous avons présenté au chapitre 4.

Le chapitre 3 propose de montrer la pertinence de l'approche multi-agents pour modéliser et simuler les phénomènes épidémiologiques, notamment la propagation des maladies infectieuses dans une population donnée. Nous nous positionnons au domaine de « *l'épidémiologie informatique* » et notre démarche de modélisation est une contribution dans ce sens : elle vise à pousser les limites de « *l'épidémiologie mathématique* » dans l'étude et la compréhension de la propagation des maladies épidémiques en général, et de la Bilharziose, en particulier.

Le chapitre 4 aborde la « Dynamique spatiale de la Bilharziose » et expose le premier modèle à base d'agents, établi à partir d'un modèle à base d'EDO de référence.

Le chapitre 5 aborde la « Dynamique sociale de la Bilharziose » et propose d'utiliser l'architecture BDI (Belief, Desire et Intention) des Systèmes Multi-Agents cognitifs pour représenter cette dynamique.

Dans les chapitres 4 et 5, sont traités respectivement, la « dynamique spatiale » et la « dynamique sociale » de la Bilharziose. Deux modèles à base d'agents sont proposés pour chaque dynamique. Ils sont implémentés et simulés, en utilisant des formalismes différents et

des plateformes différentes. Pour avoir un modèle qui tient compte de ces deux dynamiques, nous avons proposé de les combiner, et de coupler les plateformes (GAMA et JASON) qui ont servi à les implémenter. Le chapitre 6 développe notre solution de couplage de ces deux plateformes et le chapitre 7, le modèle implémenté (en utilisant des données concernant la Bilharziose dans la ville de Niamey au Niger) dans cette plateforme de couplage.

Le chapitre 8 (la conclusion générale) aborde le résumé, les perspectives, ainsi que les différentes contributions de la Thèse. Il présente également les publications et les différentes activités scientifiques auxquelles nous avons participées durant la Thèse.

Chapitre 2. Etat de l'Art et Modélisation Mathématique de la Bilharziose

Plan de Chapitre

2.1	LA BILHARZIOSE ET SA DYNAMIQUE DE PROPAGATION.....	20
2.1.1	Présentation de la Bilharziose	20
2.1.2	Le Cycle de Vie de l'Agent Pathogène	23
2.1.3	Les différentes dynamiques sous-jacentes à la transmission de la Schistosomose.....	24
2.2	LA PROPAGATION DE LA SCHISTOSOMOSE, UN PHENOMENE COMPLEXE	29
2.2.1	Notions de Systèmes Complexes	29
2.2.2	Complexité du Phénomène de Propagation de la Schistosomose.....	30
2.3	MODELISATION MATHEMATIQUE DE LA SCHISTOSOMOSE	31
2.3.1	Notions de Modélisation et de Simulation	31
2.3.2	Approches Mathématiques pour la Modélisation de la Schistosomose.....	32
2.4	SYNTHESE.....	38

2.1 La Bilharziose et sa Dynamique de Propagation

2.1.1 Présentation de la Bilharziose

La Bilharziose, appelée aussi Schistosomose, est une maladie parasitaire qui est retrouvée dans les zones tropicales et subtropicales. Elle est provoquée par un ver plat appelé Schistosome ou Bilharzie (OMS, 2015).

Cette parasitose est, après le paludisme, la deuxième endémie parasitaire dans le monde. En effet, rien qu'en 2013, au moins 261 millions de personnes avaient besoin du traitement préventif contre la Schistosomose et plus de 40 millions de personnes ont été traitées contre la Schistosomose. Jusqu'en 2003, elle était présente dans 74 pays dans le monde dont 90% en Afrique (OMS, 2015), (IARC, 2012). La figure 2.1 donne la distribution géographique de la maladie dans le monde.

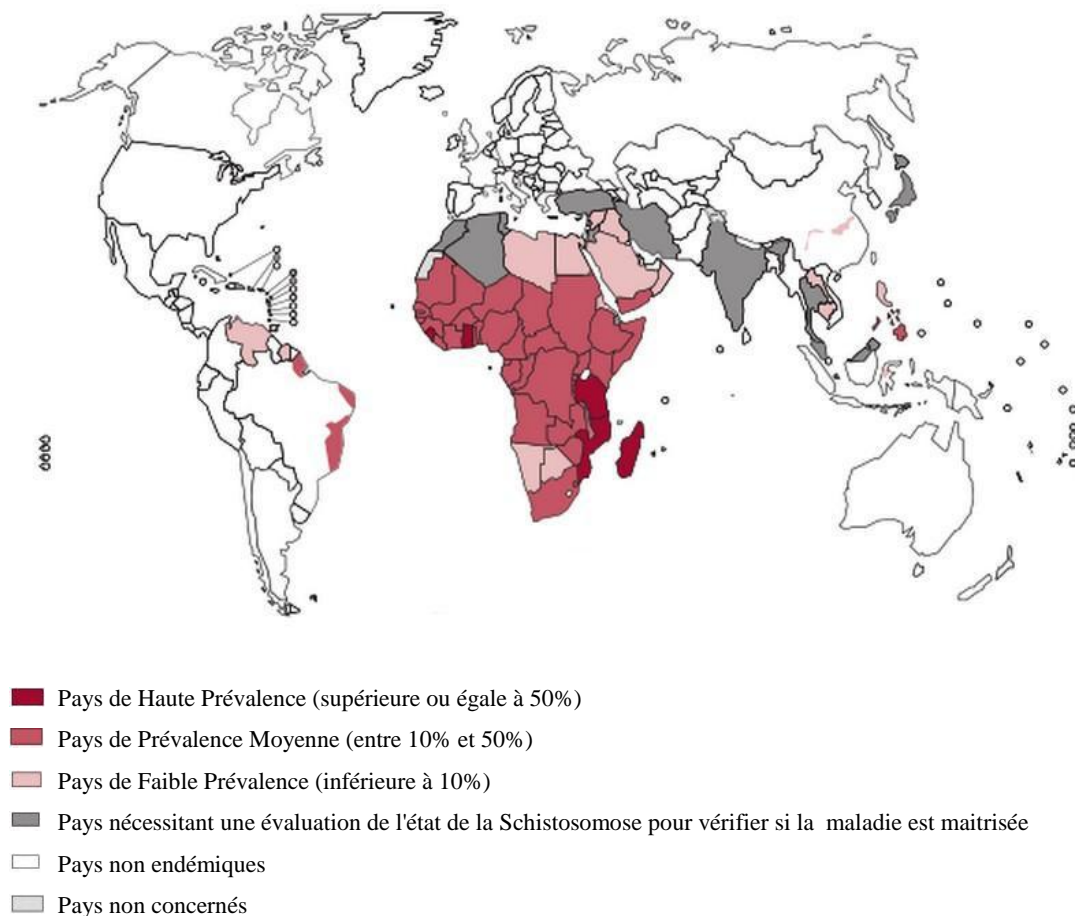


Figure 2. 1 : Distribution géographique de la Schistosomose dans le monde (Source : (OMS, 2013))

La Schistosomose touche particulièrement les enfants à l'âge d'aller à l'école, pendant leurs activités récréatives (natation, pêche, jeux) dans les eaux infestées ; les pêcheurs et agriculteurs, pendant leurs activités professionnelles (pêche, agriculture); les ménagères, pendant leurs activités domestiques (linge, vaisselle), ...

Les agents pathogènes responsables de cette maladie comptent plus de 200 espèces dont 16 peuvent infecter l'homme et les animaux. Parmi ces 16 espèces, 5 sont principalement parasites de l'homme. Il s'agit de *Schistosoma haematobium*, *Schistosoma mansoni*, *Schistosoma intercalatum*, *Schistosoma japonicum* et *Schistosoma mekongi* (OMS, 2015) (Chippaux, 2000). Elles sont responsables de deux formes principales de Schistosomose : la Schistosomose Uro-génitale et la Schistosomose Intestinale. Le Tableau 2.1 donne les principales caractéristiques des espèces citées ci-dessus (Sources : (OMS, 1985), (Chippaux, 2000) et (OMS, 2015)).

Schistosomes	Emplacement Intra-Hôte	Voie d'Élimination des Œufs	Nombre d'œufs produits par jour	Hôte Intermédiaire	Forme de Schistosomose Associée
<i>Schistosoma haematobium</i>	Plexus veineux uro-génital	Vessie	20 à 200	<i>Bulinus</i>	Uro-génitale
<i>Schistosoma mansoni</i>	Veine mésentérique inférieure	Colon	100 à 300	<i>Biomphalaria</i>	Intestinale
<i>Schistosoma intercalatum</i>	Plexus veineux péri rectal	Rectum	inconnu	<i>Bulinus</i>	Intestinale
<i>Schistosoma japonicum</i>	Veine mésentérique supérieure	Intestin grêle	500 à 3500	<i>Oncomelania</i>	Intestinale
<i>Schistosoma mekongi</i>	Veine mésentérique supérieure	Intestin grêle	inconnu	<i>Tricula</i>	Intestinale

Tableau 2. 1 : Caractéristiques des Schistosomes

Ces espèces se distinguent aussi par leur distribution géographique due en grande partie à la présence ou non de l'hôte intermédiaire dans une région. Le Tableau 2.2 donne la répartition géographique de ces espèces dans le monde (Source : (Nouboué, 2011)).

Schistosome	Distribution Géographique
<i>Schistosoma haematobium</i>	Afrique noire, vallée du Nil, Moyen-Orient, Madagascar (ouest)
<i>Schistosoma mansoni</i>	Afrique (surtout à l'est et au sud), Proche-Orient, Madagascar (est), Amérique latine (Brésil, Venezuela), certaines îles des Antilles
<i>Schistosoma intercalatum</i>	Afrique équatoriale
<i>Schistosoma japonicum</i>	Chine, Philippines, Indonésie
<i>Schistosoma mekongi</i>	Cambodge, Laos

Tableau 2. 2 : Répartition géographique des Schistosomes dans le monde

Les symptômes liés à la Schistosomose sont très nombreux et varient selon l'espèce de schistosomes. Ils sont causés, non pas par le parasite lui-même, mais par la réaction de l'organisme humain face à la pullulation d'œufs pondus par la femelle du parasite. Le Tableau 2.3 donne les symptômes liés aux deux formes principales de Schistosomose (Sources : (Dieng, 1999) et (OMS, 1985)).

Forme de Schistosomose	Symptômes
Schistosomose Intestinale	Douleurs abdominales, diarrhée, sang dans les selles, hépatomégalie (volume anormalement important du foie), hypertension dans les vaisseaux sanguins de l'abdomen, splénomégalie (augmentation du volume de la rate), ...
Schistosomose Uro-génitale	Hématurie (sang dans les urines), fibrose de la vessie et de l'urètre, lésion rénale, cancer de la vessie, légions génitales ; saignement du vagin et douleurs pendant les rapports sexuels chez la femme, pathologie des vésicules séminales ; de la prostate et d'autres organes chez l'homme, stérilité, ...

Tableau 2. 3 : Symptômes des Schistosomoses

2.1.2 Le Cycle de Vie de l'Agent Pathogène

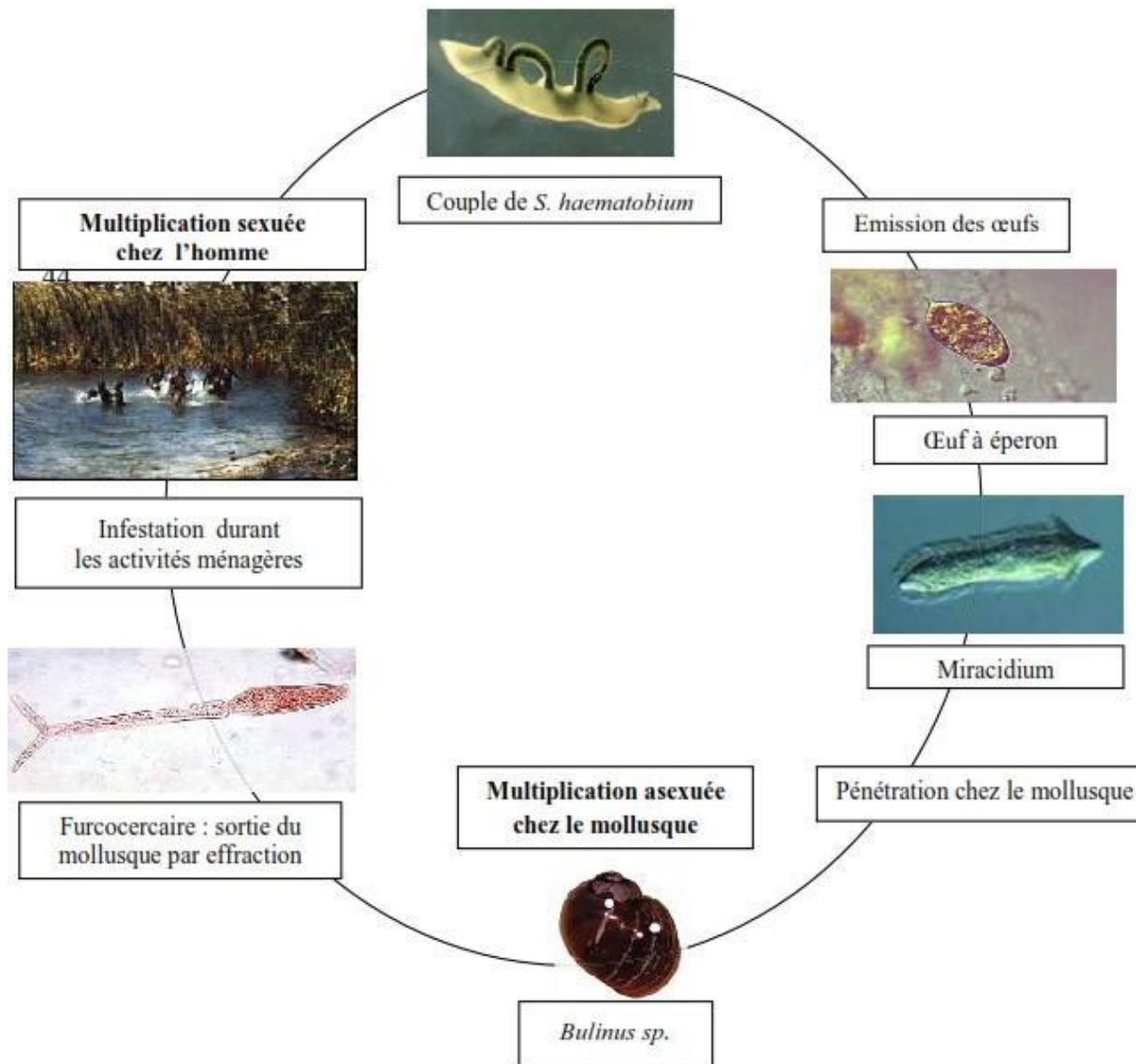


Figure 2. 2 : Cycle de vie de l'Agent Pathogène (exemple du *S. haematobium*) (source : (Nouboué, 2011))

La transmission de l'agent pathogène, d'un individu à un autre, se produit lorsqu'une personne infectée contamine l'eau douce (de type mare, rivière, canal, fleuve, etc.) à travers ses urines ou excréments. En effet, les urines ou selles d'un individu souffrant de la Schistosomose sont accompagnées des œufs produits par le parasite. Ces derniers, en contact avec l'eau, éclosent et libèrent une forme larvaire ciliée appelée miracidiums. Celui-ci nage dans l'eau à la rencontre du mollusque (hôte intermédiaire) pour le pénétrer.

A l'intérieur du mollusque, l'évolution larvaire aboutit à la formation et la libération dans l'eau des milliers de larves appelées cercaires. Quand une personne est en contact avec

l'eau douce infestée, la cercaire peut l'infecter. Elle pénètre sa peau, libère sa queue et devient un schistosomule.

Dans l'organisme humain, les vers adultes vivent dans le système veineux - porte hépatique - où ils s'accouplent, puis migrent à contre-courant dans les plexus veineux splanchniques pour y pondre leurs œufs. Une bonne partie des œufs restent dans l'organisme de l'homme et y subissent différentes mutations : ce qui rend la personne malade. L'autre partie des œufs migrent vers la vessie (pour sortir dans l'urine) ou l'intestin (pour sortir avec les excréments) selon le type de Schistosomose en question.

2.1.3 Les différentes dynamiques sous-jacentes à la transmission de la Schistosomose

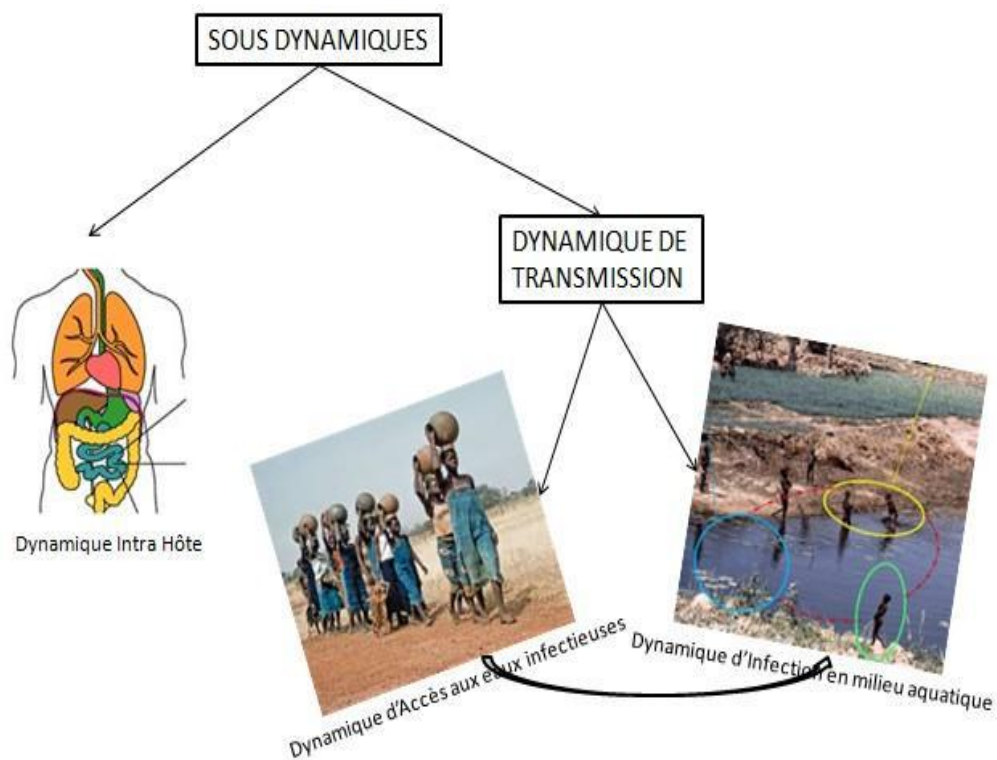


Figure 2. 3 : Dynamiques sous-jacentes à la transmission de la Schistosomose

La description de la dynamique du schistosome permet de voir que ce dernier évolue à l'intérieur de deux hôtes, un hôte définitif qui peut être un humain ou un bétail et l'hôte intermédiaire qui est un mollusque d'eau douce. Il transite de l'un vers l'autre par l'intermédiaire de l'eau.

Ceci permet de diviser la dynamique du parasite en deux parties : une partie intra-hôte et une partie appelée dynamique de transmission, où le parasite est en interaction avec d'autres entités pour rejoindre sa dynamique intra-hôte. A cet effet, la modélisation de la Schistosomose intervient à deux niveaux, comme c'est le cas de la plupart des maladies vectorielles (Rogier et Sallet, 2004): les modèles intra-hôtes et les modèles de la dynamique de transmission.

2.1.3.1 La Dynamique Intra-Hôte

La dynamique intra-hôte des parasites commence lorsqu'ils pénètrent la peau d'un individu. Les schistosomules passent plusieurs jours dans la peau avant de passer par les vaisseaux sanguins qui traversent les poumons. Ils migrent ensuite par la circulation systématique vers le foie où ils s'installent, atteignent la maturité sexuelle et se forment en couples. Seuls les couples de vers atteignent le système porte du foie, se transforment en adultes et s'accouplent. Par la suite, ces paires de vers migrent par la circulation sanguine à leur emplacement définitif (Voir Tableau 2.2) pour pondre leurs œufs (Allen et Victory, 2003), (Cohen, 1977).

Les modèles intra-hôtes décrivent généralement la dynamique de ces stades larvaires du parasite et ses interactions avec les organes de l'organisme et le système immunitaire (Anderson et May, 1978). Ils étudient aussi leurs interactions avec les médicaments et les effets des traitements médicaux dans la biologie des parasites (Xu et al., 2006).

2.1.3.2 La Dynamique de Transmission

Les modèles de la dynamique de transmission étudient l'évolution des infections chez les hôtes définitifs, c'est-à-dire, la transmission de l'agent pathogène d'un individu à un autre. Ils décrivent généralement les différentes étapes de ce passage, les différentes entités qui y interviennent et leurs interactions.

A la différence de plusieurs autres maladies vectorielles comme le paludisme, pour qui la transmission du parasite entre le vecteur et l'hôte⁶ est directe, la Schistosomose présente une situation spécifique.

⁶ Tous les deux évoluant pratiquement dans le même environnement

Non seulement l'hôte intermédiaire et l'hôte définitif vivent dans des environnements différents, mais la transmission du parasite entre eux n'est pas directe. Elle se fait via un support : l'eau douce (mare, rivière, fleuve, etc.). Elle est pour l'hôte intermédiaire le principal environnement d'évolution, pour l'hôte définitif une source vitale et pour l'agent pathogène un vecteur de transmission à deux sens : de l'individu au mollusque et vice versa. Ce qui rend le processus de transmission particulièrement intéressant. Dans ces conditions, sans que l'hôte définitif (humain ou bétail) ne se joigne à l'environnement des infections (le milieu aquatique), qui est différent de son environnement d'évolution, la transmission n'est pas assurée.

C'est ce qui nous amène à considérer le rôle du comportement humain vis-à-vis des eaux dans la dynamique de transfert du schistosome. Ainsi, nous subdivisons cette dynamique en deux sous dynamiques : la sous dynamique d'accès des individus aux eaux infectieuses et la dynamique de transmission du parasite en milieu aquatique.

2.1.3.1 La Dynamique d'Accès aux Eaux Infectieuses

Cette dynamique d'accès aux eaux propose d'étudier le rôle du comportement humain dans la transmission de la maladie. Elle se focalise sur les activités pouvant amener un individu à s'exposer au risque d'être infecté par le parasite et aux conditions socioculturelles pouvant les expliquer.

En effet, pour que la transmission ait lieu, toutes les trois entités concernées (l'hôte définitif, le parasite et l'hôte intermédiaire) doivent converger en temps et en espace dans des points d'eaux convenables (Kloos et al., 1998).

En outre, l'intensité des infections est considérablement influencée par les fréquences, les durées et les intensités des contacts humains avec les eaux infestées.

Pour (Watts et al., 1998), la Schistosomose persiste dans les zones où elle est endémique seulement par ce que les populations continuent de contaminer les eaux lors de leurs activités excrétoires et viennent en contact des sources d'eau potentiellement infectieuses durant les activités domestique, ludique et agricole. Pour eux, et de nombreux autres auteurs, une compréhension du « *pourquoi, quand, où et comment est-ce-que les populations s'engagent dans des comportements qui leurs mettent dans un risque de*

contracter et de perpétuer la Schistosomose à travers des activités de contact, doit être un paramètre essentiel dans tout programme intégré de lutte contre la Schistosomose ».

C'est dans ce contexte que se pose la problématique du rôle du comportement humain dans la transmission de la Schistosomose, de ses activités de contact et d'utilisation des eaux en relation avec la maladie. Ainsi, nombreux sont les travaux qui se sont intéressés à l'identification des différents types d'activités de contact hydriques ainsi que les facteurs socioéconomiques derrière ces activités (Watts et al., 1998) (Barbosa, 1998a) (Kloos et al., 1998) (Gaud, 1958) (Ximenes et al., 2001).

Dans (Barbosa, 1998a), l'auteur pointe du doigt l'inefficacité des stratégies de lutte contre la Schistosomose, souvent fondées sur une approche classique de contrôle systémique de l'hôte intermédiaire combinée à un traitement médical des personnes infectées, qui sont établies sans aucune préoccupation sociale des populations concernées. En citant quelques cas où, malgré les stratégies de lutte, la maladie se stabilise ou revient après être vaincue ; il soutient que *« la reproduction continue de la Schistosomose ne peut être comprise ni interrompue par une simple approche biologique, elle doit être considérée dans son contexte socioculturel comme un processus capable de produire une structure épidémiologique renfermant plusieurs couches déterminantes dans son occurrence ».*

De leur côté, (Ximenes et al., 2001) pensent que les activités de contacts peuvent non seulement dépendre des choix propres des personnes mais aussi des contraintes et opportunités posées par les conditions socioéconomiques. Selon ces auteurs, l'efficacité de l'utilisation de cette approche, dans une perspective de lutte contre la Schistosomose, n'est plus à démontrer. Elle permet de décrire et évaluer la contribution du comportement humain relatif à ses activités hydriques, dans la transmission de la maladie.

2.1.3.2 La Dynamique d'Infection en Milieu Aquatique

Le milieu aquatique désigne l'environnement des eaux, où doivent se rencontrer toutes les entités qui interviennent dans le processus de transmission pour que celle-ci soit perpétuée. En plus d'abriter le mollusque, il joue le rôle important de vecteur de transfert du parasite, à double sens, entre l'hôte final et l'hôte intermédiaire. C'est aussi donc, instantanément, un environnement d'évolution de l'agent pathogène.

En effet, le miracidium peut rester, au maximum, dans l'eau jusqu'à 24 heures pour trouver son hôte intermédiaire. Quant à la cercaire, elle peut rester jusqu'à 48 heures au maximum, en nageant sur la surface de l'eau, pour trouver une peau à pénétrer (Cohen, 1977) (Gentilini et al., 1993) (Senghor, 2010).

Ces larves ne s'alimentent pas, mais sont dotées d'une réserve d'énergie limitée dans le temps. Leur seule chance de pouvoir transmettre leurs gènes est d'arriver à ce à quoi se résume toute leur existence extérieure: pénétrer un hôte approprié.

La biologie comportementale de ces larves révèle qu'elles sont dotées de mécanismes et des stratégies de recherche et de reconnaissance de leurs hôtes bien appropriées, les permettant d'arriver à leurs fins. Le lecteur intéressé pourra se référer aux références suivantes (Fried et Graczyk, 1997) (Körner et Haas 1998a) (Haas, 2003) (Haas et al., 1995) (Sukhdeo, 1994) ; pour plus de détail sur les mécanismes mis en œuvre dans le processus de rencontre et de reconnaissance des hôtes : « *départ de l'habitat d'origine, diffusion sur la surface de l'eau, localisation de l'habitat de l'hôte, orientation dirigée-hôte, fixation à l'hôte, contact persistant avec l'hôte* », etc.

L'étude de la dynamique d'infection dans le milieu aquatique requiert que l'on se penche individuellement sur chacun des éléments qui y interviennent (hôte définitif, hôte intermédiaire, schistosome, cercaire, eau). Le but est, pour la plupart du temps, d'étudier et évaluer son rôle et son apport dans la perpétuation des infections.

Certains modèles ont contribué à faire progresser la compréhension de la transmission des schistosomes et la plupart d'entre eux se concentrent sur l'estimation des taux de schistosomes, de miracidiums et de cercaires (Allen et Victory, 2003).

D'autres études se focalisent sur la dynamique des populations des mollusques (Labbo et al., 2003) (Labbo et al., 2008). Elles s'intéressent particulièrement à la biologie des mollusques, aux sites pouvant les abriter, aux régimes hydrologiques de ces sites, aux variations climatiques et saisonnières pouvant influencer sur leur présence/absence dans un milieu, etc.

D'un autre côté, vu le rôle primordial que joue le milieu aquatique dans la transmission du schistosome, bon nombre de modèles mathématiques, de type *pluie-écoulement*, qui ont contribué à la conceptualisation et la prédiction de l'influence des processus hydrologiques

dans les changements environnementaux, sont utilisés dans le cadre de la Schistosomose (Remais et al., 2008) (Gagnon et al., 2014). L'objectif, dans ces travaux, consiste à faire un couplage de ces modèles avec des modèles de type épidémiologique afin de comprendre l'influence des processus hydrologiques dans la transmission de la maladie.

Concernant l'hôte définitif, sa responsabilité dans le processus de transmission en milieu aquatique est relative à son comportement pendant qu'il est dans les eaux. Des indices d'exposition sont souvent créés pour évaluer le risque d'infection d'un individu se trouvant dans les eaux (Gaud, 1958). Ces indices reposent sur des observations telles que le moment de la journée où l'individu entre en contact avec l'eau, la durée du contact, le type d'activité effectuée, la surface corporelle exposée pendant le contact, la probabilité de présence de cercaires dans l'eau, etc.

2.2 La Propagation de la Schistosomose, un Phénomène Complexe

2.2.1 Notions de Systèmes Complexes

Il existe dans la littérature, plusieurs définitions au tour des notions de « systèmes » et de « systèmes complexes ». Chacune d'elles relève du point de vue du modélisateur sur le système qu'il étudie. Nous donnons ici quelques définitions qui peuvent avoir un sens pour notre phénomène de propagation de la Schistosomose.

(Amblard et Phan, 2006) définissent un « système » comme « *un ensemble d'éléments ou d'entités dont les interactions et le mode de fonctionnement forment la dynamique globale du système* ». Par extension à cette définition, il faut noter qu'un système complexe est un système « *constitué d'entités qui interagissent les unes avec les autres de façon locale et non triviale (non linéaire notamment, ou avec des boucles de rétroaction), de sorte que l'évolution du système ne peut être prédite par l'intégration pure et simple des lois qui régissent les entités : la prédiction nécessite une expérimentation ou une simulation* » (Picault, 2013).

Cette définition laisse apparaître un point de vue qui est largement partagé dans le domaine des Systèmes Multi-Agents (SMA) : la modélisation et la simulation informatique pour étudier les systèmes complexes. C'est, par exemple, ce point de vue que défend (Fromm, 2004), en ces termes : « *l'approche générale pour étudier un système complexe est une simulation informatique, dans laquelle une itération répétée de règles locales simples d'une population d'agents en interaction, conduit aux phénomènes globaux complexes* ».

2.2.2 Complexité du Phénomène de Propagation de la Schistosomose

La Schistosomose est une maladie à caractère épidémiologique. Or, les phénomènes épidémiologiques, par leurs évolutions et leurs émergences issues des interactions des éléments les composant, sont systématiquement qualifiés de complexes (Camara et al., 2012).

En effet, ils sont composés d'un très grand nombre d'entités (hôtes, vecteurs, agent pathogène, environnements – géographie, climat, végétation, pluie, etc.) dont les interactions donnent lieu à des émergences variant selon les niveaux d'échelles spatiale et temporelle. Ces émergences peuvent avoir des conséquences sanitaires allant jusqu'à la propagation des maladies dans de vastes zones géographiques et touchant un nombre grandissant d'individus.

Ainsi, pour établir la complexité du phénomène de propagation de la Schistosomose, nous proposons de la placer dans un cadre plus large de l'épidémiologie.

L'épidémiologie se définit, dans les recommandations « déontologie et bonnes pratiques en épidémiologie » de 1998, comme étant « *une discipline scientifique qui étudie notamment les différents facteurs intervenant dans l'apparition des maladies ou de phénomènes de santé ainsi que leur fréquence, leur mode de distribution, leur évolution et la mise en œuvre des moyens nécessaires à la prévention* ».

Les objectifs principaux de l'épidémiologie sont la promotion de la santé et la réduction des problèmes de santé. Elle s'appuie sur des techniques de mesure et de comparaison et utilise des outils tels que les indicateurs et déterminants de santé afin de recueillir, interpréter et utiliser toutes les informations liées aux problèmes de santé.

Les indicateurs de santé sont des variables bien définies pour renseigner sur l'état de santé d'une population. Les déterminants de santé sont les facteurs qui influent sur l'état de santé des populations. Ces facteurs sont d'ordre social, comportemental, biologique et environnemental. Les facteurs qui sont liés à l'environnement sont l'ensemble des conditions naturelles, physiques, chimiques, etc. susceptibles d'avoir un effet direct ou indirect, immédiat ou à long terme, sur la santé des populations.

Concernant la Schistosomose, il faut remarquer que la maladie ne peut se déclarer que si, à la fois le vecteur, l'hôte et l'agent pathogène sont présents (Kloos et al., 1998). C'est la rencontre entre ces entités et leurs interactions qui sont à l'origine des infections.

Si nous considérons la dynamique d'infection en milieu aquatique comme étant le plus bas niveau de conception du phénomène de propagation de la Schistosomose, nous avons montré, dans la section 2.1.3, qu'une simple infection d'un hôte final est le résultat d'un ensemble de processus et de mécanismes comportementaux simples, mis en œuvre localement par chaque entité, indépendamment des autres. Aussi, est-ce le résultat de leurs actions comportementales individuelles et des interactions entre elles qui sont à la base des infections.

Sur une échelle plus large de transfert des infections dans d'autres zones, la propagation de la maladie suppose d'abord qu'ils surviennent des phénomènes liés à la fois à la migration des individus, à l'écoulement des eaux mais aussi à la diffusion des vecteurs et de l'agent pathogène.

En effet, (Allen et Victory, 2003) prétendent que la carte épidémiologique de la Schistosomose a changé. Les activités liées au développement des ressources en eau et les déplacements des populations ont propagé la maladie dans des zones auparavant non endémiques alors que de nombreux pays avaient réussi à éradiquer la maladie.

En outre, les projets de grande envergure de retenue des eaux pour l'électricité et l'irrigation ont permis l'implantation de la maladie dans de nouvelles zones. Ceci s'explique par le simple fait que ces travaux créent en même temps les conditions environnementales propices à l'évolution et la distribution du vecteur (Chippaux, 2000) (OMS, 2015).

2.3 Modélisation Mathématique de la Schistosomose

2.3.1 Notions de Modélisation et de Simulation

La modélisation et la simulation sont deux activités qui vont de pair et qui forment ensemble une approche scientifique à part entière dont le but est de proposer des théories, outils et vocabulaires spécifiques afin de produire des connaissances sur des phénomènes naturels et artificiels (Siebert, 2011).

L'activité de modélisation consiste à construire, à partir d'un système ou d'un phénomène que l'on veut étudier, une abstraction de celui-ci (le modèle), qui ne retient du système que les grandeurs caractéristiques (les variables d'états) jugées pertinentes par le modélisateur (Fianyo, 2001). De cette définition, il convient de retenir donc qu'un modèle est

une représentation simplifiée d'un système selon un point de vue ou une question bien déterminée.

La simulation est l'activité qui consiste à faire évoluer un modèle au cours du temps et ainsi calculer, pour chaque valeur du temps de simulation, un résultat partiel (Siebert, 2011). De ce point de vue, l'utilisation de la simulation peut aider à comprendre le fonctionnement et le comportement du système ou du phénomène modélisé, afin d'appréhender certaines de ses caractéristiques dynamiques (Fianyo, 2001). Selon (Drogoul, 1993), la démarche de modélisation et de simulation trouve son intérêt essentiellement dans deux types de situations : « *Le premier type se définit par l'impossibilité de recourir à l'expérimentation directe, en raison, par exemple, de considérations éthiques ou d'impossibilités techniques. Le second type de situation est celui où l'on ne dispose pas de bases théoriques solides sur un phénomène donné et où l'on cherche à élaborer une théorie, par voie de simulation, qui permet de rendre compte des données d'observation* ».

2.3.2 Approches Mathématiques pour la Modélisation de la Schistosomose

2.3.2.1 Modèles à Base d'Equations Différentielles Ordinaires (EDO)

Les modèles mathématiques à base d'Equations des maladies infectieuses en général, sont composés de deux parties : les *compartiments* et les *règles*.

- Les compartiments permettent de diviser les populations considérées en sous populations d'entités homogènes selon les différents états possibles de la maladie ou de l'infection, d'où le nom « *modèle compartimental* » employé en modélisation mathématique des épidémies d'une manière générale. Considérant la population humaine par exemple, celle-ci peut être compartimentée en sous populations d'individus susceptibles (S), d'individus infectés (I), d'individus rétablis (R), mis en quarantaine (Q), décédés (D) ; comme on peut le voir sur la figure suivante.

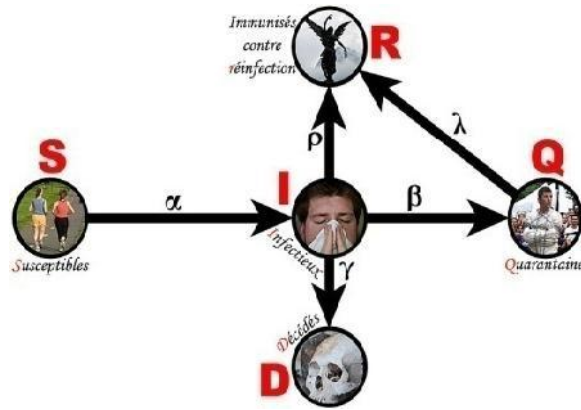


Figure 2. 4 : Exemple de Modèle compartimenté

- Les règles quant à elles donnent les proportions d'entités migrant d'un compartiment à un autre. Exemple, la règle $r(S \rightarrow I)$ exprime la proportion d'individus susceptibles devenant infectés.

Chaque compartiment est représenté dans le modèle par une équation et les règles associées donnent les proportions d'entités entrant et sortant du compartiment. Ainsi, le modèle mathématique est un ensemble d'équations dont la simulation numérique montre l'évolution quantitative de chaque compartiment selon l'échelle temporelle ou spatio-temporelle considérée. La plupart des modèles mathématiques sur la Schistosomose sont à base d'équations différentielles ordinaires (EDO) et ne prennent donc en compte que la dimension temporelle des infections.

Pour illustrer ceci, considérons l'équation ci-dessous exprimant l'évolution quantitative des personnes infectées dans le temps :

$$\frac{dI}{dt} = \frac{S}{1+rP} PS - (\sim + u)I \quad (1)$$

Le terme $\frac{S}{1+rP} PS$, mettant en relation la population des individus susceptibles ; représentée par S et celle des cercaires ; représentée par P , est une règle qui donne la proportion d'individus susceptibles devenant infectés avec un taux $\frac{S}{1+rP}$ appelé **incident de saturation**, avec (la probabilité de transmission par contact entre S et P). La règle $(\sim + u)I$ donne la proportion d'individus infectés quittant le compartiment I par mort naturelle (au taux \sim) ou par morbidité (au taux u).

Les règles incorporent des coefficients (β, μ, δ , etc.) appelés paramètres du modèles. Ces derniers, exprimant souvent les taux d'infection, d'incident, de transmission, etc., jouent un rôle primordial dans la qualité et la représentativité d'un modèle mathématique. Ils offrent aux modèles mathématiques toute leur flexibilité et leur grande potentialité d'abstraction qui fait qu'ils soient applicables dans beaucoup de situations analogues.

En plus, l'utilisation des paramètres fait que les modèles mathématiques soient très efficaces lorsqu'il s'agit, par exemple, d'élaborer une meilleure compréhension et un contrôle efficace des infections Schistosomoses. En effet, dans l'objectif d'évaluer l'impact d'un traitement médical sur la dynamique d'infection des individus, un paramètre τ est introduit dans l'équation (I) qui devient :

$$\frac{dI}{dt} = \frac{S}{1+rP} PS - (\sim + u + \dagger)I \quad (2)$$

De ce fait, la proportion d'individus quittant le compartiment I devient plus importante. Ainsi, les individus de la population des infectés traités rejoignent ceux de la population des susceptibles.

2.3.2.2 Un exemple de modèle à Base d'EDO

Le modèle présenté dans cette section est tiré de (Gao et al., 2011)⁷. C'est un modèle à base d'Equations Différentielles Ordinaires de la dynamique de transmission de la Schistosomose. Il est utilisé pour étudier et évaluer les effets de quelques stratégies de lutte contre la Schistosomose, sur la dynamique de transmission de la maladie. Trois stratégies de lutte sont considérées : traitement des individus infectés, élimination du mollusque, hôte intermédiaire et élimination des cercaires. La figure suivante donne le système d'équations du modèle et son diagramme de transmission associé :

⁷ Ce modèle est présenté un peu plus en détail dans le chapitre 4. Il constitue le modèle mathématique de référence à partir duquel nous sommes partis pour établir notre premier modèle à base d'agents (les justifications du choix de ce modèle sont aussi données dans le chapitre 4).

$$\begin{cases} \frac{dS_1}{dt} = \Lambda_1 - \frac{\beta_1 P S_1}{1 + \alpha_1 P} - \mu_1 S_1 + \eta I_1, \\ \frac{dI_1}{dt} = \frac{\beta_1 P S_1}{1 + \alpha_1 P} - (\mu_1 + \delta_1 + \eta) I_1, \\ \frac{dM}{dt} = k \gamma_1 I_1 - \mu_3 M, \\ \frac{dS_2}{dt} = \Lambda_2 - \frac{\beta_2 M S_2}{M_0 + \epsilon M^2} - (\mu_2 + \theta) S_2, \\ \frac{dI_2}{dt} = \frac{\beta_2 M S_2}{M_0 + \epsilon M^2} - (\mu_2 + \delta_2 + \theta) I_2, \\ \frac{dP}{dt} = \gamma_2 I_2 - (\mu_4 + \tau) P. \end{cases}$$

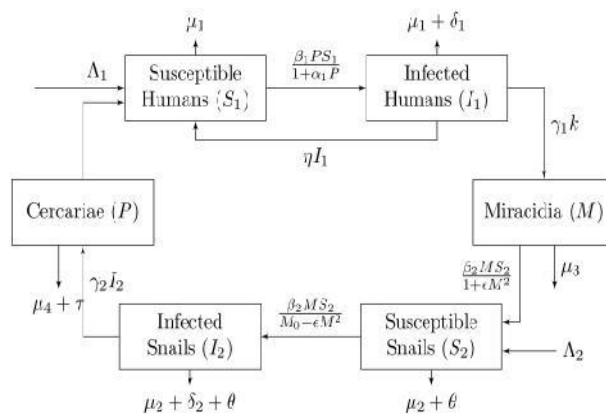


Figure 2. 5 : Exemple de système d'Equations Différentielles Ordinaires (Gauche) et Diagramme de transmission associé (Droite) (Source : (Gao et al., 2011))

Avec ce modèle, l'objectif était de déterminer la meilleure politique de contrôle parmi les trois stratégies proposées. Pour cela, la posture adoptée, consiste à se servir du taux de reproduction de base, R_0 , pour faire une comparaison entre ces trois stratégies de contrôle.

Très utilisé en épidémiologie, le Taux de reproduction de Base (R_0) est désigné « *heuristiquement comme le nombre moyen de nouveaux cas d'infection, engendrés par un individu infecté moyen (au court de sa période d'infectiosité), dans une population entièrement constituée de susceptibles* » (Sallet, 2010). $R_0 < 1$, signifie qu'en moyenne, une personne infectée entraîne moins d'une nouvelle infection au cours de sa période d'infectiosité ; et donc, la maladie finira par disparaître. Contrairement, $R_0 > 1$ veut dire qu'elle va se propager d'avantage.

En représentant les trois politiques de contrôle par des paramètres dans le modèle (représentant le taux de traitement des personnes infectées ; , le taux d'élimination des mollusques et , le taux d'élimination des cercaires), les auteurs font des simulations numériques pour faire une analyse de sensibilité de R_0 par rapport à ces trois paramètres. C'est-à-dire, pour quel paramètre, R_0 a plus de sensibilité ?

Le résultat fondamental est donné dans la figure suivante : la meilleure politique est celle consistant à éliminer le mollusque, hôte intermédiaire.

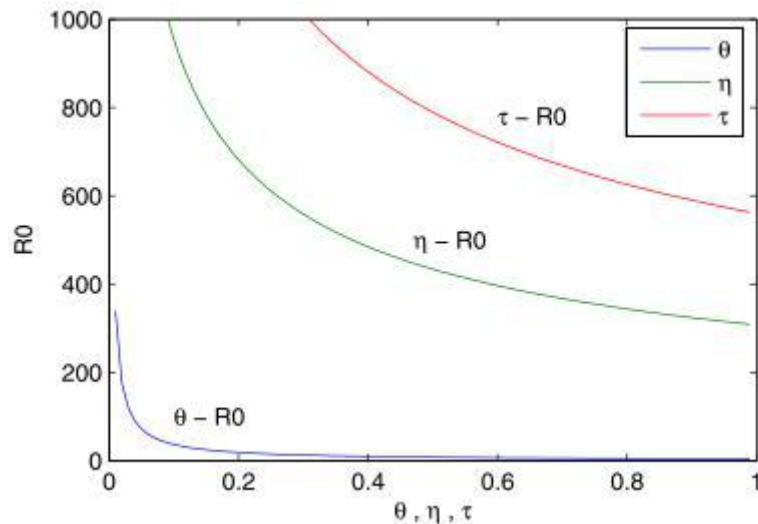


Figure 2. 6 : Analyse de sensibilité de trois politiques de contrôle de la Schistosomose (Source : (Gao et al., 2011))

2.3.2.3 Modèles Statistiques

Les modèles basés sur des éléments statistiques sont souvent utilisés dans la dynamique d'accès des individus aux eaux. Ils proposent de rechercher des corrélations entre des données observées ou recueillies (relatives aux activités hydriques menées par les individus dans les points d'eaux infectieuses) et des variables explicatives (relatives à l'environnement socioculturel des individus) (Etard et Borel, 1992) (Ximenes et al., 2001) (Huang et Manderson, 2005).

Dans cette approche, la démarche méthodologique utilisée consiste à observer directement, sinon procéder par enquête, le comportement des populations vis-à-vis des points d'eau. Ces observations permettent d'obtenir des informations sous plusieurs formes : les types d'activités de contact Homme-Eau (professionnel, loisir, ménagères, ...), les moments de la journée où ces contacts ont lieu, la surface corporelle exposée à l'eau, la durée et la fréquence des contacts, les sites de contact utilisés, l'âge et le sexe des individus impliqués, ... Ensuite, à travers une étude par éléments croisés, ces données sont analysées et associées statistiquement aux situations socioéconomiques des populations observées. En effet, les observations effectuées peuvent parfois concerner une partie bien ciblée de la population.

Ainsi, pour chaque individu ou groupe d'individus observé, sa situation socio-économique est étudiée afin de trouver les variables potentiellement justificatives de ces activités de contact ainsi que la fréquence de ces contacts. Ces variables explicatives peuvent

dépendre de plusieurs facteurs d'ordre sociodémographique, économique, environnemental, culturel, religieux, historique, etc. Elles peuvent aussi être appréhendées selon plusieurs niveaux : niveau individuel, niveau local et niveau national ou régional.

Au niveau individuel, l'âge, le sexe, le niveau d'étude, l'appartenance ethnique, etc. sont autant de variables d'ordre sociodémographique souvent associées aux activités de contact. Huit jours d'observation directe dans un village situé en zone sahélienne par (Etard et Borel, 1992), ont permis de montrer que les activités domestiques, essentiellement féminine, représente 62 % des contacts observés, tandis que les actions récréatives, impliquant principalement les jeunes garçons, étaient responsables de 14 % des contacts enregistrés.

Au niveau ménager, des variables d'ordre économiques (profession du chef de ménage, richesse et revenu ménagère, occupation, ...) ou relatives à l'environnement domestique (distances entre les habitations des populations et les sites de contact, l'accessibilité à l'eau potable, les infrastructures sanitaires, les types de maison, possession dans les ménages, niveau d'étude du chef de ménage, ...) peuvent être déterminantes aux patterns de contact Homme-Eau. Par exemple, (Ximenes et al., 2001) montrent que les activités de loisir des personnes (âgées de 10 à 25 ans) sur les ruisseaux et les rivières ont une association statistiquement significative avec le revenu et le niveau d'étude du chef de ménage ; le type de maison, les possessions dans les ménages ; le type d'approvisionnement en eau dans le ménage et la méthode de collecte excrétoire.

Au niveau local, les politiques ou modèles de développement peuvent impacter sur les activités économiques locales, communautaires, familiales personnelles des individus. Par exemple, (Huang et Manderson, 2005) montrent que les changements politiques qui se sont opérés au plus grand niveau ont impacté sur le système de production : on passe d'un système de production collectif à un système de production familial.

Par ailleurs, l'approche statistique est aussi utilisée dans les modèles géographiques des maladies vectorielles (Tran et al., 2005) (Chippaux, 2000). Ces modèles proposent d'étudier la distribution spatiale des vecteurs en identifiant leur voie de diffusion et les conditions environnementales favorables à leur installation. Ils partent du principe que la distribution des maladies vectorielles est particulièrement sensible aux changements écologiques (le réchauffement climatique, modification des écosystèmes, ...) susceptibles de modifier l'aire de répartition des vecteurs.

La méthode utilisée consiste donc à rechercher des corrélations entre, par exemple, le résultat de prélèvements entomologiques (présence ou absence de vecteur) et des données environnementales (type de végétation, précipitations, température) acquises en utilisant des techniques de télédétection (photographie aériennes, les images satellites, les SIG, etc.).

L'objectif de ces modèles, lorsqu'ils interviennent à une grande échelle (continentale, par exemple), est d'identifier des zones favorables à l'installation des vecteurs. Ils se servent d'outils statistiques pour identifier parmi les nombreuses variables testées celles qui sont potentiellement explicatives de la présence/absence ou de l'abondance du vecteur. Lorsqu'ils interviennent à une petite échelle (par exemple, l'environnement d'évolution des vecteurs), ces modèles permettent d'expliquer les différences de densité et de répartition locale. Pour plus de détails sur ces types de modèles, le lecteur pourra se référer aux travaux de (Tran et al., 2005) et de (Chippaux, 2000), qui proposent aussi des références dans ce domaine.

2.4 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons présenté la Schistosomose en donnant le cycle de vie de l'agent pathogène responsable, et en spécifiant toutes les dynamiques sous-jacentes à la propagation de la maladie. Nous avons également fait un état de l'art sur la modélisation mathématique de la Schistosomose, en mettant l'accent sur les modèles à base d'équations. Nous avons montré, à travers un exemple, qu'ils constituent un outil approprié pour étudier certains phénomènes liés à la propagation de la maladie, prévenir des tendances épidémiques, établir et évaluer des stratégies de lutte,...

Cependant, il faut noter que les modèles mathématiques en général, et les modèles à base d'équations en particulier, présentent quelques limites face à l'étude de certains phénomènes épidémiologiques de la Schistosomose (notamment les aspects spatiaux et sociaux de la propagation de la maladie). Pour cela, nous proposons de recourir à des outils et approches informatiques pour l'étude des aspects spatiaux et sociaux de la Schistosomose: c'est l'objet du chapitre suivant qui présente quelques approches informatiques de modélisation et de simulation (notamment l'approche à base d'agents).

Chapitre 3. Modélisation informatique de la Schistosomose, une approche complémentaire

Plan de Chapitre

3.1	MODELISATION ET SIMULATION INFORMATIQUE POUR L'EPIDEMIOLOGIE.....	41
3.1.1	L'épidémiologie informatique, qu'est-ce que c'est ?	41
3.1.2	Des nouveaux défis épidémiologiques sur la propagation des maladies	42
3.1.3	Aux solutions informatiques de modélisation et de simulation.....	45
3.2	LA MODELISATION A BASE D'AGENTS DES MALADIES INFECTIEUSES	46
3.2.1	Les systèmes multi-agents.....	47
3.2.2	Les agents.....	48
3.2.3	Les environnements des systèmes multi-agents	48
3.2.4	Dynamique d'un système multi-agents	49
3.2.5	La modélisation multi-niveaux à base d'agents	50
3.2.6	Les modèles à base d'agents des maladies infectieuses	53
3.3	PERTINENCE DE L'APPROCHE AGENTS POUR MODELISER LA SCHISTOSOMOSE	55
3.3.1	D'une vue multi-dynamiques de la transmission de la Schistosomose	56
3.3.2	... à un système à plusieurs niveaux d'interactions	58
3.4	SYNTHESE.....	59

3.1 Modélisation et simulation informatique pour l'épidémiologie

3.1.1 L'épidémiologie informatique, qu'est-ce que c'est ?

Dans leur ouvrage, (Guégan et Choisy, 2008) présentent l'épidémiologie comme « *un champ de recherche pluridisciplinaire où plusieurs disciplines concourent à ses progrès : biologie moléculaire et biologie évolutive, écologie, mathématiques (en particulier, mais pas uniquement, les statistiques), sciences de l'ingénieur, géographie et démographie, etc.* ». Toutes ces disciplines comportent des concepts, des outils et des méthodes utiles pour les épidémiologistes. C'est d'ailleurs pourquoi on parle dans la littérature, de « *l'épidémiologie mathématique* », quand des outils mathématiques sont mis à la disposition de l'épidémiologie ; de « *l'épidémiologie anthropologique* », quand des théories anthropologiques sont utilisées en épidémiologie ; etc.

Récemment, un nouveau « *domaine de recherche émergent* » (Patlolla et al., 2004), appelé **Computational Epidemiology** (ou *épidémiologie informatique*), a vu le jour. Il regroupe des informaticiens, des épidémiologistes et des géographes.

Dans la littérature, l'épidémiologie informatique est généralement présentée, en la confrontant à l'épidémiologie mathématique, comme une discipline dont l'objectif principal est l'application des concepts et des ressources informatiques (notamment les techniques, approches et outils de modélisation et de simulation) et géographiques (notamment les outils de représentation et de visualisation des données géo-spatiales complexes) pour fournir aux épidémiologistes des outils conviviaux, afin de les permettre de mieux comprendre les problèmes fondamentaux de l'épidémiologie, tels que la propagation des maladies, l'efficacité d'une intervention de santé publique, la prédiction et l'analyse des manifestations des maladies et de leurs propagations dans une population donnée (Patlolla et al., 2004) (Barrett et al., 2008) (Gorder, 2010) (Marathe et Vullikanti, 2013) (Marathe et Ramakrishnan, 2013).

La plupart des auteurs cités ci-dessus considère, en plus, l'épidémiologie informatique comme une discipline complémentaire pour pousser certaines limites de l'épidémiologie mathématique, face aux nouveaux défis épidémiologiques de modélisation et de simulation de la propagation des maladies. Les deux sections suivantes présentent respectivement quelques nouveaux défis épidémiologiques contemporains de modélisation et de simulation de la propagation des maladies et des solutions informatiques pour relever ces défis.

3.1.2 Des nouveaux défis épidémiologiques sur la propagation des maladies

La traditionnelle épidémiologie mathématique a toujours été et continue d'être une discipline incontournable pour les problèmes épidémiologiques. Elle met l'accent sur l'utilisation des modèles à base d'équations différentielles pour représenter les maladies. Ces modèles, quand ils sont combinés avec des méthodes d'analyse adéquates, peuvent être des outils appropriés pour prédire de futures épidémies, comparer des alternatives et des méthodes, et même aider à préparer des stratégies d'intervention efficaces pour contrer l'évolution des maladies (Patlolla et al., 2004) (Bonabeau et al., 1998).

Dans ces modèles, la population représentée dans l'étude d'une maladie, est partitionnée en sous-groupes en fonction de différents critères (par exemple, les caractéristiques démographiques et états pathologiques), et les équations différentielles permettent de décrire la dynamique de la maladie à travers ces sous-groupes (Marathe et Ramakrishnan, 2013) (Fuks et Lawniczak, 2001).

Cependant, comme nous l'avons vu dans le chapitre 2, il faut noter que la plupart des modèles en épidémiologie mathématique pour étudier la dynamique des maladies, se basent sur des équations différentielles ordinaires (EDO). Ces modèles, en minimisant l'aspect spatial dans la propagation des maladies, se fondent sur la supposition que la population représentée, avec ses différents sous-groupes (par exemple : Susceptible, Infecté et Rétabli), est, en général, distribuée de manière homogène sur l'espace : ce qu'on appelle « mixage fort ou mélange homogène de la population » (Fuks et Lawniczak, 2001).

Dans la littérature, cette approche de modélisation de la propagation des maladies infectieuses est parfois très critiquée lorsque le rôle de l'espace est considéré (Patlolla et al., 2004). (Fuks et al., 2005), en citant plusieurs exemples qui donnent des preuves claires que certaines maladies infectieuses se propagent géographiquement ((Centers for Disease Control and Prevention (CDC), 2000) (Langer, 1964)), affirmaient déjà que : « *Le principal mécanisme de transmission des maladies infectieuses est généralement les contacts directs entre personnes ; et dès lors que ces contacts sont fortement localisés dans l'espace, il est tout à fait naturel de penser que l'espace devrait jouer un rôle important dans la dynamique des maladies infectieuses* ».

Pour pallier au problème de l'espace dans les modèles EDOs, d'autres modèles mathématiques, à base d'Equations aux Dérivées Partielles (EDP), sont utilisés pour rejeter le mélange homogène de la population et représenter la propagation géographique des maladies (Murray et al., 1986).

Cependant, ces modèles à base d'EDP, de même que ceux à base d'EDO, traitent les sous-groupes de la population, représentée dans les équations, comme des « *entités continues, et négligent le fait que les populations sont composées de simples individus en interaction* » (Fuks et Lawniczak, 2001) (Fu et Milne, 2004). Ce qui pose problème quand on s'intéresse aux aspects sociaux et interactionnelles des populations dans la propagation des maladies. En effet, ces modèles ne tiennent pas en compte la complexité des interactions humaines qui, comme le défend (Barrett et al., 2008), sert de mécanisme pour la transmission des maladies : « *la structure du réseau d'interaction des populations est un facteur important qui influence grandement l'apparition et la propagation des maladies infectieuses* ».

En outre, (Gorder, 2010) rapporte que « *Les modèles de maladies, basés sur des équations différentielles simples et des données agrégées, fonctionnaient bien, avant que les populations deviennent urbanisées et mobiles ; maintenant, les maladies se propagent dans des villes surpeuplées et sont faciles à transporter à travers de grands et complexes réseaux de contact sociaux* ».

A travers ces différentes préoccupations des épidémiologistes, entre autres : rôles de l'aspect géo-spatial, social et interactionnel dans la propagation des maladies, de nouveaux défis épidémiologiques de modélisation et de simulation sont à relever pour mieux comprendre et lutter contre la propagation des maladies infectieuses (Marathe et Ramakrishnan, 2013) (Patlolla et al., 2004).

Le challenge de “complexifier” les modèles des maladies infectieuses

L'un des objectifs principaux de l'épidémiologie est de comprendre la propagation spatio-temporelle des maladies et développer des stratégies de contrôle pour lutter contre. Les modèles mathématiques, comme nous l'avons vu précédemment, ont longtemps contribué à satisfaire ces objectifs, notamment en ce qui concerne l'élaboration et l'évaluation des politiques de contrôle contre la propagation des maladies. Cependant, force est de constater avec (Marathe et Ramakrishnan, 2013), que la faiblesse potentielle de ces modèles mathématiques est leur difficulté à saisir la complexité inhérente aux propagations des

maladies infectieuses. Or, une telle complexité est, en parties, impliquée dans les interactions et les comportements humains qui, sont appréhendés à travers les réseaux d'interactions sociaux et spatiaux (ou géographiques) (Barrett et al., 2008) (Perez and Dragicevic, 2009).

C'est pour ces raisons, entre autres, que la plupart des travaux récents en épidémiologie (Patlolla et al., 2004) (Perez and Dragicevic, 2009) (Barrett et al., 2008) (O'Hare et al., 2016), annonce un besoin urgent de recourir à l'informatique pour développer des modèles, en explicitant les aspects spatial, social et interactionnel, afin de mieux comprendre la dynamique de propagation des maladies infectieuses.

Le challenge de l'intégration de données dans les modèles

Entre autres défis contemporains en épidémiologie, l'intégration des données (qui sont parfois rares, largement distribuées et incomplètes) dans les modèles des maladies (Patlolla et al., 2004). En outre, elles sont de plus en plus stockées dans des formats récents comme les Systèmes d'Informations Géographiques (SIG). Ainsi, comme le souligne (O'Hare et al., 2016), il y'a un besoin urgent de développer des outils informatiques pour prendre en compte ces données, car *« l'intégration de ces données dans des modèles épidémiologiques compartimentés simples est souvent difficile, nécessitant l'utilisation de modèles informatiques plus complexes, mais aussi plus efficaces »*.

En définitive, il faut donc retenir, avec (Gorder, 2010), que les chercheurs en épidémiologie informatique sont motivés par l'exploitation des solutions informatiques et des ressources de calcul qui deviennent de plus en plus importantes, pour *« percer la complexité mystérieuse dans la propagation des maladies »*. Relever ces défis contemporains (qui nécessitent la prise en compte d'une quantité importante de données et rendent les modèles et les simulations plus complexes) est maintenant possible. Ceci, grâce aux avancés récentes notées dans le domaine de l'informatique (Patlolla et al., 2004) : *« de nouvelles méthodes et approches de modélisation dans la théorie des systèmes complexes (par exemple, les automates cellulaires et les systèmes multi-agents); de nouvelles techniques de représentation et de visualisation graphique (par exemple, les Systèmes d'Information Géographique et la réalité virtuelle); de nouveaux paradigmes informatiques de haute performance (exemple, les clusters et les grilles de calcul), de représentation et de gestion de données (Data Mining, Big Data, ...); etc. »*.

La section suivante présente quelques approches informatiques de modélisation et de simulation utilisées pour représenter la complexité de la propagation des maladies infectieuses.

3.1.3 Aux solutions informatiques de modélisation et de simulation

Nous avons vu dans les parties précédentes que les modèles épidémiologiques classiques, utilisant une approche basée-population et non spatiale, ne permettaient pas de prendre en compte les aspects spatiaux, sociaux, comportementaux, interactionnels, ainsi que l'hétérogénéité des populations dans la propagation des maladies. Et que donc, du fait aussi que les données sont maintenant disponibles sous formes de données SIG et dans de grandes bases de données informatiques (Patlolla et al., 2004), d'autres paradigmes informatiques de modélisation et de simulation peuvent maintenant être utilisés en épidémiologie (Patlolla et al., 2004) (Perez et Dragicevic, 2009). Nous nous limitons ici aux automates cellulaires et aux systèmes multi-agents, car ce sont les approches de modélisation informatiques les plus utilisées dans la littérature.

Les automates cellulaires

Dans la littérature, la notion d'automate cellulaire connaît des définitions nombreuses, mais sensiblement identiques. Nous en choisissons celle de (Rey et al., 2006) qui a la particularité d'être claire et succincte :

*« Un Automate Cellulaire (CA) est un système dynamique discret à deux dimensions formé par un nombre $(r * c)$ fini d'objets identiques appelés cellules, qui sont disposées de manière uniforme dans un espace cellulaire à deux dimensions (r, c) . Chaque cellule est dotée d'un état (à partir d'un ensemble d'états fini, Q), qui peut être changé à chaque pas de temps par une fonction de transition locale. En ce sens, l'état d'une cellule à un instant t particulier, dépend des états d'un ensemble de cellules, appelées son voisinage (qui est constitué habituellement des huit cellules directement adjacentes) et de son état au pas de temps précédent $t - 1$. Plus précisément, un CA est défini par un 4-uplets (C, Q, V, f) , où C est l'espace cellulaire : $C = \{(i, j), 1 \leq i \leq r, 1 \leq j \leq c\}$; Q est l'ensemble fini d'états ; $V = \{(i_k, j_k), 1 \leq k \leq n\} \subset Z * Z$, est l'ensemble fini d'indices définissant le voisinage de chaque cellule (i, j) donné par $V_{i,j} = \{(i + \alpha_1, j + \beta_1), \dots, (i + \alpha_n, j + \beta_n)\}$; f est la fonction de transition locale : $s_{i,j}^t = f(s_{i+\alpha_1, j+\beta_1}^{t-1}, \dots, s_{i+\alpha_n, j+\beta_n}^{t-1}) \in Q$, où $s_{i,j}^t$ est l'état de la cellule (i, j) à*

l'instant t. Un AC évolue de manière déterministe, et à temps discret, changeant les états des cellules en utilisant la fonction de transition locale f. ».

En général, les travaux qui se basent sur les automates cellulaires pour modéliser la propagation des maladies, utilisent un modèle épidémiologique particulier pour définir l'ensemble Q . Par exemple, $Q = \{S, I, R\}$ pour le modèle SIR ; $Q = \{S, I, E, R\}$ pour le modèle SIER ; etc. De plus, la structure de l'automate permet de délimiter l'espace de propagation de la maladie, avec des conditions aux bornes précisées (ouvert ou fermé, pour autoriser ou refuser l'immigration et l'émigration des populations) ; et les différentes cellules de l'automate représentent différentes zones de l'espace géographique.

De cette façon, les individus sont répartis dans l'espace cellulaire de telle sorte que chaque cellule abrite un individu de la population (Rey et al., 2006), ou, pour la plupart des travaux, plusieurs individus avec un nombre limité (Pfeifer, 2008) (Fu et Milne, 2004). Ainsi, les cellules se trouvent être les entités qui sont au cœur de ces modèles. Leurs évolutions, assurées par les fonctions de transitions qui se basent sur l'état actuel d'une cellule (qui correspond aux états des individus qu'elle abrite) et des états des cellules de son voisinage pour déterminer son prochain état, correspondent à l'évolution et la propagation de la maladie.

Les automates cellulaires constituent donc un outil convenable pour modéliser et simuler d'une manière appropriée, les processus de contact individuels, les effets du comportement individuel, les aspects spatiaux de la propagation d'une maladie, les effets d'un mélange hétérogène des individus, etc. (Pfeifer, 2008) (Fu et Milne, 2004) (Rey et al., 2006) (Fu et Milne, 2003) (White et al., 2007). Cependant, ils ne permettent pas de représenter convenablement les mouvements, les actions et les interactions des individus sur l'espace (Khalil et al., 2012). Or, comme le précise (Perez et Dragicevic, 2009), ces facteurs sont parfois important à considérer dans la propagation de certaines maladies infectieuses ; et que pour tenir en compte ces considérations, il faut recourir à d'autres approches de modélisation, comme l'approche à base d'agents.

3.2 La modélisation à base d'agents des maladies infectieuses

Il y'a dans la littérature plusieurs perceptions, et donc définitions, des notions d'agents, de système multi-agents, d'environnements, etc. Dans cette partie, nous en donnons quelques unes qui ont un sens pour la modélisation de la propagation des maladies

infectieuses en général, et pour la modélisation de la propagation de la Schistosomose en particulier.

3.2.1 Les systèmes multi-agents

Les systèmes multi-agents sont, par essence, considérés dans la littérature, comme la démarche de modélisation et de simulation la plus adaptée pour le domaine des systèmes complexes (Siebert, 2011). Certains auteurs comme (Fromm, 2004) soutiennent même que « système complexe » et « système multi-agents » désignent la même chose : « ... *La définition d'un système complexe est très proche de celle d'un système multi-agents...Système Complexe et Système Multi-Agents ne se ressemblent pas seulement, ils désignent la même chose ...* » (Fromm, 2004). La combinaison des points de vue de (Ferber, 1997a) et (Parunak et al., 1998), permet de s'en apercevoir : un système multi-agents est un système composé de plusieurs agents en interaction entre eux, avec et à travers un environnement (Ferber, 1997a) ; et que la dynamique globale (de haut niveau) du système émerge des interactions (au bas niveau) des agents (Parunak et al., 1998).

Dans la suite, nous adoptons la définition de (Ferber, 1997a) qui, en plus des notions d'agents et d'interactions, intègre la notion d'environnement qui, comme nous l'avons vu dans les sections précédentes, est essentielle dans la modélisation des maladies infectieuses :

Définition 3. 1 : Système Multi-Agents

(Ferber, 1997a) « *On appelle système multi-agents, un système composé des éléments suivants :*

- *Un environnement E , disposant en général d'une métrique.*
- *Un ensemble d'objets O , auxquels on peut associer une position dans E à un moment donné. Ces objets (hormis les agents) sont passifs : les agents peuvent les percevoir, les créer, les détruire et les modifier.*
- *Un ensemble d'agents A , lesquels représentent les entités actives du système.*
- *Un ensemble de relations R , qui unissent les objets (et agents) entre eux.*
- *Un ensemble d'opérateurs Op permettant aux agents de A de percevoir, produire, consommer, transformer et manipuler des objets de O .*

- *Et, des opérateurs chargés de représenter l'application de ces opérations et la réaction du monde à cette tentative de modification, que l'on appellera les lois de l'univers.»*

3.2.2 Les agents

De la **Définition 3.1**, on peut voir que l'agent est l'entité active du système multi-agents, qui perçoit et agit sur l'environnement. Nous citons encore (Ferber, 1997a) qui a la particularité d'accentuer l'importance de l'environnement dans la définition d'un agent :

Définition 3. 2 : Agent

(Ferber) On appelle agent une entité physique ou virtuelle

- *qui est capable d'agir dans un environnement,*
- *qui peut communiquer directement avec d'autres agents,*
- *qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser),*
- *qui possède des ressources propres,*
- *qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement,*
- *qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune),*
- *qui possède des compétences et offre des services,*
- *qui peut éventuellement se reproduire,*
- *dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.*

3.2.3 Les environnements des systèmes multi-agents

D'après les deux définitions précédentes (**Définition 3.1** et **Définition 3.2**), on peut voir que l'environnement est un élément important dans les systèmes multi-agents. Il sert de support aux agents pour agir et interagir entre eux et à son travers. Dans la littérature, les auteurs définissent plusieurs types d'environnement : environnement social, spatial, culturel,

de communication, etc. Nous donnons ici seulement les définitions d'un environnement spatial (ou physique) et d'un environnement social.

Définition 3. 3 : Environnement Social

Dans un système multi-agents, un environnement social désigne une structure organisée en termes de rôles, groupes, sociétés, ... (Weyns et al., 2007) qui définit des contraintes et des règles comportementales pour les agents (Stratulat et al., 2009).

Définition 3. 4 : Environnement Physique

Dans un système multi-agents, *un environnement physique est un environnement spatial dans lequel des agents sont immergés. Ces agents peuvent se déplacer, percevoir et agir dans cet environnement* (Demange, 2012).

3.2.4 Dynamique d'un système multi-agents

Un système multi-agents est un système dynamique, et sa dynamique découle généralement de deux éléments : le comportement des agents et la dynamique de l'environnement (Siebert, 2011). Nous considérons l'environnement ici comme composé de l'environnement physique (ou spatial) et social.

La dynamique de l'environnement physique spécifie les principes, les processus et l'ensemble des règles qui régissent et supportent les actions et les interactions des agents (Weyns et al., 2007) (Ricci et al., 2007a) (Michel, 2007) (Odell, 2002). La dynamique de l'environnement social, souvent déterminé sous forme d'une organisation (un ensemble de rôles, de groupes, de contrats, ...) spécifie des contraintes qui indiquent aux agents comment ils doivent se comporter (Stratulat et al., 2009) (Weyns et al., 2007).

Le comportement des agents est généralement spécifié par une boucle perception-délibération-action de (Ferber, 1997a) (voir **Figure 3.1**). Avec cette boucle comportementale, les agents sont souvent perçus comme constitués de deux parties : le corps et l'esprit. *Le corps sert d'interface à un agent, lui permettant de percevoir et d'agir dans l'environnement physique* (Demange, 2012) ; *l'esprit d'un agent lui permet de prendre des décisions en fonction de ses perceptions, de son état interne (représentation du monde, mémoire, contraintes de l'environnement social, ...)* (Siebert, 2011).

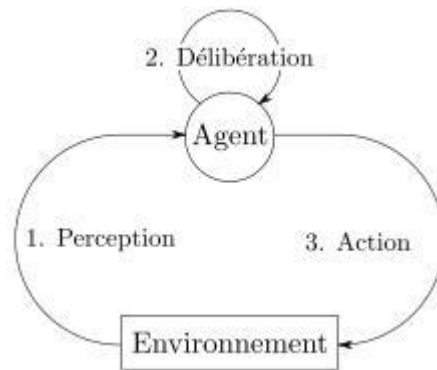


Figure 3. 1 : Comportement d'un agent (boucle perception-raisonnement-action) (source : (Siebert, 2011))

Dans la description de la dynamique comportementale des agents, nous avons délibérément distingué deux processus effectués par les agents : un processus comportemental (perception, réaction) qui intervient dans l'environnement physique et un processus décisionnel (délibération) impliquant l'environnement social. Il s'agit là des deux types de représentations qui existent dans les systèmes multi-agents : l'architecture réactive et l'architecture cognitive. Il existe un type de représentation intermédiaire qui combine les deux architectures : c'est l'architecture hybride (Muller, 2002) (Jennings et al., 1998) (Chaib-Draa et al., 2001).

3.2.5 La modélisation multi-niveaux à base d'agents

Dans une démarche de modélisation et de simulation à base d'agents, il y'a un certain nombre de contraintes qu'il faut toujours prendre en compte : *l'objectif de modélisation, les théories du domaine scientifique, les données et les ressources de calcul disponibles* (Treuil et al., 2008).

Ces différentes contraintes, entre autres, assignées à la démarche de modélisation et de simulation suffisent pour déterminer la façon dont les modèles sont constitués. Elles permettent d'identifier les parties ou les dynamiques du système de référence à représenter, de choisir les différents agents (et éventuellement leur(s) niveau(x) d'organisation) à intégrer dans le modèle, de déterminer le niveau de description et de simplification de ces représentations, de choisir les techniques de modélisation et de simulation, etc. (Gaud, 2007) (Treuil et al., 2008) (Gil-Quijano et al., 2009).

A ce propos, le choix du (ou des) niveau(x) de description des agents du modèle et de leur(s) organisation(s) est déterminant pour la conception d'un modèle à base d'agents. Dans

l'approche classique des Systèmes Multi-Agents, il y'a essentiellement deux niveaux de représentation dans les modèles (Gil-Quijano et al., 2009) :

- le niveau microscopique, qui est celui des agents : c'est le plus bas niveau, il correspond à la description des comportements individuels des agents et de leurs interactions.
- le niveau macroscopique, qui est celui du système : c'est le plus haut niveau, il correspond aux structures émergentes du système. C'est, par exemple, ce qui est remarquable sur le système par un observateur extérieur.

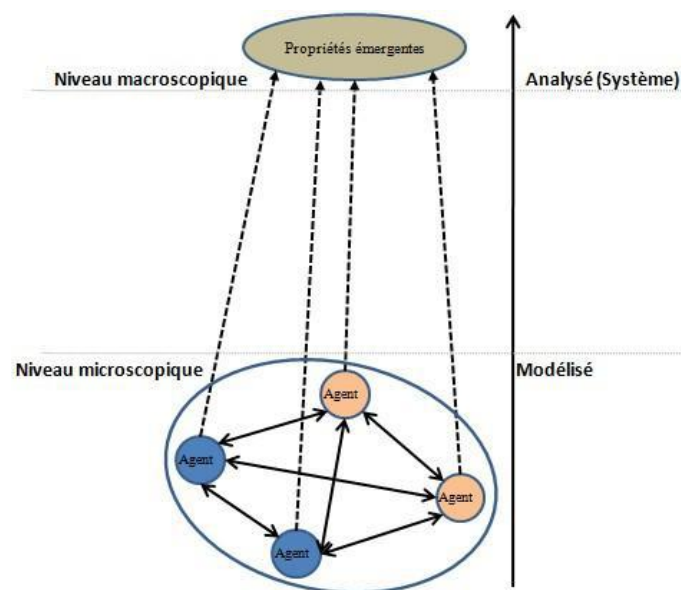


Figure 3. 2 : Approche de modélisation « mono-niveau » à base d'agents

Cependant, comme le montre la **Figure 3.2**, seul le niveau microscopique est représenté dans le modèle. Le niveau macroscopique, émergeant des interactions des agents, correspond aux sorties de simulations, et n'est pas présent dans le modèle.

Cette approche, « *mono-niveau* dans la conception et *bi-niveaux* dans l'analyse des structures émergentes », est parfois non adaptée pour certains systèmes complexes comme les phénomènes épidémiologiques qui, « *sont souvent caractérisés par de nombreuses entités hétérogènes, de nature et de dimensions diverses, à différents niveaux d'organisation, interagissant de manière complexe les unes avec les autres, à des échelles de temps et d'espace elles aussi très diverses* » (Gil-Quijano et al., 2009).

Pour ces systèmes, il est parfois nécessaire de combiner plusieurs points de vue du système, à des niveaux d'abstraction différents ; et/ou plusieurs dynamiques, à des échelles spatiotemporelles différentes. Les justifications de cette manière de faire, sont multiples et variées. Elles peuvent dépendre de contraintes liées au système modélisé lui-même, mais aussi de contraintes relatives aux ressources de calcul disponibles pour les simulations (Gaud, 2007).

En effet, il peut arriver que les théories du domaine scientifique qui décrivent le système de référence, manipulent des entités de niveaux d'abstraction et d'organisation différents ; ou combinent des dynamiques complémentaires, d'échelles d'espace et de temps différentes. Les données disponibles sur le système à modéliser peuvent être aussi de différentes natures (quantitatives ou qualitatives) ; et provenir de différents niveaux d'organisation. Pour ces systèmes, il faut nécessairement que le modèle intègre plusieurs niveaux de description pour pouvoir représenter fidèlement le système de référence.

Dans ces conditions, l'approche « multi-niveaux » ou « multi-échelles » correspond donc à l'intégration, dans un même modèle, de plusieurs niveaux d'organisations. Ce qui revient à faire interagir des organisations d'agents évoluant à des échelles de temps et d'espace différentes.

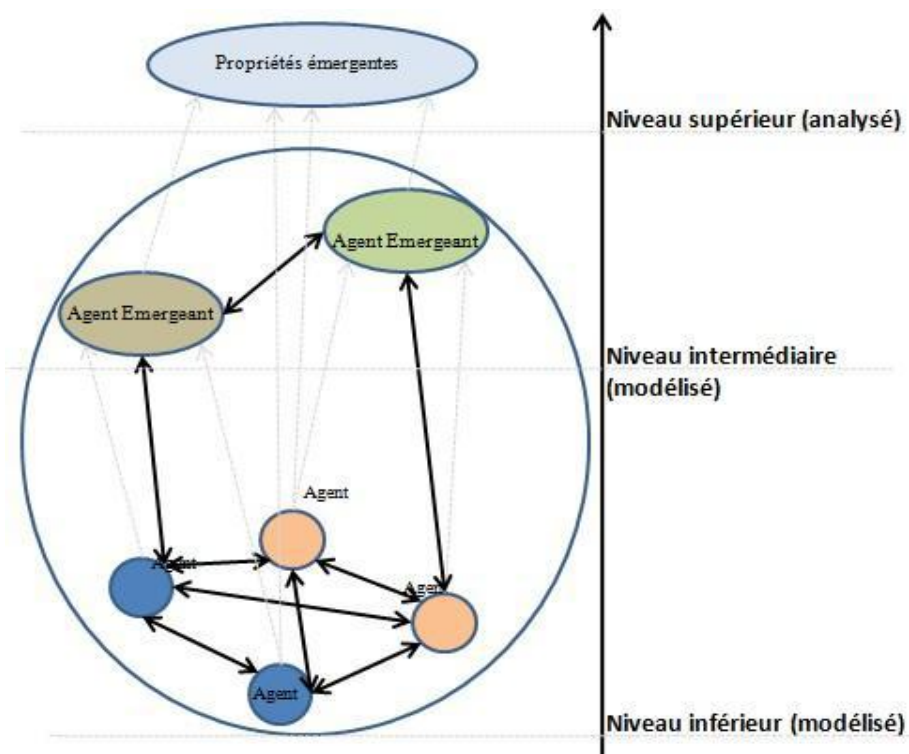


Figure 3. 3 : Approche de modélisation « multi-niveaux » à base d'agents

Dans la littérature, certaines démarches proposent de représenter, dans la conception même d'un modèle, plusieurs niveaux de descriptions des agents : le niveau microscopique, qui est le niveau de description individuelle des agents, et d'autre(s) niveau(x) supérieurs, qui peuvent correspondre à des structures (émergeant du bas niveau) qui ont un sens interactionnel pour les autres agents (**Figure 3.3**). Ces structures émergentes sont réifiées en agents et existent, en tant que tels, dans le modèle, au même titre que les agents du bas niveau, avec lesquels ils peuvent interagir.

Pour assurer une telle démarche, ces modèles intègrent des propriétés les permettant de détecter dynamiquement les structures émergentes ; de les réifier sous forme d'agents macroscopiques ; de représenter les conséquences de ces réifications sur le système global et d'assurer les interactions de ces agents émergents avec les agents de bas niveaux. Pour plus de détails, le lecteur pourra se référer aux références suivantes : (Servat et al., 1998) (Maquerlot et al., 2006) (Gaud, 2007) (J Gil-Quijano, 2007) (Dembele et Cambier, 2012).

Par ailleurs, d'autres approches proposent de représenter un système multi-niveaux comme un ensemble de modèles interagissant, où chaque modèle représente un niveau de description. Cette approche, qui procède par ***couplage de modèles***, correspond aussi parfois à une combinaison de différentes dynamiques complémentaires, intervenant à des échelles de temps et d'espace différentes. La notion de couplage de modèles à base d'agents, que nous utilisons dans cette thèse, est traitée plus amplement aux chapitres 6 et 7.

3.2.6 Les modèles à base d'agents des maladies infectieuses

Généralement, en modélisation de la propagation d'une maladie infectieuse dans une population, l'approche à base d'agents permet principalement deux choses :

- D'une part, elle permet d'individualiser les populations (en représentant chaque individu sous forme d'agents) afin de prendre en compte leurs actions individuelles et les interactions entre elles qui sont primordiales dans la transmission d'une maladie infectieuse d'une personne à une autre.
- D'autre part, elle permet d'intégrer les dimensions spatiale et sociale spécifiques à la propagation des épidémies (en spécifiant des environnements -spatial et social- d'évolution de ces agents).

En ce sens, un modèle à base d'agents de la propagation d'une maladie infectieuse est généralement constitué (Perez et Dragicevic, 2009) (Khalil et al., 2012) (Shi et al., 2014) :

- d'une population d'agents où chaque agent est décrit selon deux composants : un ensemble d'attributs identificateurs (dont son état de santé) et un ensemble de comportements qui incluent ses actions individuelles (par exemple, déplacement d'un lieu à un autre) et les actions qu'il effectue en relation avec d'autres agents (par exemple, acheter un produit en contact direct avec un vendeur).
- d'un environnement spatial, qui décrit généralement des objets de l'environnement utilisés par les agents (par exemple, des écoles, des marchés, des entreprises, des routes, des points d'eaux, ...) et des règles d'utilisation de ces objets (par exemple, se déplacer sur une route selon une direction bien précise, se déshabiller pour se baigner dans une mare, etc.).
- et d'un environnement social, qui décrit généralement des groupes d'agents (par exemple, des collègues de travail, des camarades de classe, les membres d'un ménage, ...) et des règles comportementales au sein de ces groupes (par exemple, dans un village traditionnel, les petits garçons sont chargés d'aller quérir de l'eau du fleuve, à tour de rôle, pour les besoins du ménage ; les femmes, ménagères, sont chargées d'assurer la lessive et la vaisselle dans le fleuve, etc.).

En résumé, il faut noter, comme le précisent (Perez et Dragicevic, 2009) et (Shi et al., 2014), que les modèles à base d'agents des épidémies tiennent compte des interactions entre individus en permettant d'étudier les aspects spatial et social spécifiques aux propagations des maladies infectieuses.

En ce sens, modéliser la propagation d'une maladie infectieuse en utilisant l'approche à base d'agents offre, entre autres, les avantages suivants : (Perez et Dragicevic, 2009) (Shi et al., 2014) :

- suivre l'évolution de la maladie dans chaque individu, en suivant l'évolution de son état de santé durant la simulation (ce qui assure l'hétérogénéité de la population) ;
- pister les contacts de chaque individu avec les autres dans ses réseaux sociaux de contact et dans les zones géographiques.
- expliciter des règles de comportement individuel et collectif et, ainsi, définir des mécanismes de transmission de la maladie pendant les contacts.

Un autre avantage dans l'utilisation des modèles à base d'agents (et des plateformes de modélisation multi-agents), est la possibilité qu'ils offrent à intégrer des données géospatiales sous format SIG (Système d'Information Géographique) et, ainsi, représenter graphiquement l'environnement d'évolution des agents afin de visualiser leurs déplacements, leurs contacts, etc.

Dans la littérature, nombreux sont les travaux récents qui utilisent l'approche à base d'agents pour modéliser la propagation des maladies infectieuses. En voici, sans les détailler, quelques références sur le paludisme (Reyes et al., 2012) (Ferrer et al., 2012) ; sur la tuberculose (Patlolla et al., 2004) ; sur la rubéole (Perez et Dragicevic, 2009) ; sur la grippe (Khalil et al., 2012) ; sur la dengue (Daudé et al., 2015), (Guevara-Souza et Vallejo, 2015) ; sur le fièvre de la vallée du Rift (Paul et al., 2014) (Cissé et al., 2012).

Concernant la Schistosomose, nous n'avons trouvé dans la littérature aucune référence portant sur l'utilisation d'approches informatiques de modélisation et de simulation pour son étude : nos travaux constituent l'un des premiers dans ce sens.

3.3 Pertinence de l'approche agents pour modéliser la Schistosomose

La transmission d'une maladie infectieuse d'un individu à un autre peut se faire de deux manières : par contact direct ou à travers un vecteur qui peut être un élément diffuseur (comme l'air et l'eau) ou un animal (on l'appelle maladie vectorielle) (Tran et al., 2005) (Perez et Dragicevic, 2009). La Schistosomose a la particularité d'être une maladie vectorielle qui comporte l'eau comme transmetteur de l'agent pathogène, de l'hôte définitif (humain ou bétail) à l'hôte intermédiaire (le mollusque d'eaux douces) et vis-versa.

Nous avons exposé la complexité du phénomène de propagation de la Schistosomose dans le chapitre 2. Dans cette partie, nous partons d'une vue multi-dynamiques du phénomène de transmission de la maladie afin de le présenter comme un système complexe à plusieurs niveaux d'interactions. Dès lors, sur la base des éléments ci-dessus, l'approche de modélisation à base d'agents peut s'avérer être une approche pertinente (et complémentaire par rapport aux modèles statistiques et à base d'équations présentés dans le chapitre 2) pour étudier certains aspects de la propagation de la Schistosomose. Et les aspects de la maladie qui nous intéressent dans cette thèse sont les aspects spatial et social. Nous les avons traités respectivement (en proposant deux modèles à base d'agents) dans les deux chapitres suivants

(chapitres 4 et 5), en termes de « Dynamique spatiale de la Schistosomose » et « Dynamique sociale de la Schistosomose ». Ces deux modèles sont ensuite couplés en vue d'obtenir une plateforme de simulation à base d'agents de la propagation de la Schistosomose (voir chapitres 6 et 7).

3.3.1 D'une vue multi-dynamiques de la transmission de la Schistosomose

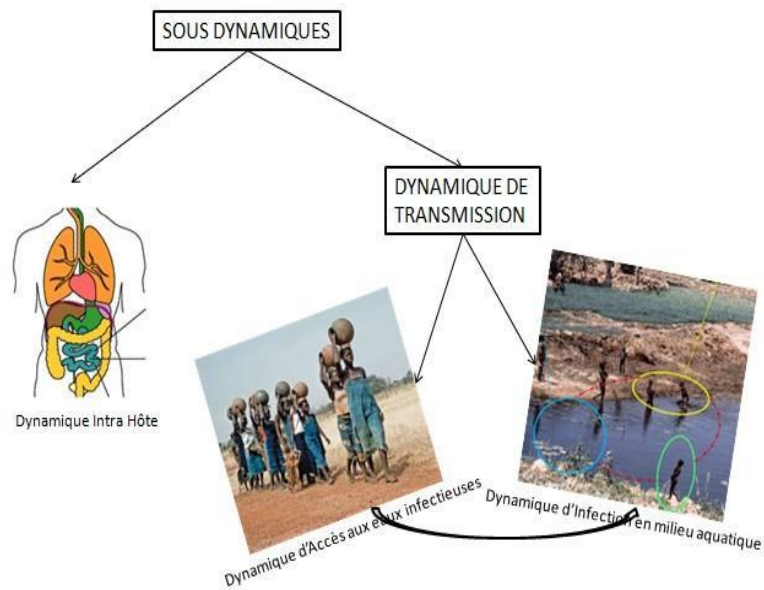


Figure 3. 4: Vue multi-dynamiques de la transmission de la Schistosomose

Dans les sections 2.1.2 et 2.1.3 du chapitre 2, nous avons rappelé que le cycle de vie de l'agent pathogène responsable de la Schistosomose, était constitué de deux parties : une dynamique intra-hôte et une dynamique extra-hôte.

La dynamique intra-hôte (voir **Figure 3.5**) donne l'évolution du parasite à l'intérieur de l'organisme d'un individu. Elle débute dès que le schistosomule pénètre la peau de l'individu et se poursuit tant que ce dernier est en vie et non guéri. Ce mécanisme d'évolution intra-hôte du parasite donne lieu à des interactions entre plusieurs éléments et aboutit à la libération d'œufs du parasite, à travers les urines ou excréments de l'individu. Ce qui permet à l'agent pathogène de poursuivre son évolution à l'extérieur de son hôte : c'est la dynamique extra-hôte, appelé dynamique de transmission.

Nous avons aussi vu dans le chapitre 2, que la dynamique de transmission, qui assure le passage du parasite d'un individu à un autre, est un phénomène complexe faisant intervenir

plusieurs entités hétérogènes, de natures et de tailles différentes ; évoluant aussi dans des environnements différents.

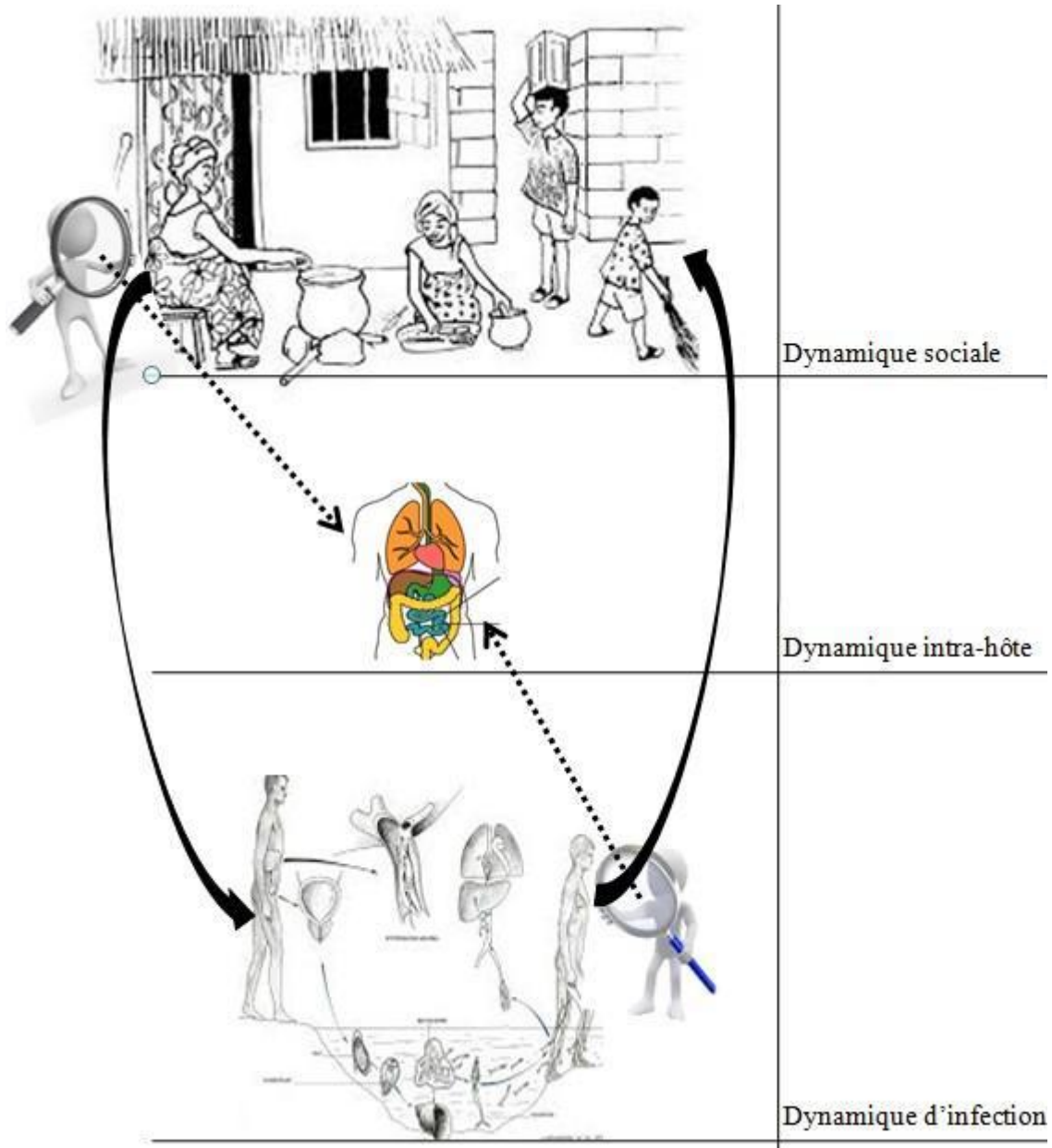


Figure 3.5 : Dynamiques sous-jacentes à la propagation de la Schistosomose

Nous avons subdivisée cette dynamique en deux parties : la dynamique d'infection et la dynamique d'accès aux eaux, que nous avons appelées « Dynamique sociale ». Cette dynamique sociale (voir **Figure 3.5**), comme nous l'avons vu dans le chapitre 5, est de haut niveau. Elle concerne le niveau d'organisation des populations et est appréhendée à l'échelle de leur environnement social et géographique.

La dynamique d'infections quant à elle, fait intervenir l'agent pathogène, l'individu et le mollusque. Les interactions se passent dans le milieu aquatique (voir **Figure 3.5**). Par rapport à la dynamique sociale, la dynamique d'infection est de bas niveau. Car, elle intervient dans une échelle d'espace inférieure.

3.3.2 ... à un système à plusieurs niveaux d'interactions

L'aspect multi-niveaux du phénomène de transmission de la Schistosomose peut être appréhendé sous deux angles. Le premier angle de vision est celui du cycle de vie de l'agent pathogène. C'est une dynamique qui implique des interactions qui se produisent à des échelles très différentes : l'échelle intra-hôte et l'échelle extra-hôte. Les entités qui interviennent dans ces deux niveaux d'interactions sont aussi de natures et de tailles différentes.

D'ores et déjà, nous pouvons considérer la dynamique intra-hôte comme étant un niveau d'interactions encapsulé dans des entités (les individus) appartenant à une organisation de plus haut niveau (l'organisation sociale).

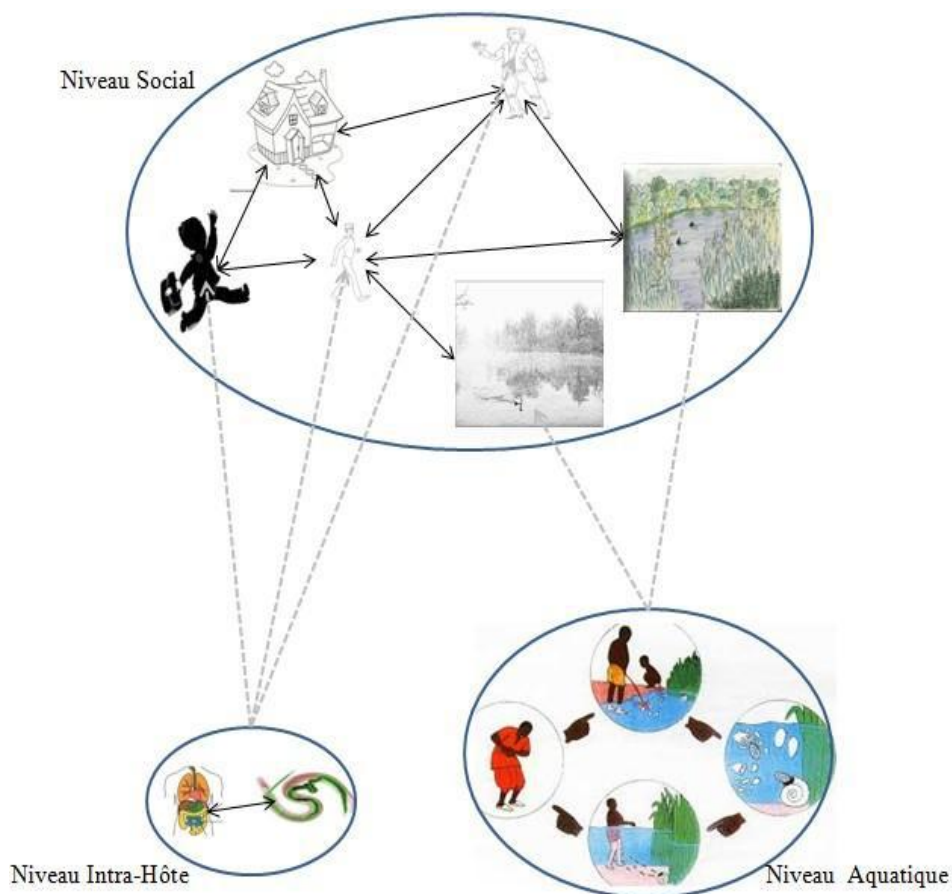


Figure 3. 6 : Le phénomène de transmission de la Schistosomose vu comme un système à plusieurs niveaux d'interaction

Le deuxième angle de vision est celui des interactions dans l'environnement aquatique, impliquant l'agent pathogène, le mollusque et l'individu. Nous avons proposé de positionner cette dynamique en milieu aquatique dans le niveau d'organisation sociale et spatiale des individus. En effet, sur l'échelle spatiale, ce niveau d'interaction est situé dans des places (les milieux aquatiques) faisant partie de l'environnement des individus. Sur le plan social et comportemental, il peut être vu, selon la participation de l'individu dans les interactions, comme une partie de sa dynamique comportementale.

La **Figure 3.6** montre donc les trois niveaux d'interactions que nous avons identifiés dans le cadre de la transmission de la Schistosomose : le niveau d'organisation sociale, le niveau d'organisation intra-hôte et le niveau d'organisation en milieu aquatique.

Dans cette thèse, nous nous intéressons plus particulièrement au niveau d'organisation sociale des individus. Dans nos travaux, et du point de vue des dynamiques sous-tendant la transmission de la Schistosomose, ce niveau d'organisation représente à la fois la dynamique spatiale et la dynamique sociale de la Schistosomose, comme nous les avons traitées séparément dans les chapitres 4 et 5.

3.4 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'épidémiologie informatique (ou « *computational epidemiology* » en anglais) en la confrontant à l'épidémiologie mathématique (ou « *mathematical epidemiology* » en anglais). Nous avons exposé quelques outils informatiques de modélisation et de simulation (notamment, les systèmes multi-agents), comme approches complémentaires pour s'occuper de certains aspects épidémiologiques (notamment les aspects spatiaux et sociaux) dans la propagation des maladies infectieuses, pour lesquels les modèles mathématiques (notamment les modèles à base d'équations) présentent des limites.

De ce point de vue, nous avons également analysé et exposé la pertinence de l'approche à base d'agents pour modéliser et simuler la Schistosomose et les dynamiques qui sous-tendent sa propagation (dynamique intra-hôte, dynamique de transmission en milieu aquatique, dynamique sociale, dynamique spatiale).

Les dynamiques qui concernent cette thèse et qui sont pertinentes pour l'épidémiologie informatique, sont la dynamique spatiale et la dynamique sociale de la Schistosomose. Les deux chapitres suivants (chapitres 4 et 5) s'intéressent respectivement à la « Dynamique spatiale de la Schistosomose » et à la « Dynamique sociale de la Schistosomose », en présentant deux modèles à base d'agents de ces dynamiques.

Chapitre 4. Dynamique Spatiale de la Schistosomose : un Exemple de Spatialisation d'un Modèle EDO par un Modèle Agent

4.1	LA DYNAMIQUE SPATIALE DE LA SCHISTOSOMOSE : DE QUOI S'AGIT -IL ?.....	63
4.2	PRESENTATION DU MODELE A BASE D'EDO CHOISI	65
4.2.1	Justifications du choix du modèle de (Gao et al., 2011).....	65
4.2.1	Le Système d'Equations du Modèle et ses Paramètres	67
4.2.2	Résultats des Simulations Numériques	67
4.3	DU MODELE A BASE D'EDO AU MODELE DISCRET A BASE D'AGENTS.....	67
4.3.1	Passage du Système d'Equations à un Système à base d'Agents	67
4.3.2	Un Premier Modèle Discret à Base d'Agents.....	69
4.3.3	Expérimentations et Résultats de Simulations.....	72
4.4	SPATIALISATION DU MODELE DISCRET A BASE D'AGENTS.....	74
4.4.1	Intégration d'un environnement spatial	74
4.4.2	Les Modèles à Base d'Agents Successivement Spatialisés	76
4.4.3	Expérimentations et Discussion des Résultats de Simulations.....	79
4.5	SYNTHESE.....	83

4.1 La Dynamique spatiale de la Schistosomose : De quoi s'agit-il ?

Nous avons vu dans la section 2.1.3.2 du Chapitre 2 que, la transmission de la Schistosomose ne pouvait être perpétuée que si toutes les entités impliquées (hôtes définitifs, hôtes intermédiaires, agent pathogènes, etc.) convergent en temps et en espace dans des points d'eaux convenables (de types mare, rivière, fleuve, canal, etc.) (Kloos et al., 1998).

Ce qui laisse entendre que la transmission continue de la maladie peut être appréhendée, à la fois, sur un axe temporel et spatial.

Sur l'échelle temporelle, il faut que les agents concernés soient tous présents à la même période de temps pour que la transmission ait lieu. Il est montré, par exemple, que l'émission des cercaires par les mollusques est plus abondante pendant les moments de la journée où il fait plus chaud (entre 10H et 16H). Malheureusement, c'est aussi pendant ce temps que les individus utilisent le plus les eaux.

Plusieurs modèles mathématiques sur la Schistosomose sont proposés pour identifier et évaluer des stratégies de lutte contre l'évolution de la maladie (voir section 2.3.1 du chapitre 2).

Dans cette optique, (Chiyaka et al., 2010) affirment que « *la Schistosomose peut être combattue par des méthodes différentes selon la partie du cycle de vie du parasite attaquée. Conceptuellement, le cycle de vie du schistosome peut être interrompue à quatre points distincts: la prévention des excréments d'atteindre l'eau douce, la prévention de l'interaction des larves nageant librement dans l'eau avec l'hôte intermédiaire, la prévention de l'exposition de l'hôte définitif à l'infection des cercaires et une attaque chimio-thérapeutique des parasites vivant à l'intérieur de l'organisme humain* ».

Dans un autre article, (Chiyaka et Garira, 2009) montrent que les stratégies de contrôle qui ciblent la transmission du parasite de l'hôte intermédiaire à l'hôte final sont plus efficaces que celles visant à bloquer le transfert des larves de l'hôte final au vecteur.

D'un autre côté, (Allen et Victory, 2003) étudie une stratégie de contrôle biologique en proposant un modèle de la dynamique d'infection qui intègre aussi bien l'hôte définitif et l'hôte intermédiaire, mais aussi un hôte définitif additionnel (un rongeur) et un autre escargot, compétiteur du vecteur. Les simulations numériques de ce modèle montrent que l'introduction

d'une espèce compétitrice du vecteur peut influencer sur la dynamique de transmission de la maladie.

Cette conclusion est corroborée par celle de (Gao et al., 2011) qui estime que la meilleure politique de contrôle est celle visant à éliminer le mollusque, hôte intermédiaire. En effet, le modèle proposé par ces auteurs vise à évaluer la meilleure de trois politiques de contrôle artificiel envisagées : une politique visant à traiter les individus infectés, à éliminer les cercaires et à éliminer la population de mollusque en utilisant des moyens artificiels.

Ce qui a attiré notre attention dans l'étude de ces différents modèles, entre autres, est que la plupart d'entre eux se base sur les EDOs, et donc ne prennent pas en compte la dimension spatiale de la maladie.

Ce qui sous-entend que, les stratégies de contrôle qu'ils établissent sont applicables, en supposant, non seulement, une non transmissibilité de la maladie dans d'autres zones connexes ; mais aussi, en faisant abstraction ; d'une part, de l'importante contribution du comportement humain vis-à-vis des sites de contact (voir section 2.1.3.2 du Chapitre 2); et d'autre part, du rôle de points d'eaux et de leurs caractéristiques, relatives à leurs accessibilités (distances géographiques avec les habitations, permission d'accès) et aux activités hydriques qu'ils permettent ; dans la transmission de la maladie.

C'est pour ces raisons, entre autres, que nous avons posé la problématique de la dynamique spatiale de la Schistosomose.

Il faut retenir donc que la dynamique spatiale de la maladie, fait allusion au rôle de l'environnement d'évolution des individus (habitations), des mollusques et des larves (le ou les points d'eaux), dans la transmission de la maladie. En effet, l'indispensabilité de la convergence de ces agents dans des points d'eaux convenables pour que la transmission de la maladie soit perpétuée, réside dans le fait que l'environnement d'évolution des individus est différent de celui des mollusques et des larves. D'où la pertinence, d'une part, de l'accessibilité des individus aux points d'eaux ; et d'autre part, des fréquences, des durées et des intensités des contacts humains avec les eaux qui, sont étroitement liées à la nature des points d'eau utilisés.

Dans ce chapitre, nous présentons un modèle informatique à base d'agents spatialisé, établi à partir d'un modèle mathématique à base d'EDO.

Le but de ce travail est d'évaluer l'impact de la prise en compte de la dimension spatiale dans la modélisation de la Schistosomose en général, et dans la modélisation des politiques de contrôle en particulier.

4.2 Présentation du Modèle à Base d'EDO Choisi

4.2.1 Justifications du choix du modèle de (Gao et al., 2011)

Le modèle de (Gao et al., 2011) est particulièrement intéressant dans la mesure où, il embrasse relativement tous les aspects de la dynamique de transmission de la maladie. En se penchant sur la partie extra-hôte du cycle de vie du parasite, il aborde, à la fois, le problème de l'estimation des taux de schistosomes, de miracidiums et de cercaires (équations (3) et (6)); mais aussi aborde toute la dynamique de transfert de l'agent pathogène entre les différents hôtes. De plus, il est parmi les rares modèles mathématiques qui étudient l'effet de stratégies de contrôle artificiel (contrairement à ceux utilisant des stratégies de lutte biologique (Allen et Victory, 2003) ou chimio-thérapeutique (Chiyaka et al., 2010)) dans la lutte contre la Schistosomose.

En outre, ce qui nous intéresse le plus dans ce modèle, c'est le style et la démarche de modélisation : le choix et l'utilisation des politiques de contrôle expérimentales, d'une part ; et la stratégie élaborée pour évaluer et comparer ces politiques de contrôle, d'autre part. En effet, dans ce modèle, les trois politiques de contrôle expérimentales en question (traitement des individus infectés, élimination des mollusques et élimination des cercaires) sont représentées par trois paramètres (: taux de traitement des personnes infectées ; : taux d'élimination des mollusques et : taux d'élimination des cercaires) placés aux places qu'il faut.

En s'appuyant sur le taux de Reproduction de Base (R_0), ces paramètres sont utilisés, dans les simulations numériques, pour élaborer différents scénarios dans l'expérimentation du modèle (voir la section 4.3.2). Ainsi, pour évaluer les trois politiques de contrôle, les auteurs, par une série de transformation successive du modèle originel, établissent une formule pour le taux de reproduction de base, et font une analyse de sensibilité de R_0 par rapport aux trois paramètres. Il s'agit de voir, pour lequel des trois paramètres, la situation ($R_0 < 1$) est plus susceptible d'arriver.

<p>Populations représentées</p>	<ul style="list-style-type: none"> - I1 : population des individus infectés - S1 : population des individus susceptibles - I2 : population des mollusques infectés - S2 : population des mollusques susceptibles - M : population des miracidiums - P : population des cercaires
<p>Variations des compartiments</p>	<ul style="list-style-type: none"> - $\frac{dS_1}{dt} = \Lambda_1 - \frac{\beta_1 P S_1}{1 + \alpha_1 P} - \mu_1 S_1 + \eta I_1$ (1) - $\frac{dI_1}{dt} = \frac{\beta_1 P S_1}{1 + \alpha_1 P} - (\mu_1 + \delta_1 + \eta) I_1$ (2) - $\frac{dM}{dt} = k \gamma_1 I_1 - \mu_3 M$ (3) - $\frac{dS_2}{dt} = \Lambda_2 - \frac{\beta_2 M S_2}{M_0 + \epsilon M^2} - (\mu_2 + \theta) S_2$ (4) - $\frac{dI_2}{dt} = \frac{\beta_2 M S_2}{M_0 + \epsilon M^2} - (\mu_2 + \delta_2 + \theta) I_2$ (5) - $\frac{dP}{dt} = \gamma_2 I_2 - (\mu_4 + \tau) P$ (6)
<p>Significations des paramètres</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Λ_1 et Λ_2 représentent respectivement le taux de natalité des humains et celui des mollusques - ν représente le taux d'élimination des mollusques, - τ représente le taux d'élimination des cercaires (P), - η représente le taux de traitement des I1 - \mathcal{A} représente la quantité d'œufs accompagnant les matières fécales d'un I1. - γ_1 est le taux de miracidium libéré par un œuf qui éclot. - γ_2 est le taux de cercaires libérés par un I2. - μ_1, μ_2, μ_3 et μ_4 représentant respectivement les taux de mort naturelle des humains, des mollusques, des miracidiums et des cercaires. - δ_1 et δ_2 représentent respectivement les taux de morts dues à la maladie des individus et des mollusques - θ_1 et θ_2 représentent respectivement la probabilité de transmission par contact entre S1-P et entre S2-M.
<p>Valeurs des paramètres</p>	<p>Données par le Tableau 4.2.</p>
<p>Paramètres des politiques de contrôle</p>	<ul style="list-style-type: none"> - contrôle axé sur l'élimination des mollusques, - contrôle axé sur l'élimination des cercaires (P), - contrôle axé sur le traitement des I1

Tableau 4. 1 : Système d'Equations du modèle de (Gao et al., 2011) et signification des paramètres

4.2.1 Le Système d'Equations du Modèle et ses Paramètres

Le modèle choisi est celui de (Gao et al., 2011), introduit dans la section 2.3.1.2 du Chapitre 2. Les détails sur le modèle sont donnés dans le **Tableau 4.1**.

4.2.2 Résultats des Simulations Numériques

Les simulations numériques du modèle donné précédemment consistent à faire une analyse de sensibilité sur les trois politiques de contrôle artificiel. Le but est de voir pour quel paramètre, le taux de reproduction de base est plus sensible. Les résultats des simulations montrent que la politique par élimination de mollusques (représenté par) est plus appropriée pour faire disparaître la maladie.

4.3 Du Modèle à Base d'EDO au Modèle Discret à Base d'Agents

4.3.1 Passage du Système d'Equations à un Système à base d'Agents

Soit une population d'individus, les modèles à base d'équations représentent cette population en la compartimentant en sous populations homogènes. Chaque compartiment est, ensuite, quantifié et associé à une équation posant son évolution quantitative. Les interactions inter-compartiments sont matérialisées par des transferts de quantités entre les différentes équations.

Ainsi, un modèle mathématique à base d'équations ne représente pas les individus d'une population en tant qu'entités proprement perceptibles. Il représente, par contre, des groupes d'individus en termes de taille de populations, en tant que des quantités évolutives.

En modélisation à base d'agents, par contre, chaque entité de la population est représentée et identifiée individuellement vis-à-vis des autres agents. L'objectif dans cette partie est de présenter le processus que nous avons élaboré pour adapter le modèle à base d'équations, présenté dans la section précédente, en un modèle à base d'agents.

Dans le modèle de (Gao et al., 2011), quatre populations d'individus sont représentées : la population des Humains (composée des compartiment I1 et S1); la population des Mollusques (composée des compartiments I2 et S2); la population des

Cercaires (Compartiment P) et celle des Miracidiums (compartiment M). Pour représenter nos agents à partir de ces populations, nous procédons comme suit.

Soient $T1 = \text{taille}(S1) + \text{taille}(I1)$, la taille de la population des Humains ; et $T2 = \text{taille}(S2) + \text{taille}(I2)$, celle des Mollusques. Pour représenter en agents les populations des Humains et des Mollusques, nous créons respectivement $T1$ agents *Humain* et $T2$ agents *Mollusque*. Ainsi, un agent *Humain* et un agent *Mollusque* représentent respectivement un individu quelconque de la population des Humains et des Mollusques, qu'il soit susceptible ou infecté. C'est seulement un attribut de type *statut* qui nous permettra de distinguer les susceptibles et infectés.

Par ailleurs, il est bien raisonnable de parler d'agent *Humain* et d'agent *Mollusque*. Car ce sont des entités dénombrables. Par contre, parler d'agent *Miracidium* ou agent *Cercaire* n'est pas sans poser des soucis relatifs au nombre particulièrement important qu'il peut y avoir dans l'eau. Ainsi, nous proposons de modéliser l'eau en tant qu'agent. Et pour lier l'existence des miracidiums et des cercaires à celle de l'eau, nous les incorporons dans l'agent *Eau* comme propriétés de cette dernière. Nous parlons alors de la « *teneur de l'eau en miracidiums* » et de « *la teneur de l'eau en cercaires* ». Ainsi, la **Figure 4.1** montre, d'ores et déjà, trois entités différentes du modèle à base d'agents (les agents *Humain*, les agents *Mollusque* et l'agent *Eau*).

Pour représenter maintenant, à partir du modèle à base d'équations, les interactions entre les agents ainsi créés, nous procédons comme suit.

Dans le modèle mathématique, la proportion d'*individus susceptibles* devenant infectés dépend de la population des cercaires et la proportion de *mollusques susceptibles* devenant infectés dépend de la population des miracidiums. Ce que l'on peut voir dans les deux équations suivantes :

$$\frac{dI_1}{dt} = \frac{\beta_1 P S_1}{1 + \alpha_1 P} - (\mu_1 + \delta_1 + \eta) I_1 \quad \frac{dI_2}{dt} = \frac{\beta_2 M S_2}{M_0 + \epsilon M^2} - (\mu_2 + \delta_2 + \theta) I_2$$

Ainsi, dans le modèle agent, l'infection d'un agent *Humain* va dépendre de la « *teneur de l'eau en cercaires* » et l'infection d'un agent *Mollusque* va dépendre de la « *teneur de l'eau en miracidiums* » (**Figure 4.1**).

Inversement, dans le modèle à base d'équations, l'évolution de la population des Cercaires dépend de la proportion de mollusques infectés, et celle des Miracidiums dépend de la proportion d'individus infectés. Ce qui est donné dans les deux équations suivantes du modèle mathématique:

$$\frac{dP}{dt} = \gamma_2 I_2 - (\mu_4 + \tau) P \qquad \frac{dM}{dt} = k\gamma_1 I_1 - \mu_3 M$$

Ainsi, dans le modèle agent, la « teneur de l'eau en cercaires » va dépendre des agents *Mollusque* infectés, et la « teneur de l'eau en miracidiums » va dépendre des agents *Humain* infectés (**Figure 4.1**).

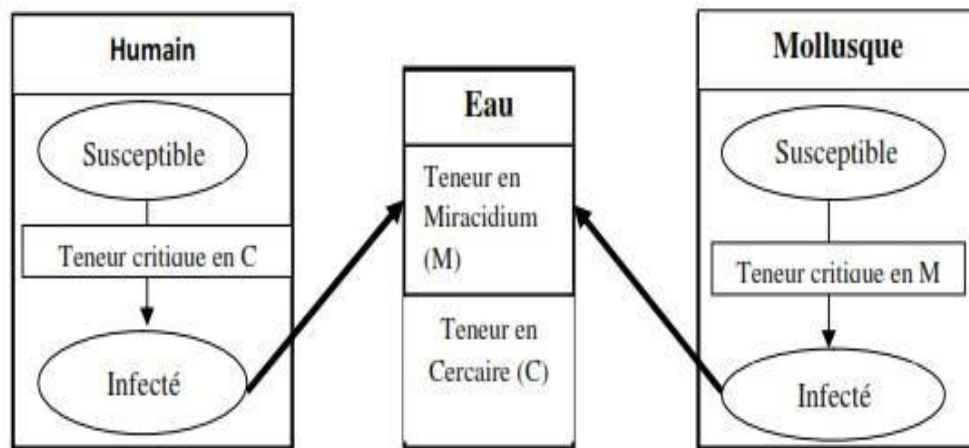


Figure 4. 1 : Les différentes entités (et leurs interactions) du modèle à base d'agents établi à partir de modèle à base d'équations

4.3.2 Un Premier Modèle Discret à Base d'Agents

Le modèle à base d'agents présenté ici est celui qui est établi directement à partir du modèle à base d'équations. C'est un modèle discret, ne prenant pas en compte la dimension spatiale (voir section 4.1 de ce chapitre).

L'objectif visé, consiste à montrer que l'on peut, avec un modèle discret à base d'agents simple, reproduire des résultats similaires à ceux du modèle mathématique de référence, avec notamment l'application des mêmes politiques de contrôle utilisées : contrôle par élimination de cercaires, d'abord ; ensuite par élimination de mollusque et enfin le contrôle par traitement des individus infectés.

Dans ce modèle, les agents *Humain* et *Mollusque* sont distribués aléatoirement dans une grille où ils se déplacent aussi de manière aléatoire (**Figure 4.2**). La grille, composée de cases, joue le rôle de l'agent *Eau*, le seul environnement d'évolution de tous les agents.

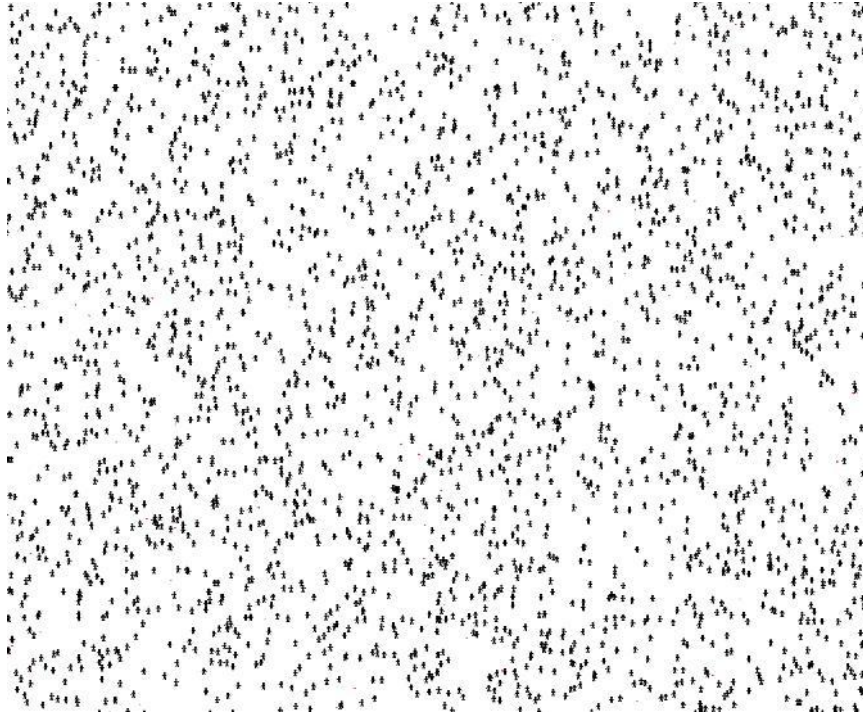


Figure 4. 2 : Distribution aléatoire des agents *Humain* et *Mollusque* dans une grille, dans le modèle discret à base d'agents

Une case peut abriter un agent *Humain* et/ou *Mollusque* et contient une concentration en miracidiums et une concentration en cercaires. Un agent *Humain* (respectivement, un agent *Mollusque*) se trouvant dans une case où la concentration en cercaires (respectivement, en miracidiums) atteint un seuil *seuil_en_miracidiums* (respectivement, *seuil_en_cercaire*) est contaminé. De même, un agent *individu* (respectivement, un agent *Mollusque*) à l'état infecté qui se trouve dans une case, y dépose une quantité de cercaires *quantité_cercaires_deposes* (respectivement, de miracidiums *quatité_miracidium_depose*).

Un agent global, généralement appelé « agent monde » en modélisation à base d'agents, est créé pour superviser et synchroniser les actions des agents. Les interactions entre agents sont données dans la **Figure 4.3**. A chaque pas de temps, toute la séquence d'actions décrite dans la **Figure 4.3** est exécutée par l'« agent monde » en utilisant les paramètres donnés au **Tableau 4.2**.

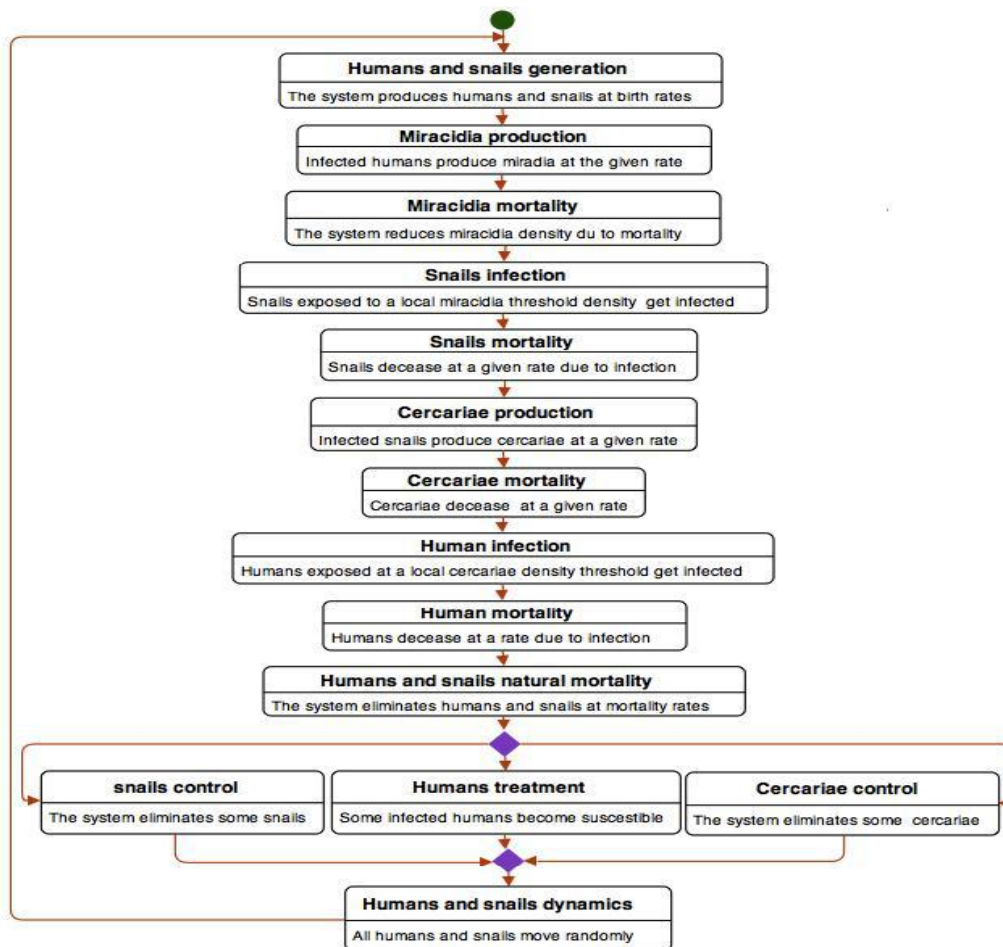


Figure 4. 3 : Séquence d'actions du modèle discret à base d'agents exécutées à chaque pas de temps

Paramètres	Valeurs	Référence
Taux de natalité des individus I	8 /jours	Estimé
Taux de natalité des mollusques Mo	200/jours	(Gao et al., 2011)
Taux de production des miracidiums M	0.696 /jours/individu infecté	(Gao et al., 2011)
Taus de production des cercaires C	2.6 /jours/mollusque infecté	(Gao et al., 2011)
Taux de mortalité naturelle des M	0.9 /jours	(Gao et al., 2011)
Taux de mortalité naturelle des C	0.004 /jours	(Gao et al., 2011)
Taux d'infection des individus	$(\beta_1 * C * S_1) / (1 + \alpha * S_1)$	(Gao et al., 2011)
Taux d'infection des mollusques	$(\beta_2 * M * S_2) / (M_0 + \epsilon * S_2^2)$	(Gao et al., 2011)
Taux de mortalité naturelle des I	0.0000384 /jours	(Gao et al., 2011)
Taux de mortalité naturelle des Mo	0.000569 /jours	(Gao et al., 2011)
Taux mortalité due à la maladie des I	0.0039 /jours	(Gao et al., 2011)
Taux mortalité due à l'infection des Mo	0.0004012 /jours	(Gao et al., 2011)
Taux d'élimination des mollusques	0.1 /jours après 15j de simulation	(Gao et al., 2011)
Taux d'élimination des cercaires	0.05 /jours après 15j de simulation	(Gao et al., 2011)
Taux de traitement des individus	0.03 /jours après 15j de simulation	(Gao et al., 2011)
β_1	0.0000000306	Estimé
β_2	0.615	(Gao et al., 2011)
S_1 : Individus susceptible visitant les PE	Calculé	
S_2 : Mollusques susceptibles	Calculé	
C: teneur en cercaires de l'eau	Calculé	
M: teneur en miracidium de l'eau	Calculé	
M_0 : teneur initial de l'eau en miracidium	10000	Estimé
ϵ	0.3	(Gao et al., 2011)

Tableau 4. 2 : Valeurs des paramètres utilisés dans le modèle discret et tirés, en grande partie, du modèle de (Gao et al., 2011)

4.3.3 Expérimentations et Résultats de Simulations

L'objectif visé dans ce premier modèle discret à base d'agent est d'établir les mêmes résultats que ceux du modèle à base d'équations. Pour cela, nous l'avons simulé en appliquant les mêmes politiques de contrôle artificiel que dans le modèle mathématique. Les résultats des simulations sont donnés dans la série de figures suivantes (**Figures 4.4 à 4.8**).

Nous avons d'abord simulé le modèle sans appliquer de politiques de contrôle (ce qui se traduit par le fait que l'agent global n'exécute pas les actions « *snail controle* », « *humans tratment* » et « *cercariae controle* » de la **Figure 4.3**). L'objectif étant de voir quand atteindre les 100% d'infection de la population humaine (et celle des mollusques). La **Figure 4.4 (Gauche)** montre que l'on atteint les 100% d'infection de la population humaine après 100 jours.

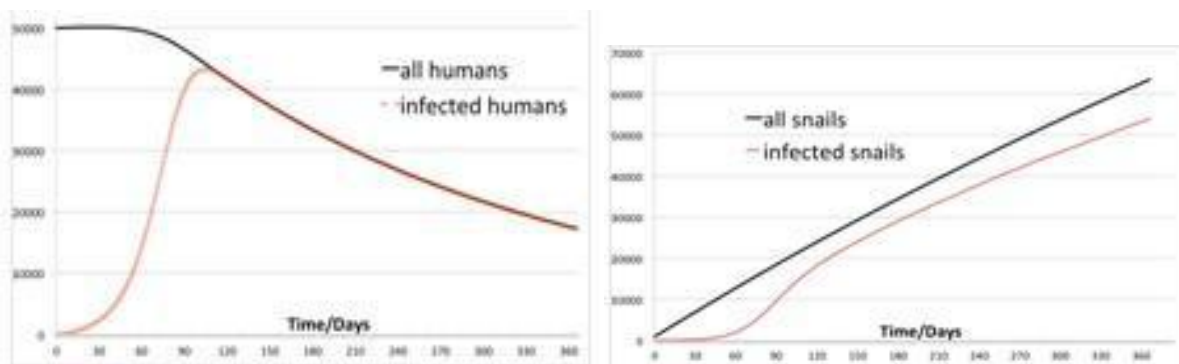


Figure 4. 4 : Simulation sans politique de contrôle. (Gauche) : Evolution des infections humaines. (Droite) : Evolution des infections des mollusques

Ensuite, nous avons simulé le modèle en appliquant successivement les politiques de contrôle par élimination de cercaires, par traitement des individus infectés et par élimination des mollusques (ce qui se traduit par le fait que l'agent global exécute les actions « *snail controle* », « *humans tratment* » et « *cercariae controle* » de la **Figure 4.3**). La **Figure 4.5 (Gauche)** montre que les 100% d'infections sont atteints après 140 jours. La **Figure 4.6 (Gauche)** montre que l'on atteint 100% d'infection de la population humaine après 160 jours. La **Figure 4.7 (Gauche)** montre qu'en appliquant la politique par élimination des mollusques, les infections ont tendance à disparaître. Ce qui corrobore les conclusions de (Gao et al., 2011) et de (Chiyaka et Garira, 2009) : la politique par élimination des mollusque est la mieux adaptée pour éradiquer la maladie.

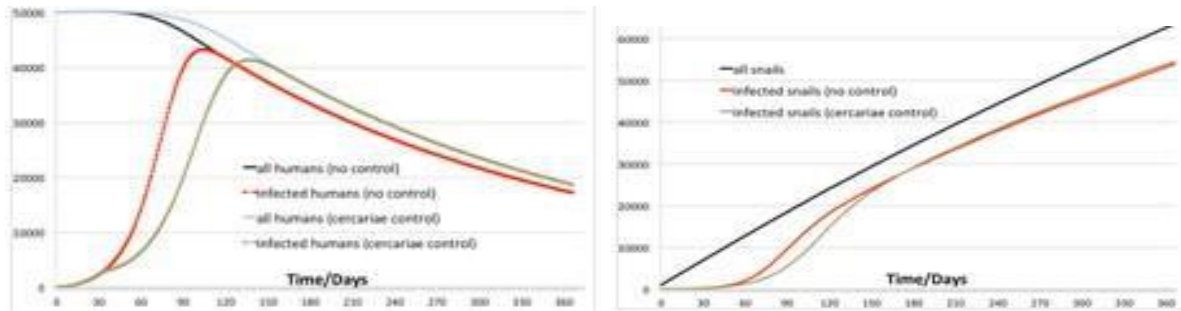


Figure 4. 5 : Simulation avec élimination de cercaires. (Gauche) : Evolution des infections des humaines. (Droite) : Evolution des infections des mollusques

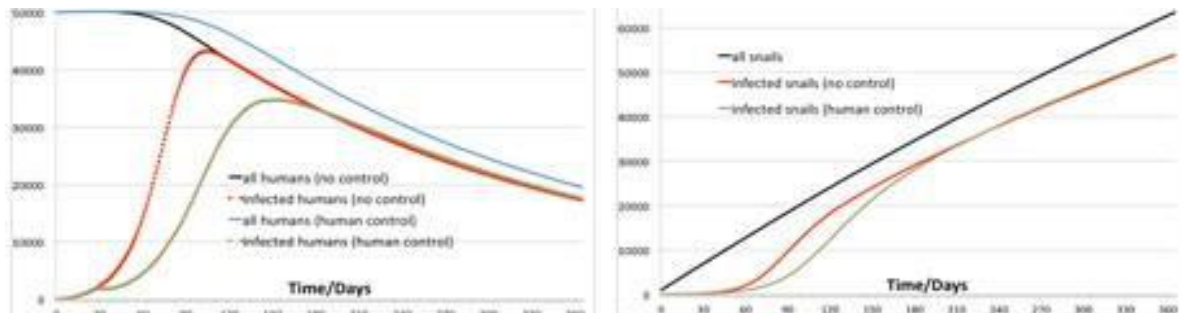


Figure 4. 6 : Simulation avec traitement des infectés. (Gauche) : Evolution des infections des individus. (Droite) : Evolution des infections des mollusques

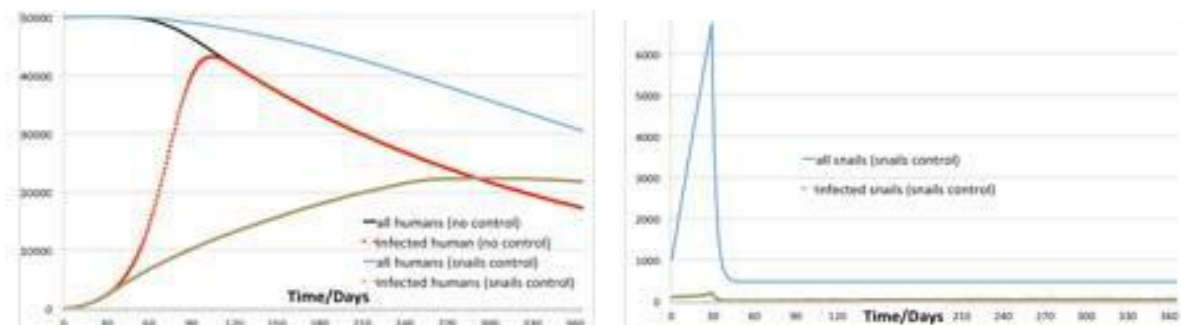


Figure 4. 7 : Simulation avec élimination de mollusques. (Gauche) : Evolution des infections des individus. (Droite) : Evolution des infections des mollusques

Nous avons enfin simulé le modèle en appliquant à la fois toutes les trois politiques de contrôle artificiel. Le résultat de simulation (Figure 4.8 (Gauche)) montre que la maladie est très vite maîtrisée.

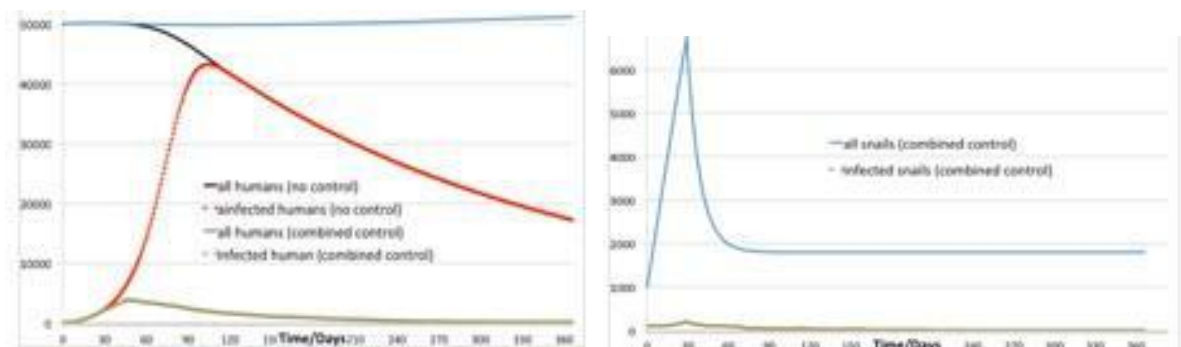


Figure 4. 8 : Simulation avec combinaison des trois politiques de contrôle. (Gauche) : Evolution des infections des individus. (Droite) : Evolution des infections des mollusques

4.4 Spatialisation du Modèle Discret à Base d'Agents

4.4.1 Intégration d'un environnement spatial

Dans le modèle discret précédant, tous les agents (*Humains, Mollusques*) partageaient le même environnement : une grille constituée de cases. Leurs comportements se résumaient à se déplacer aléatoirement d'une case de cette grille à une autre.

La spatialisation, comme expliqué plutôt dans la première partie de ce chapitre, va consister à intégrer dans ce modèle, l'environnement d'évolution des Humains, des Mollusques, des Miracidiums et des Cercaire. Or, puisque l'environnement d'évolution des Humains est différent de celui des autres entités, nous avons proposé de dissocier visiblement les deux environnements.

Pour cela, nous utilisons des cartes SIG (Système d'Information Géographique) pour représenter séparément l'environnement des Humains et celui (ou ceux) des Mollusques, des Cercaires et des Miracidiums (le ou les Points d'Eau). La **Figure 4.9** et la **Figure 4.10** montrent respectivement deux configurations spatiales (une configuration avec un seul point d'eau et une autre avec deux points d'eau distincts : en vert) utilisées dans les modèles spatialisés de la partie suivante.

En intégrant un environnement spatial, la séquence d'actions de la **Figure 4.3**, utilisé dans le modèle discret, est maintenue. Seule la dynamique de déplacement des agents Humains est changée. En effet, ils ne se déplacent plus aléatoirement, mais adaptent leur mouvement en fonction de leurs « *besoins de se rendre au(x) point(s) d'eau(x)* ».

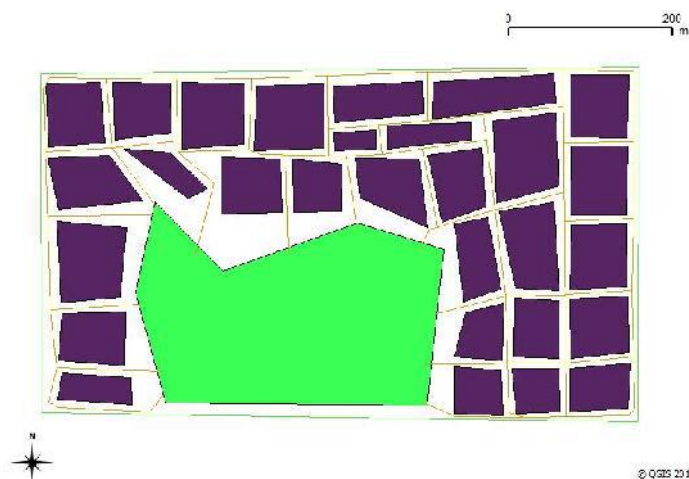


Figure 4.9 : SIG de l'environnement des agents. Configuration à un unique point d'eau

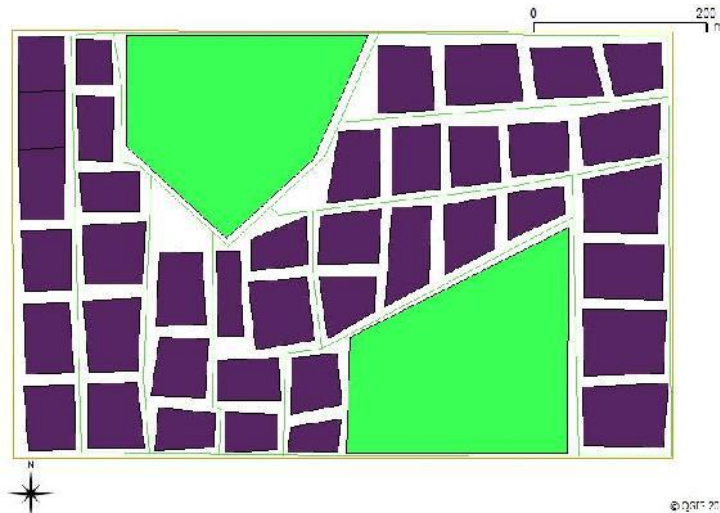


Figure 4. 10 : SIG de l'environnement des agents. Configuration à un deux points d'eau

Dans ces conditions, un agent Humain possède un habitat, d'où il part pour se rendre aux points d'eau et où il doit retourner après. Ainsi, puisque le seul milieu où l'agent Humain peut s'infecter est le point d'eau, il s'expose au risque d'infection seulement quand il s'y rend.

Le fait d'intégrer un environnement spatial dans le modèle soulève un problème important : celui du déplacement des agents Humains de leurs habitations aux points d'eau, et vice-versa. C'est d'ailleurs, ce phénomène qui est abordé à la section 2.1.3.2 du Chapitre 2 sous le thème « Dynamique d'accès aux eaux infectieuses » et traité intégralement dans le Chapitre 5, sous le thème « Dynamique sociale de la Schistosomose ». En effet, pour étudier le phénomène de l'accès des individus aux points d'eaux infectieuses, nous irons chercher les explications dans leur contexte social.

Dans cette partie, pour soutenir la dynamique d'accès des agents Humains aux points d'eaux, nous avons proposé, intuitivement, une configuration simplissime de leur contexte social. En effet, puisque dans la réalité, tout le monde n'a pas les mêmes habitudes vis-à-vis des points d'eaux, nous avons proposé de diviser la population des agents *Humain* en trois groupes. Un premier groupe, composé des 10 % de la population, qui a une fréquentation régulière des points d'eaux (5 à 7 fois par semaine) ; un deuxième groupe, composé des 40 % de la population, avec une fréquentation d'1 à 3 fois dans la semaine et un troisième groupe, composé du reste de la population qui a une fréquentation rare (environs 1 à 3 fois tous les 15 jours). Nous avons intuitivement défini ces groupes dans le but d'avoir une configuration sociale des populations humaines, relative aux fréquences d'utilisation des points d'eaux.

Dans le modèle spatialisé, chaque agent *Humain*, au moment de sa création, est doté d'un attribut relatif à ses fréquentations des points d'eaux, et sa valeur dépend du groupe d'appartenance de l'agent. Les agents du premier groupe ont une plus grande fréquentation que ceux du deuxième groupe qui aussi, ont plus grande fréquentation que les agents du troisième groupe.

Chaque agent est ainsi doté d'un mécanisme de décision simple qui évalue, selon son groupe d'appartenance, ses « *besoins de se rendre au(x) point(s) d'eau(x)* » dans la journée (le pas de temps). Les points d'eau sont modélisés ici en tant qu'agents au même titre que les agents *Humain* et *Mollusque*. Ils sont dotés des attributs *teneur_en_miracidiums* et *teneur_en_cercaires* les permettant d'infecter respectivement les mollusques et les individus qu'ils abritent, comme c'est le cas dans le modèle discret.

4.4.2 Les Modèles à Base d'Agents Successivement Spatialisés

Rappelons que dans ce travail, l'objectif est d'évaluer l'impact de la prise en compte de la dimension spatiale dans les modèles de contrôle de la Schistosomose. Pour cela, nous sommes partis d'un modèle à base d'EDO, ne prenant pas en compte la dimension spatiale, pour établir un modèle à base d'agents intégrant l'espace, afin d'en évaluer l'apport.

Par un processus incrémental, nous avons élaboré successivement une suite de modèles à base d'agent en utilisant des configurations spatiales progressivement généralisées. Pour évaluer l'impact de la prise en compte de la dimension spatiale dans les différents modèles, nous utilisons comme indicateur, le taux d'infection des individus et des mollusques, en appliquant les trois politiques de contrôle. L'objectif est de voir les variations de l'indicateur suivant les différents modèles successivement établis. La **Figure 4.11** donne un aperçu du processus de généralisation de l'environnement spatial.

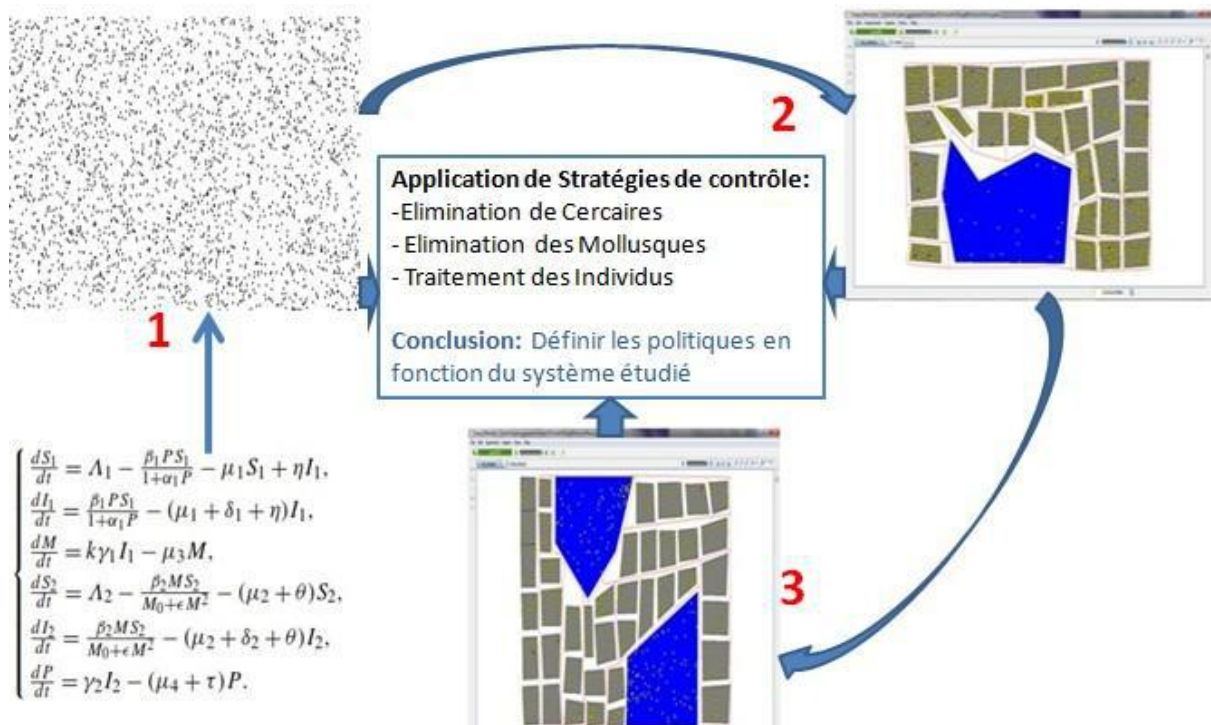


Figure 4. 11 : Méthode de Spatialisation du modèle EDO par un modèle agents.

L'étape 1 de cette figure est le passage du modèle à base d'EDO au modèle à base d'agents, traité dans la section 4.3.1 de ce chapitre. L'étape 2 constitue le début de la spatialisation : il s'agit de la première étape de spatialisation du modèle discret à base d'agents, établi à partir du modèle EDO. L'étape 3 est une généralisation de l'étape 2.

Dans la première étape du processus de spatialisation, notre objectif était de proposer un modèle discret à base d'agents qui produit les mêmes résultats que le modèle mathématique. Pour cela, nous avons repris les entrées du modèle mathématique en adaptant quelques paramètres importants. Le problème que nous avons ici est donc celui de la **Figure 4.12** : connaissant les entrées et les sorties, le problème est de proposer un modèle qui utilise les entrées données et produit les sorties escomptées.

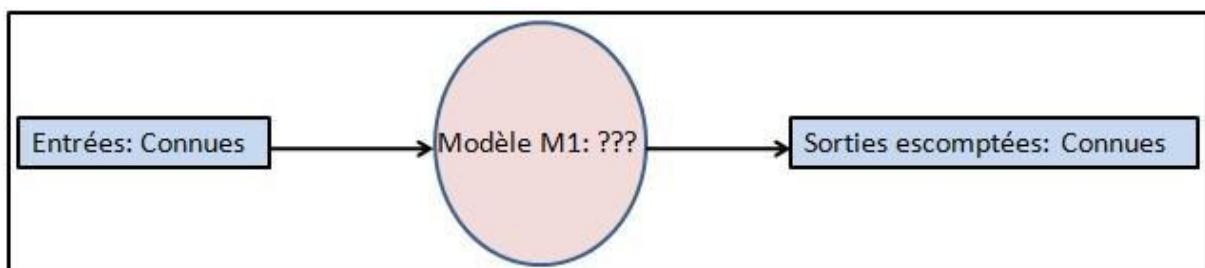


Figure 4. 12 : Problème du modèle discret à base d'agents

Dans la deuxième étape de la spatialisation, nous proposons un modèle à base d'agents qui reprend le *Modèle M1* précédant en utilisant la configuration spatiale de la **Figure 4.9**. L'objectif avec ce *Modèle M2* proposé ici, est de reprendre les mêmes entrées que le *Modèle M1* et de produire aussi les mêmes résultats : le problème posé est aussi donc celui de la **Figure 4.12**. Jusque-là donc, nous avons un modèle à base d'agents, intégrant un environnement spatial, qui produit fidèlement les mêmes résultats que le modèle de départ.

Dans la suite, nous gardons le même *Modèle M2* et les mêmes entrées, mais nous changeons la configuration spatiale en utilisant cette fois-ci celle de la **Figure 4.10**. Le *Modèle M3* obtenu est ainsi simulé en utilisant différents scénarii (voir section suivante). Les scénarii, appliqués successivement, peuvent être vus comme une simple généralisation de la configuration spatiale utilisée. Le problème posé ici est donc celui de la **Figure 4.13**.

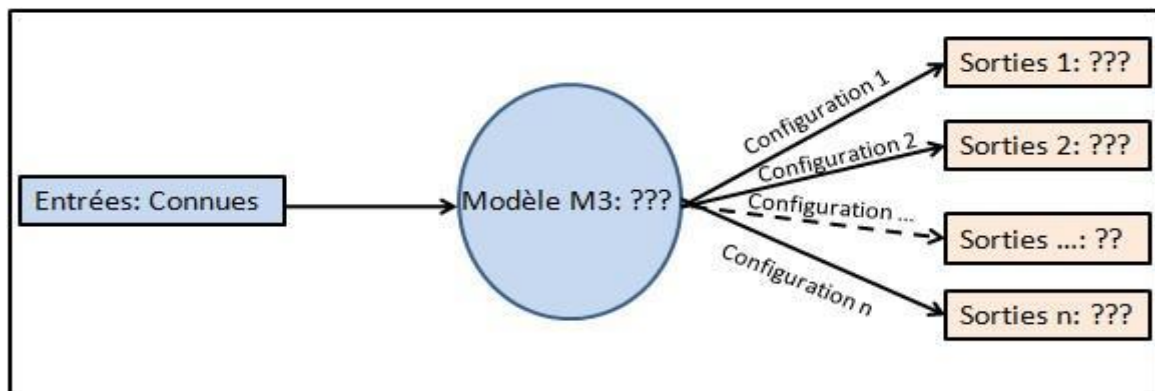


Figure 4. 13 : Problème des Modèles spatialisés

En définitive, le *Modèle M3*, par incrémentation, n'est rien d'autre que le modèle à base d'EDO spatialisé. Ce modèle spatialisé est donc établi de manière à pouvoir être simulé avec différentes configurations spatiales. Et avec l'utilisation des cartes SIG, une configuration spatiale est tout simplement une donnée pour notre modèle.

Ainsi, En appliquant les politiques de contrôle, l'indicateur (qui est ici le taux d'infection des individus et des mollusques) permet d'évaluer l'impact de l'environnement spatial dans la propagation de la Schistosomose en général, et dans la modélisation des politiques de contrôle en particulier.

4.4.3 Expérimentations et Discussion des Résultats de Simulations

Pour implémenter les différents modèles à base d'agents dont on a parlé dans la section précédente, nous avons utilisé la plateforme GAMA (Drogoul et al., 2013) qui est une plate-forme de simulation à base d'agents permettant le chargement et la visualisation de données SIG pour fournir un environnement de simulation graphique représentant fidèlement le système sélectionné.

La **Figure 4.14** donne un aperçu de l'environnement géographique, dans GAMA, des agents en chargeant les cartes SIG des différentes configurations spatiales utilisées dans les modèles à base d'agents.

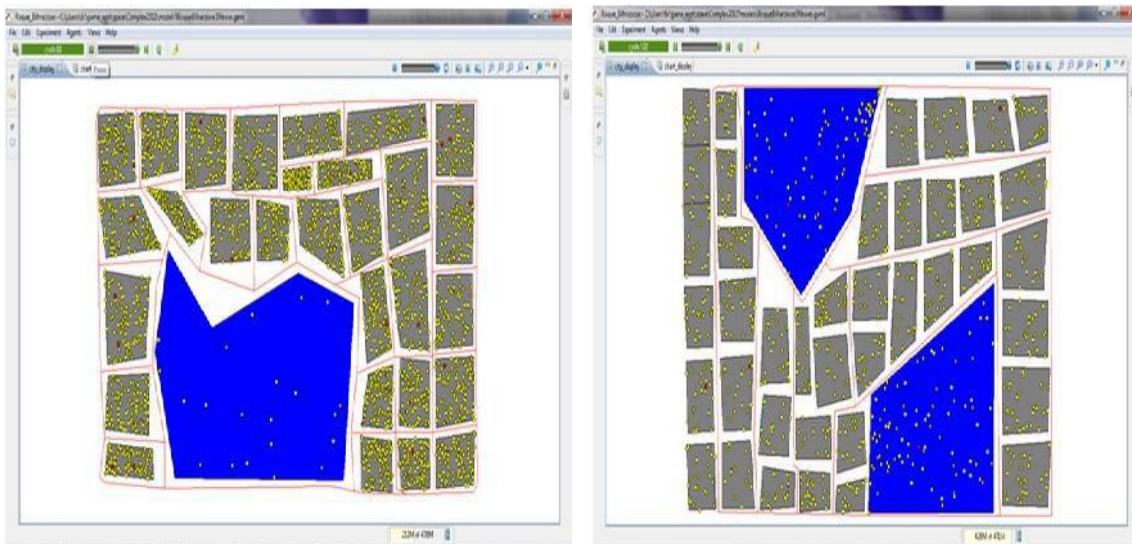


Figure 4.14 : Environnements Géographiques des agents dans GAMA

Comme nous l'avons expliqué dans la section précédente, la première et la deuxième étape de notre procédure de spatialisation nous ont permis d'établir un modèle à base d'agent intégrant un environnement spatial, bien ajusté pour produire sensiblement les mêmes sorties que le modèle de départ, à base d'EDO. Par la suite, c'est ce modèle qui est repris avec différentes configurations spatiales et simulé selon quatre différents scénarii.

Scénario 1 : dans ce scénario, le modèle spatialisé est simulé avec une configuration spatiale qui comporte un seul point d'eau pour toute la population (**Figure 4.14 à Gauche**). Ce modèle produit sensiblement les mêmes sorties (**Figure 4.15 à Gauche**) que le modèle discret à base d'agents (**Figure 4.15 à Droite**).

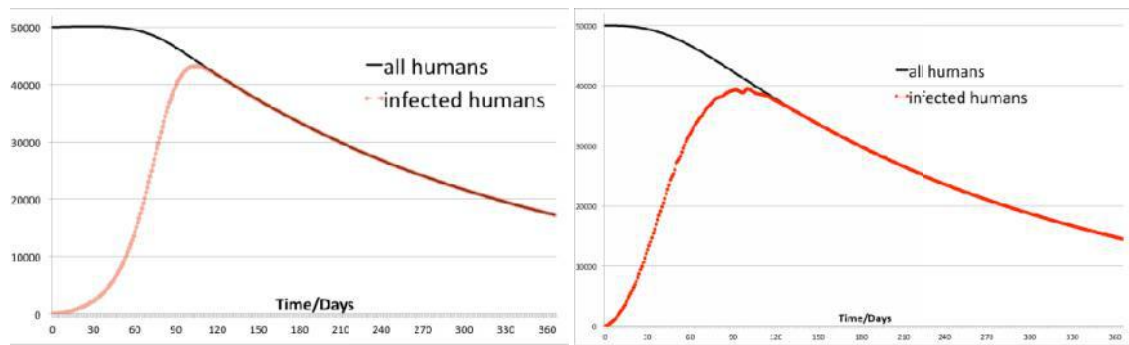


Figure 4. 15 : Evolution des infections humaines (sans appliquer de politique de contrôle). (Gauche) : Modèle discret, sans espace. (Droite) : Modèle spatialisé à un seul point d'eau.

Dans les scénarios 2, 3 et 4, nous utilisons la configuration spatiale intégrant deux points d'eau pour toute la population (**Figure 4.14 à Droite**).

Scenario 2 : Dans ce scénario, les deux points d'eau n'ont pas de propriétés particulières distinctives. Ils sont relativement identiques. Dans ce modèle, le seul facteur qui peut influencer l'agent Humain dans le choix du point d'eau, est la distance géographique (le point d'eau le plus proche). Nos sorties de simulations sont données en **Figure 4.16 (Gauche)**.

Scenario 3 : Cette fois-ci, les deux points d'eau sont dotés de propriétés particulières faisant qu'ils attirent un groupe particulier de personnes. Un point d'eau qui comporte des propriétés attirant plus les personnes qui ont une fréquentation très rare et un autre qui attire plus les autres groupes. Dans ces conditions, un agent Humain, dans son mécanisme de décision, fera un choix avant de se rendre dans un point d'eau. Ce qui fait qu'un fleuve est fréquenté par presque les mêmes personnes. Les résultats de simulations sont donnés dans la **Figure 4.16 (Droite)**.

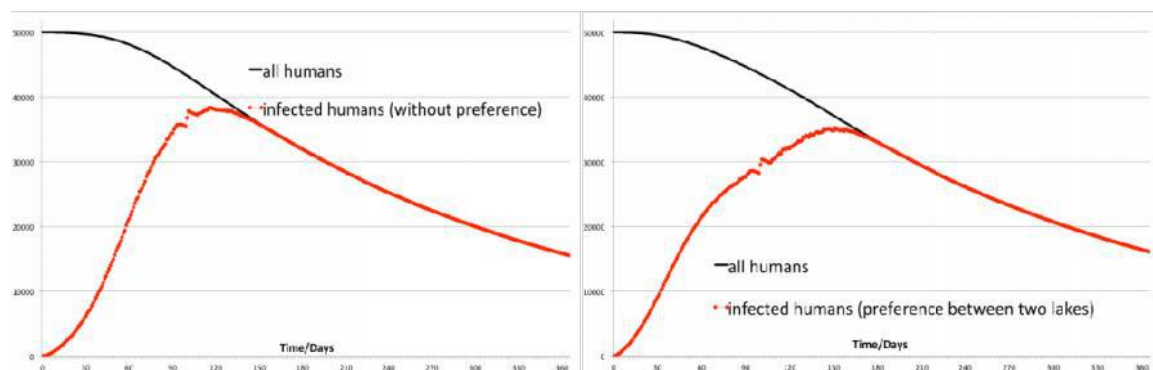


Figure 4. 16 : Evolution des infections humaines (sans appliquer de politique de contrôle). (Gauche) : Modèle spatialisé à 2 PE sans propriétés distinctives. (Droite) : Modèle spatialisé à 2 PE avec propriétés distinctives.

Scenario 4 : Par rapport au scenario 2, nous ajoutons dans ce scenario la politique de contrôle consistant à l'élimination de mollusques qui est la meilleure politique de contrôle selon les résultats précédents. Les sorties de simulations sont données dans la **Figure 4.17 (Gauche)**.

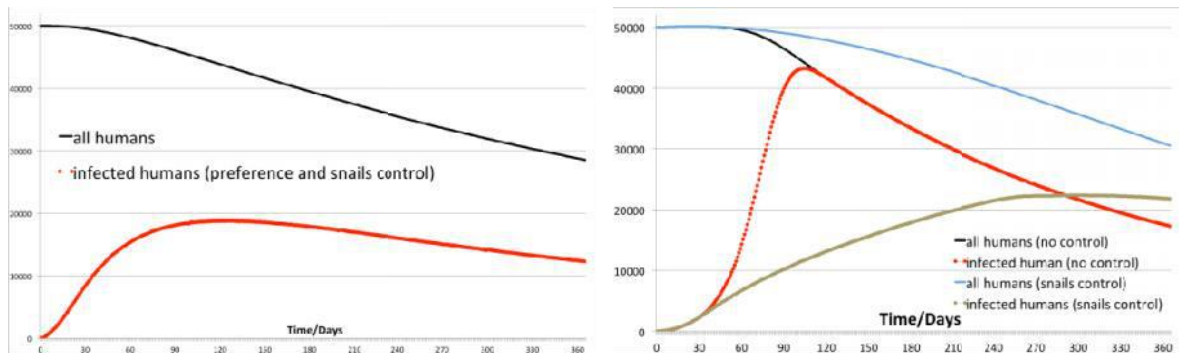


Figure 4. 17 : Evolution des infections humaines (application du contrôle par élimination de mollusques). (Gauche) : Modèle spatialisé à 2 PE avec propriétés distinctives. (Droite) : Modèle discret sans espace.

L'objectif principal dans cette étude était de montrer l'influence d'une prise en compte de l'environnement spatial dans la modélisation des politiques de contrôle de la Schistosomose.

Pour cela, il a fallu établir un premier modèle discret à base d'agents (ne tenant pas en compte la dimension spatiale) à partir d'un modèle à base d'EDO de référence. Ce modèle est assez ajusté pour que ses sorties de simulations soient en conformité avec le modèle EDO. Les simulations de ce modèle montrent que :

- Sans l'application d'une politique de contrôle, on tend vers 100 % d'infection de la population après 100 jours : **Figure 4.15 (Gauche)**.
- Avec l'application de la politique par élimination de mollusques, la maladie tend à disparaître après 360 jours : **Figure 4.17 (Droite)**.

Ce modèle est ensuite spatialisé et rendu ouvert de sorte à pouvoir être simulé en utilisant diverses configurations spatiales. Le premier modèle résultant du processus de spatialisation utilise une configuration spatiale simple et est aussi bien ajusté pour produire sensiblement les mêmes sorties que le modèle discret : on tend vers 100 % d'infection des populations après 90 jours : **Figure 4.15 (Droite)**.

Dans la suite du processus de spatialisation, nous utilisons progressivement des configurations spatiales qui tendent à la généralisation de l'environnement spatial des agents.

D'abord, le modèle est simulé avec une configuration spatiale intégrant deux points d'eaux relativement identiques. Les simulations de ce modèle montrent que l'on atteint 100% d'infection de toute la population après 120 jours : **Figure 4.16 (Gauche)**.

Ensuite, le modèle est simulation avec la même configuration spatiale que le précédent. Sauf que cette fois-ci, les deux points d'eau sont dotés de caractéristiques faisant qu'ils attirent un groupe particulier de personnes. Les simulations montrent que l'on atteint les 100% d'infection après 130 jours : **Figure 4.16 (Droite)**.

Enfin, dans le dernier scenario, le modèle précédant est simulé en appliquant la politique de contrôle par élimination de mollusques. Les simulations montrent que la maladie tend à disparaître après seulement 100 jours : **Figure 4.17 (Gauche)**.

En comparant la **Figure 4.17 (Gauche)**, qui donne l'évolution de la maladie dans le cadre le plus général du modèle spatialisé, et la **Figure 4.17 (Droite)**, qui donne l'évolution de la maladie dans le cadre du modèle discret sans espace ; l'application de la politique de contrôle par élimination de mollusques fait régresser la maladie en seulement 100 jours dans le premier cas, et en 360 jours dans le second cas. Ce qui laisse voir une nette différence entre les deux cas de figures.

Nous en concluons que la prise en compte de l'environnement a un impact non négligeable sur la qualité des modèles de la dynamique de propagation de la Schistosomose et que les politiques de contrôle doivent être définies selon les caractéristiques environnementales de chaque système modélisé.

Nous pouvons conclure, simplement à partir des scénarios mis en œuvre, que la prise en compte de l'environnement a un impact significatif sur la qualité des modèles de propagation de la Schistosomose. Le modèle «sans environnement» et même celui avec un seul point d'eau donnent à peu près les mêmes résultats que le modèle basé sur les équations, en particulier sur les politiques de contrôle.

C'est une bonne façon de procéder. Néanmoins, quand nous imaginons d'autres scénarios plus réaliste, comme dans les points d'eau préférentiels, les sorties changent beaucoup et donc les politiques de contrôle aussi.

4.5 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons abordé la dynamique spatiale de la Schistosomose, en expliquant de quoi il s'agit. Nous avons également ; à travers un exemple de modèle à base d'agents (intégrant un environnement spatial), établi à partir d'un modèle à base d'EDO (ne prenant pas en compte l'aspect spatial de la maladie ; montré que la prise en compte de la dimension spatiale a un impact non négligeable sur la qualité des modèles de propagation de la Schistosomose, notamment les modèles d'évaluation des stratégies de contrôle. Nous sommes arrivés à la conclusion que les politiques de contrôle doivent être définis en fonction des caractéristiques environnementales de chaque système à modéliser et l'approche que nous avons suivie peut aider à le faire. La modélisation multi-agents permet ainsi d'avoir des résultats généraux et également d'entrer dans les détails d'éventuels cas d'étude.

Une autre dimension épidémiologique de la propagation de la Schistosomose qui nous intéresse dans cette thèse et pour laquelle l'approche de modélisation et de simulation à base d'agents est la plus convenable (par rapport aux approches à base d'équations), est la dimension sociale. Nous l'aborderons dans le chapitre suivant (chapitre 5) sous le thème « Dynamique sociale de la Schistosomose ».

Chapitre 5. Dynamique Sociale de la Schistosomose : une Architecture BDI des patterns de Contact Homme-Eau

Plan de Chapitre

5.1	DYNAMIQUE SOCIALE ET PATTERNS DE CONTACT HOMME-EAU.....	86
5.1.1	De quoi s'agit-il ?.....	86
5.1.2	Etat de l'Art sur les Patterns de Contact Homme-Eau	88
5.2	UNE EBAUCHE SUR L'ARCHITECTURE BDI.....	93
5.2.1	Problèmes Sous Jacents aux modèles BDI.....	93
5.2.2	Description informelle de l'Architecture BDI.....	95
5.2.3	Quelques Architectures BDI existants.....	97
5.3	UNE ARCHITECTURE BDI POUR LES PATTERNS DE CONTACT HOMME-EAU	99
5.3.1	Notre Approche pour simuler les Patterns de Contact Homme-Eau	99
5.3.2	L'Architecture BDI de l'Agent Individu	102
5.3.3	Application : La Schistosomose à Niamey.....	106
5.4	SYNTHESE.....	110

5.1 Dynamique Sociale et Patterns de Contact Homme-Eau

5.1.1 De quoi s'agit-il ?

Dans la lutte contre les maladies vectorielles, toutes les stratégies utilisées visent à bloquer le cycle de vie du parasite. Elles cherchent à minimiser, voire même écarter les liens de contact entre l'agent pathogène, l'hôte et le vecteur.

Concernant la Schistosomose, une des techniques utilisées consiste parfois à l'élimination du vecteur par des pesticides, combiné à un traitement médical des individus infectés. Malheureusement, toutes ces stratégies sont élaborées sans considérer le rôle tacite du comportement humain dans le cycle du schistosome (Barbosa, 1998b). Pourtant, dans ce cycle, et donc dans la transmission de la Schistosomose, l'influence du comportement humain est fortement déterminante.

En effet, pour la Schistosomose, non seulement le vecteur et l'hôte vivent dans des environnements différents, mais la transmission du parasite entre eux n'est pas directe. Elle se fait via un support : l'eau douce. Elle est pour le vecteur le principal environnement d'évolution et pour l'hôte une source vitale. C'est ce qui amène les populations à continuer de contaminer les eaux lors de leurs activités excrétoires et à venir en contact des sources d'eau potentiellement infectieuses durant les activités domestique, ludique et agricole (Watts et al., 1998).

Par ailleurs, comme nous l'avons vu dans le chapitre 2, beaucoup de travaux thématiques sur la Schistosomose ont fait remarquer l'inefficacité d'une quelconque stratégie de lutte contre la maladie, sans considérer le rôle du comportement humain vis-à-vis des sites de contact. C'est dans ce cadre que nous avons abordé, dans la section 2.1.3.2 du chapitre 2, la problématique de « l'accès des individus aux eaux infectieuses » dans la dynamique globale de transmission de la Schistosomose.

Cette question de la « *dynamique d'accès des individus aux eaux infectieuses* », qui fait l'objet de plusieurs études thématiques sur la Schistosomose, propose d'établir des corrélations entre les activités hydriques (ou activités de **Contact Homme-Eau**), menées dans les eaux infectieuses par les individus, et les **Conditions Sociales** de ces derniers.

Elle s'intéresse à la fois, aux patterns de contacts eux mêmes (les types d'activités hydriques effectuées dans les eaux, la nature de ces activités, les classes d'individus effectuant ces activités, les comportements des populations pendant leurs activités de contact, etc.) ; aux conditions sociales, économiques, culturelles, religieuses, etc. des populations et des liens éventuels entre les différents éléments de ces deux ensembles.

Dans la littérature, plusieurs travaux se sont orientés dans cette perspective de soutenir et de démontrer l'existence de corrélations entre les activités de contact Homme-Eau et les conditions sociales des populations.

Pour (Watts et al., 1998), afin de comprendre « *pourquoi, quand, où et comment est-ce-que les populations s'engagent dans des comportements qui les mettent dans un risque de contracter et de perpétuer la Schistosomose à travers des activités de contact* », il faut chercher les réponses à ces questions dans le contexte temporel, spatial, social et culturel de chaque population étudiée.

D'un autre côté, (Barbosa, 1998a) affirme que « *la reproduction continue de la Schistosomose ne peut être comprise ni interrompue par une simple approche biologique, elle doit être considérée dans son contexte socioculturel comme un processus capable de produire une structure épidémiologique renfermant plusieurs couches déterminantes dans son occurrence* ».

Par ailleurs, (Ximenes et al., 2001) soutiennent que « *les activités de contacts peuvent non seulement dépendre des choix propres des personnes mais aussi des contraintes et opportunités posées par les conditions socioéconomiques* ».

Il faut retenir donc que la dynamique sociale de la Schistosomose, fait allusion au rôle de l'environnement social, culturel, économique, etc. des populations dans leurs activités hydriques sur les points d'eau en particulier, et dans la dynamique globale de propagation de la maladie en général.

5.1.2 Etat de l'Art sur les Patterns de Contact Homme-Eau

Les objectifs principaux dans les études sur la Schistosomose et les activités de contact Homme-Eau sont de plusieurs formes (Barbosa, 1998a), (Etard et Borel, 1992) :

- Identifier et décrire les activités de contact qui sont favorables à une infection
- Evaluer la contribution de ces activités dans la transmission de la maladie
- Identifier les facteurs socioéconomiques pouvant favoriser ces activités hydriques et établir des corrélations entre les deux
- Et, en se basant sur ces informations relatives aux patterns de contact Homme-Eau, guider le choix des politiques de contrôle, d'améliorer l'implémentation des politiques existantes et évaluer la performance des programmes de lutte.

Dans la suite de cette partie, nous proposons de voir de plus près, et une à une, ces différentes étapes qui interviennent dans l'étude des patterns de contact Homme-Eau. Il s'agit des étapes d'identification et description des activités de contact; d'évaluation de ces activités dans la transmission de la Schistosomose et d'identification des facteurs socioéconomiques pouvant favoriser ces activités.

5.1.2.1 Identification et description des activités de contact

Pour identifier et décrire les activités de contact, la plupart des auteurs privilégie la méthode d'observation au détriment de l'enquête. Elle consiste à observer directement les populations quand elles entrent en contact avec les points d'eau. Les résultats de ces observations sont habituellement présentés sous une forme quantitative, en relevant plusieurs informations :

- les types de contact ; il s'agit des différentes activités effectuées par les populations dans les points d'eau. Elles sont souvent groupées en quatre catégories (Ximenes et al., 2001) :
 - o activités professionnelles (irrigation, lavage d'animaux et de voitures, pêche, agriculture, etc.)
 - o activités de loisir (natation, baignade, jeu des enfants, etc.)
 - o activités domestiques (linge, vaisselle, baignade, quête d'eau, etc.)

- activités de passage à gué (traverser un point d'eau entre deux zones).
- les sites de contact ; il s'agit des sites où se tiennent les activités de contact. Les informations recueillies sont relatives à :
 - la nature du point d'eau : eau dormante (mare, lac, etc.) ; eau courante (ruisseau, rivière, canal, etc.), etc.
 - le lieu où se trouve le site : milieu rurale ou urbain
 - les caractéristiques de l'eau : herbeuse ou non (les herbes dans les eaux constituent des foyers pour l'hôte intermédiaire)
 - qualité de l'eau : est ce qu'elle est assez propre pour des activités domestiques, par exemple
 - La distance géographique par rapport aux habitations : la proximité des points d'eau avec les habitations est un facteur essentiel dans les activités de contact
 - Etc.
- la date et l'heure de la journée où a lieu l'activité, la proportion de la surface corporelle exposée à l'eau pendant l'activité, la durée de l'activité, l'âge et le sexe de l'individu effectuant l'activité, etc.

5.1.2.2 Evaluation des activités de contact dans la transmission de la maladie

Dans cette étape, la méthode souvent utilisée consiste à construire des indices d'exposition permettant de juger de l'importance relative des différentes activités de contact dans la transmission de la maladie (Etard et Borel, 1992). Dans une étude sur un village Mauritanien, ces auteurs proposent un indice d'exposition pour identifier les catégories âge/sexe exposées à l'infection en fonction des résultats de leurs observations.

Leurs observations (effectuées de la manière décrite ci-dessus) se sont portées principalement sur deux sites caractéristiquement différents. L'indice d'exposition construit repose sur l'hypothèse que « *la pénétration cercarienne est proportionnelle au produit du temps de contact, de la surface corporelle exposée et de la densité cercarienne dans l'eau* ». Il est donné par :

$$I_i = D_i * SC_i * B_i * C_i \text{ où}$$

I_i est l'indice d'exposition du contact i ;

D_i est la durée du contact exprimée en minutes ;

SC_i est la surface corporelle de l'individu effectuant l'activité, en fonction de l'âge, en m^2 ;

B_i est un coefficient reflétant la proportion de surface corporelle exposée durant le contact, elle est donnée en fonction de l'activité effectuée ;

C_i est un coefficient de la densité cercarienne, fonction de l'heure du contact.

Avec cet indice d'exposition, les auteurs parviennent à recueillir des informations relatives au site où l'exposition est plus importante, au moment de la journée le plus favorable à une infection, à la classe d'âge/sexes de la population la plus exposée à l'infection, aux activités les plus susceptibles de favoriser une infection, etc.

5.1.2.3 Corrélation avec les facteurs socioéconomiques

Dans la littérature, la plupart des travaux qui interviennent dans cette étape, soutient qu'il faut placer les activités de contact Homme-Eau dans le contexte social, culturel, politique, économique, religieux, ... des populations. L'idée est, au lieu de voir les activités de contact comme une série d'activités discrètes effectuées par les individus, de les considérer comme une situation dictée par les conditions de vie des populations.

Cette thèse est corroborée, d'un point de vue général, dans quelques recherches en sciences sociales : (Macintyre, 1986) atteste que « *les attitudes, les valeurs, le comportement et les styles de vie ne sont pas nécessairement un résultat du choix des individus. Ils doivent, par contre, découler d'organisation sociale et de l'environnement physique et social. La modification des attitudes et des comportements requièrent des interventions politiques, économique et sociale* ».

C'est d'ailleurs dans cette optique que certains travaux suggèrent une possible complémentarité entre l'épidémiologie et l'anthropologie, et proposent d'appliquer l'**anthropologie médicale** dans l'étude épidémiologique des maladies comme la Schistosomose (Barbosa, 1998a), (Uchoa et al., 2000). (Barbosa, 1998a) soutient qu' « *il est*

important pour les épidémiologistes de comprendre la nature complexe du comportement humain, autant qu'il est important pour les anthropologistes de reconnaître le pouvoir des modèles utilisés en épidémiologie pour identifier les relations de cause à effet des maladies. ». Pour cet auteur, il y'a un grand nombre de facteurs et processus (politiquement et culturellement déterminés) qui peuvent être exposés comme favorables à la Schistosomose.

Ainsi, d'une part, pour étudier les corrélations entre les conditions socioéconomiques de quelques populations dans le nord-est du Brésil, et leurs activités de contact, (Ximenes et al., 2001) proposent, d'abord, deux types d'indicateurs socioéconomiques : un ensemble de variables relatives à la place qu'occupe un chef de famille dans le système de production (son revenu et son secteur économique) et un ensemble de variables relatives aux consommations dans les familles (niveau d'éducation du chef de famille, le type de maison, biens de la famille, approvisionnement en eau pour les besoins domestiques et la méthode de collecte excrétoire). Ensuite, ils emploient la régression logistique pour tester les associations entre ces variables socioéconomiques (considérées comme variables dépendantes) et les patterns de contact (considérés comme issus binaires).

D'autre part, (Watts et al., 1998), proposent d'explorer les activités de contact comme faisant partie d'un processus social dynamique. Leur étude repose sur trois concepts fondamentaux: « *Ménage* », « *Time Geography* », et « *Gendered Space* ».

Le « Ménage » est pour ces auteurs, « *un groupe d'individu qui cuisine et partage la nourriture dans une résidence commune ; il peut également signifier une maison, une entité physique distincte servant d'habitation aux membres du ménage et de stabulation pour les animaux* ».

Le concept de ménage trouve son importance dans le fait qu'il peut renfermer plusieurs facteurs pouvant être déterminants dans le comportement de ces membres vis-à-vis des sites de contact. Ainsi, il permet de classer les membres d'une famille dans le même environnement social (les conditions socioéconomiques du chef de ménage déterminent celles des membres de la famille) et domestique (type de maison, possessions dans la maison, distance géographique avec les sites de contact, approvisionnement en eau, ...).

La « *time geography* » est un concept utilisé en géographie pour étudier de manière approfondie la mobilité (déplacements) des Hommes dans l' « espace/temps », avec des

illustrations graphiques (schématiques) des chemins de déplacement à des échelles allant de toute la durée de la vie humaine à une seule journée (Watts et al., 1998).

Ces auteurs utilisent cet outil, dans le cadre de leur étude sur un village marocain, pour situer l'ensemble des différentes activités journalières des membres d'un ménage dans le temps et dans l'espace, en s'appuyant sur leurs situations personnelles, sur la configuration de leur ménage et sur leur contexte socioculturel local.

Dans le chapitre 7, où nous proposons un module décisionnel pour permettre à des « agents écoliers » cognitifs de déterminer les activités à entreprendre à chaque moment de la journée, nous sommes revenus un peu plus en détail sur cet outil, afin de montrer comment il permet de situer l'ensemble des activités d'un individu dans le temps et dans l'espace. Ce qui permet de déterminer ce qu'un individu fait, quand il le fait et où il le fait.

Le concept de « *Gendred Space* » quant à lui, peut être vu comme une variante de la « *time geography* », orientée « espace ». Il s'intéresse à la manière dont l'espace est partagé entre les hommes et les femmes dans l'exécution de leurs activités journalières. Il trouve son importance dans certaines communautés où les hommes et les femmes font différentes choses dans différentes places. L'exemple donné par les auteurs est illustratif : l'étude de (Bourdieu, 1977) dans une société islamique rurale montre que, « *les femmes vont à la fontaine à l'heure où les hommes ne sont pas dans les rues, ou par une voie spéciale, ou les deux à la fois* ».

Dans le cadre de leur étude, (Watts et al., 1998) utilisent cet outil pour situer dans l'espace toutes les activités de contact des populations étudiées. Pour cela, ils ont défini certains espaces comme réservés aux hommes ; d'autres aux femmes ; mais pour des cas exceptionnels, il peut arriver que ces deux règles ne soient pas respectées.

5.2 Une Ebauche sur l'Architecture BDI

5.2.1 Problèmes sous-agents aux modèles BDI

D'éminents chercheurs (Georgeff, Pell, Pollack et Tambe) ont participé à un panel sur le thème « *Modèle BDI (Belief, Desire, Intention) des agents* ». Un des objectifs de ce panel était d'évaluer le rapport entre le modèle BDI et les autres modèles contemporains à base d'agents. Pour cela, les auteurs devaient répondre à la question de savoir : comment BDI se positionne en relation avec les autres modèles agents de raisonnement pratique ?

Ce que l'on peut retenir des réponses des panélistes est que les architectures agents en général, et le modèle BDI en particulier, sont motivés par la complexité des systèmes et le besoin de proposer des modèles pour ces systèmes. En effet, pour Georgeff, « *Nous avons besoin des agents en informatique, et la seule manière de prouver cela est de montrer clairement comment certaines architectures agents peuvent s'occuper des problèmes qui sont jusque-là insolubles par les approches conventionnelles.* ». Quels sont alors ces systèmes et problèmes qui intéressent les modèles BDI, et comment les décrire ?

Les modèles BDI sont intéressés par les systèmes et processus complexes caractérisés par quelques exigences et limites pratiques :

- Dynamisme et Incertitude : les environnements de ces systèmes ne sont pas figés, non seulement ils sont sujets à beaucoup de changements, mais aussi plusieurs événements imprévisibles peuvent y survenir, et ce à tout moment.
- Limitation des ressources informationnelles et calculatoires. En premier lieu, cela veut dire que les agents qui évoluent dans ces systèmes ont une connaissance très limitée de leur environnement et que les informations dont ils disposent sont seulement locales (un agent qui se trouve dans une chambre à un instant t , ne connaît pas forcément ce qui se passe en dehors, mais aussi ce qui va se passer à un temps $t+1$). En second lieu, les limites calculatoires impliquent que les agents disposent des ressources limitées pour prendre des décisions et pour exécuter les actions entreprises. Ces ressources sont d'ordre temporelles (les agents ont parfois un petit intervalle de temps pour prendre une décision ou exécuter une action subite) et calculatoires (les ressources de calcul disposées sont aussi limitées).

A travers l'exemple du système de gestion du trafic aérien, Rao et Georgeff, (Rao et Georgeff, 1995) (Rao et Georgeff, 1998a), ont exhibé un certains nombres de caractéristiques importantes pour ces systèmes et leurs environnements.

- 1- L'environnement de ce genre de système est non déterministe. Cela veut dire que, à tout moment, il peut évoluer, et cela de plusieurs manières. L'évolution consiste à des modifications instantanées ou à l'apparition d'évènements imprévisibles.
- 2- Ce genre de système en tant que tel, est aussi non déterministe. Cela veut dire que, à tout moment, il peut requérir l'exécution de plusieurs actions ou procédures.
- 3- Il y'a aussi une panoplie d'objectifs ou de buts que le système est appelé à accomplir.
- 4- Les exécutions des actions ou procédures que dispose le système pour accomplir ses objectifs sont dépendantes, instantanément, de l'état actuel de l'environnement.
- 5- Ce dernier est, cependant, perceptible seulement localement par le système : il reçoit seulement des informations d'un certain moment et d'un certain endroit, et ces informations ne suffisent pas pour déterminer l'état global de l'environnement.
- 6- L'effectivité d'une action ou d'un calcul peut à tout moment être invalidée ou interrompue par les changements environnementaux. Cela veut dire que l'environnement évolue plus vite que l'exécution des actions.

Pour qu'un système informatique puisse intégrer ces caractéristiques, il faut nécessairement qu'il remplisse un certains nombres de critères :

- Il doit être capable de garder les informations sur l'environnement, de percevoir les changements qui s'y opèrent et de se mettre à jour de ces changements de manière appropriée.
- Le système doit aussi avoir et garder les informations relatives aux objectifs à atteindre.
- Il doit être capable de sélectionner et de choisir automatiquement les actions et procédures appropriées, pour venir au bout des objectifs à accomplir, en tenant compte des limites de ressources calculatoires et du contexte actuel de l'environnement.
- Puisque l'environnement peut changer à tout moment (au moment du processus de sélection et/ou de choix des actions à entreprendre, ou au moment même de l'exécution des actions), le système doit aussi être assez réactif pour tenir en compte le caractère dynamique et incertain de l'environnement dans l'exécution de ses actions.

En informatique, les deux premiers critères peuvent être gérés en utilisant des variables, un ensemble d'expressions logiques ou toute autre structure de données (Rao et Georgeff, 1995).

L'automatisation du problème de sélection d'un ensemble d'actions pouvant venir au bout d'un objectif donné, appelé « *raisonnement délibératif ou raisonnement procédant des fins aux moyens* » par (Michael E. Bratman, 1994), est abordé en Intelligence Artificielle sous le thème de la « *Planification* ».

Le problème du choix de l'action appropriée entre différentes possibilités est abordé en théorie décisionnelle : un agent doit sélectionner une action (ensemble d'actions) en se basant sur son utilité subjective qui est fonction de ses croyances et désirs (Michael E. Bratman, 1994) .

Le challenge des modèles BDI se trouve dans la résolution du dernier critère. En effet, il est admis que la planification est une tâche coûteuse en temps de calcul : l'agent met du temps non seulement pour élaborer un plan, mais aussi pour l'exécuter. De plus, Les changements qui interviennent dans l'environnement peuvent être suffisamment importants pour invalider les plans de l'agent avant même que celui-ci s'engage à les exécuter.

Si toutefois l'agent arrive à élaborer correctement un plan, des changements environnementaux peuvent intervenir après qu'il soit engagé dans son raisonnement. Dans ces conditions, l'agent doit ; soit, changer le plan ; soit, retourner dans certaines étapes antérieures dans le processus de formation du plan et tenter de le reconstruire en accord avec les conditions changées (Fikes et Nilsson, 1971) (Chapman, 1987) (Georgeff, 1987) (Sacerdoti, 1975).

Or, si l'agent doit faire ces opérations à chaque fois qu'un changement environnemental survienne, il va passer tout son temps à planifier sans rien faire du tout. En plus, il est tout à fait impossible d'envisager toute tentative de construire des plans complexes dans lesquels tous les changements environnementaux sont prévus.

5.2.2 Description informelle de l'Architecture BDI

Le modèle BDI a été proposé pour formaliser le comportement d'un agent rationnel pouvant répondre aux critères ci-dessus. Un agent rationnel est censé produire des actions lui

permettant d'atteindre ses buts en se basant sur sa conception du monde (Bratman et al., 1988).

Les recherches en rapport avec le modèle BDI se sont orientées dans deux sens. Du point de vue de l'aspect théorique et formel, elles sont abordées à travers l'utilisation et le développement de plusieurs logiques pour établir et décrire formellement le modèle BDI. Dans l'aspect pratique, elles emploient une approche informelle et se focalisent sur l'implémentation d'agents, en utilisant trois attitudes mentales (*Belief*, *Desire* et *Intention*) comme structures de données⁸. Ces composants mentales correspondent respectivement aux attitudes informationnel, motivationnel et délibérative de l'état mental de l'agent (Rao et Georgeff, 1995).

Le composant **Belief** (Croyance, en français) représente les croyances de l'agent. Ce sont les informations de son monde dont il dispose : ce qu'il croit être. Plus précisément, ce sont les représentations des états du monde de l'agent (son ou ses environnements).

Le composant **Desire** représente les objectifs ou buts de l'agent. Ce sont les états du monde que l'agent désire voir se réaliser. Il est important de souligner qu'un agent peut avoir des désirs contradictoires.

Le composant **Intention** représente le désir auquel l'agent s'est engagé et a engagé des ressources. Il représente en même temps les différentes actions retenues pour atteindre l'objectif désiré. Cette notion d'engagement, très important en théorie BDI, permet au composant Intention d'assurer quelques rôles caractéristiques (Michael E. Bratman, 1994), (Georgeff et Lansky, 1987a):

- Consistance ou compatibilité : Cela veut tout simplement dire qu'un agent ne peut pas s'engager à la fois dans deux désires contradictoires, ou choisir une action non compatible avec les désires à atteindre. Cela veut dire aussi que les actions retenues par l'agent doivent nécessairement lui permettre d'arriver au bout de l'objectif visé.
- Stabilité. Cela veut dire que l'agent ne doit pas facilement renoncer à ses engagements (son engagement aux actions entreprises pour atteindre ses désirs).

⁸ Nous abordons ici seulement les aspects informels et pratiques de l'architecture BDI. Les aspects formels sont traités dans le chapitre 7.

- Réactivité : ce critère stipule que l'agent doit être réaliste. Il doit être en mesure de renoncer à son engagement si les circonstances le demandent. Cela permet d'assurer un comportement non fanatique de l'agent par rapport à ses engagements.

5.2.3 Quelques Architectures BDI existants

Les premiers travaux sur le modèle BDI se sont concentrés essentiellement sur la proposition d'architecture mono-agent permettant un raisonnement délibératif. Un raisonnement qui, selon Bratman (Bratman et al., 1988), procédant des fins aux moyens, permet le choix entre plusieurs actions possibles et tient compte des conséquences des limites de ressources disponibles.

Le problème d'automatisation du raisonnement procédant des fins aux moyens correspond à la « Planification » en Intelligence Artificielle. Il correspond aux « *méthodes pour trouver l'espace des actions possibles pour calculer une séquence d'actions pouvant venir au bout d'un but particulier ou d'une conjonction de buts* » (Yang, 2012).

L'architecture BDI proposée par (Bratman et al., 1988) comporte, en plus des composantes B, D et I, un module Plan qui est une librairie de plans recettes. Chaque plan étant une suite d'actions capable d'arriver au bout d'un objectif fixé. Dans cette architecture, le rôle principal des plans d'un agent est de limiter les ressources devant être consacrées au raisonnement.

L'idée fondamentale dans cette approche est que l'agent s'engage à faire ce qui est planifié. La nature de son engagement est tout à fait complexe mais implique au moins quelques rôles caractéristiques des plans formés. Ils accomplissent les critères de stabilité et de consistance tels que décrits ci-dessus.

La consistance stipule que l'exécution des plans doit effectivement permettre d'atteindre les buts fixés. Ce qui veut dire que les actions qui composent chaque plan ne doivent pas être incompatibles avec le but à atteindre.

La stabilité, quant à elle, permet de résister aux nombreuses opérations éventuelles de modification ou d'abandon de plans. Elle est assurée par le fait que les plans sont seulement partiellement établis (temporellement et structurellement) avant que l'agent décide d'agir.

D'autres architectures proposent de combiner réactivité et délibération. Elles intègrent des mécanismes de raisonnement à la fois délibératif et réactif, permettant aux agents de faire un raisonnement dirigé but, mais aussi de réagir efficacement aux événements imprévisibles.

Le système PRS, proposé par (Georgeff et Lansky, 1987b), est l'une des premières architectures allant dans ce sens. Dans l'architecture PRS, les plans de l'agent sont aussi seulement partiellement établis avant qu'il décide d'agir. Certaines parties du plan d'actions qui dépendent de conditions non « anticipables » sont différées jusqu'à ce qu'elles doivent être exécutées (Kaelbling, 1987) (Albus, 1981) (Durfee et Lesser, 1988). La raison de ce fait est que la décision au sujet de l'action à entreprendre dépend non seulement des informations acquises durant l'exécution du plan, mais aussi des contraintes à temps réel.

Ces architectures, en plus des composants BDIP (*Belief, Desire, Intention* et *Plan*), intègrent un mécanisme de contrôle pour assurer le raisonnement de l'agent qui est délibératif et/ou réactif.

Une autre architecture qui intègre ce mode de raisonnement est *TouringMachines* (Ferguson, 1992). En plus d'être délibérative et réactive, *TouringMachines* propose un raisonnement réflexif basé sur un modèle comportemental utilisé par l'agent comme une plate-forme pour expliquer les comportements observés et de faire des prédictions sur les comportements futurs possibles. Par conséquent, *TouringMachines* est composé de trois couches : une couche réactive, une couche délibérative et une couche prédictive pour assurer respectivement les raisonnements réactif, délibératif et prédictif de l'agent.

Par ailleurs, il faut noter que rares sont les architectures BDI qui intègrent, en plus d'un mode de raisonnement à la fois délibératif et réactif, un raisonnement basé sur l'interaction et la coopération avec d'autres agents. *InterRap* (Muller, 1997) est l'une des premières architectures qui intègrent ce mode de raisonnement. L'architecture *InterRap* définit un agent à travers trois niveaux de connaissance et trois niveaux de contrôle interagissant. Les trois niveaux de connaissances sont respectivement celles relatives à l'agent lui-même, celles relatives à son environnement et celles relatives aux autres agents. Les trois niveaux de contrôle permettent d'assurer respectivement le raisonnement délibératif, le raisonnement réactif et le raisonnement en rapport avec l'interaction et la coopération avec les autres agents.

5.3 Une Architecture BDI pour les Patterns de Contact Homme-Eau

5.3.1 Notre Approche pour simuler les Patterns de Contact Homme-Eau

Plus haut, dans la première partie de ce chapitre, nous avons vu que dans l'étude des activités de contact, la méthodologie utilisée consiste, d'abord, à observer le comportement des populations quand elles entrent en relations avec les points d'eau. Ensuite, pour chaque individu ou groupe d'individus observés, sa situation socio-économique est étudiée. Et enfin, à travers une étude par éléments croisés par exemple, les données d'observation sont analysées et présentées sous formes d'associations et de corrélations statistiques entre les caractéristiques des populations.

Dans une perspective de lutte contre la Schistosomose, cette méthodologie atteint relativement son objectif. Elle permet d'identifier et décrire les activités hydriques les plus probables de produire des infections et d'examiner les facteurs socioéconomiques derrière ces activités, dans le but de guider le choix des mesures de contrôle, d'améliorer l'implémentation des mesures existantes et évaluer la performance des programmes de contrôle (Ximenes et al., 2001).

Cependant, une meilleure compréhension des processus sous-jacents aux activités de contact est parfois nécessaire.

L'approche que nous proposons dans cette étude consiste à considérer les patterns de contacts Homme-Eau comme étant un phénomène qui émerge des comportements des populations ; et que de tels comportements sont dictés par leur condition socioéconomique. Ainsi, nous percevons les activités de contact des individus avec les points d'eau comme des processus structurels régis par un ensemble de facteurs constituant le contexte social, démographique, économique, culturel, temporel, spatial, etc. des populations.

L'un des intérêts majeurs de cette approche réside dans le fait qu'elle se situe dans une perspective ascendante (bottom-up) qui, à partir d'une spécification de règles de comportements individuels simples, cherche à explorer l'émergence de propriétés globales (Banos et al., 2005).

De ce point de vue, comme nous l'avons vu dans le chapitre 3, la simulation multi-agent se trouve être un outil adéquat. En effet, comme le précise (Ferber, 1997b), « *la*

simulation multi-agent est fondée sur l'idée qu'il est possible de représenter sous forme informatique le comportement des entités qui agissent dans le monde et qu'il est ainsi possible de représenter un phénomène comme le fruit des actions et des interactions d'un ensemble d'agents disposant de leur propre autonomie opératoire ».

L'approche que nous proposons dans cette étude repose donc sur la spécification de règles de comportements simples afin de pouvoir reproduire, à travers une simulation multi-agents, des comportements individuels (il s'agit, restrictivement, des comportements relatifs à l'exercice des activités hydriques) et ainsi représenter des comportements collectifs (les patterns de contact Homme-Eau).

L'entité qui est au cœur de ces simulations est l'individu. Il va être représenté en tant qu'agent, évoluant dans un environnement bien déterminé et doté de comportements et de capacités lui permettant d'agir sur cet environnement mais aussi de le percevoir. Dans notre contexte d'étude, nous avons choisi de restreindre les activités comportementales de l'agent en ne considérant que les activités hydriques qu'il peut effectuer dans les sites de contact.

Comme nous l'avons dit, le comportement de l'agent individu va être dicté par ses conditions sociales, économiques, culturelles, etc. Autrement dit, l'agent, dans son attitude comportementale, subit des influences provenant de son contexte socioéconomique et qui déterminent essentiellement son choix comportemental.

Pour matérialiser ce problème, la posture que nous adoptons consiste, d'abord, à identifier et spécifier un ensemble de facteurs (appelés facteurs déterminants ou variables déterminantes) capables de déterminer les choix comportementaux des agents. Ensuite, nous avons proposé de classer ces facteurs en un ensemble d'éléments appelés *déterminants*, dans le but de constituer de manière organisée l'environnement global de l'agent.

De ce fait, nous pourrions parler donc de *déterminant* (ou environnement) sociodémographique, économique, domestique, spatial (géographique) temporel, etc. Par conséquent, les facteurs déterminants sont considérés comme des attributs causaux, en incluant leur stratification.

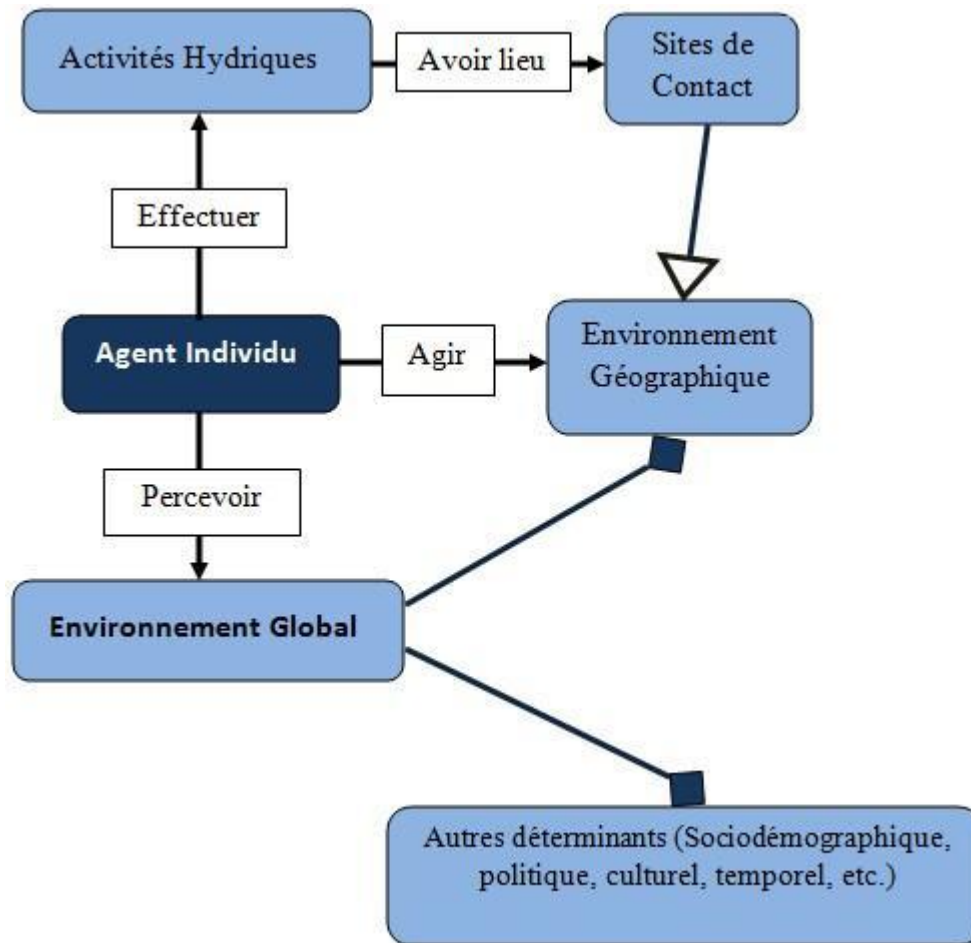


Figure 5. 1 : Méta-modèle comportemental des Patterns de contact Homme-Eau

La **Figure 5.1** montre que l'agent individu perçoit son environnement, constitué de l'environnement géographique (sites de contact, habitations, routes, etc.) et de l'environnement social, économique, culturel, etc. Elle montre aussi que l'agent agit sur son environnement (en n'exhibant que les actions sur l'environnement géographique) ; et les actions de l'agent sur son environnement géographique sont spécifiquement les activités hydriques effectuées dans les sites de contact.

En définitive, il convient de remarquer que ce modèle de la dynamique sociale que nous proposons ici, se penche exclusivement sur les comportements des agents individus relatifs aux activités hydriques qu'ils effectuent dans les sites de contact. Quelles sont ces activités hydriques? Quels facteurs peuvent déterminer les choix comportementaux des agents ? Qu'est ce qui détermine le choix d'une activité dans l'attitude comportemental d'un agent ? Pour répondre à ces questions, il faut regarder l'architecture interne de l'agent individu dont le seul objectif est de produire, à tout moment, l'action que l'agent doit exécuter.

5.3.2 L'Architecture BDI de l'Agent Individu

L'architecture BDI (**Figure 5.2**) que nous proposons ici, représente l'état mental des agents Individus et repose sur la supposition faite plus haut : le comportement d'un agent est dicté par un ensemble de facteurs constituant son contexte socioéconomique. Ainsi, ces facteurs déterminants (ou variables déterminantes) sont considérés comme une base de connaissances sur laquelle il s'appuie pour définir son plan comportemental. La définition d'un plan comportemental, avec cette architecture simplissime, consiste tout simplement à identifier les activités hydriques à effectuer à l'échelle d'une journée⁹.

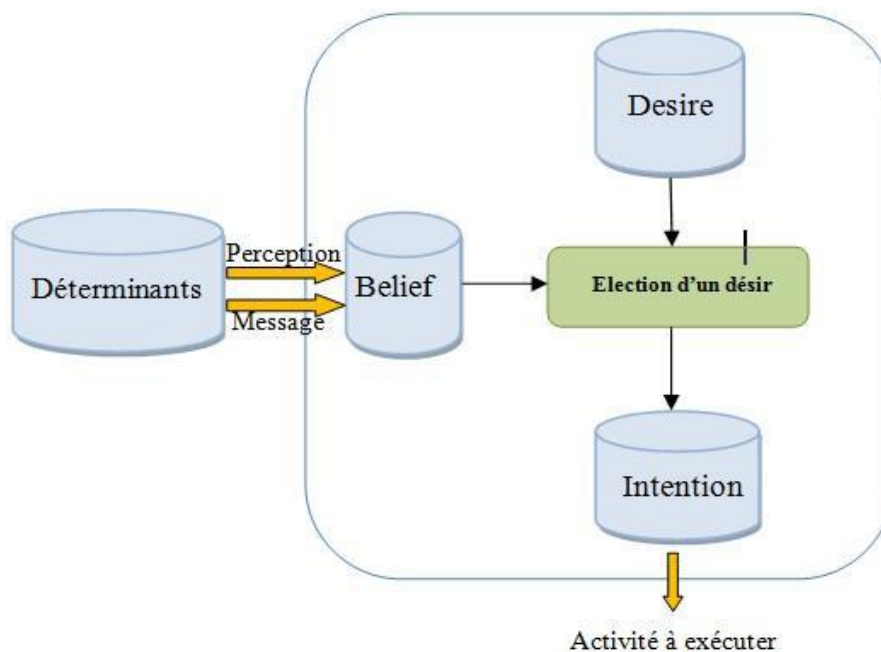


Figure 5. 2 : Architecture BDI d'un Agent Individu

L'architecture est composée principalement de quatre (04) modules :

- Module des Croyance (**Belief**), noté M_C ;
- Module des Désires (**Desire**), noté M_D ;
- Module d'**Election des Désires**, noté M_E
- Module des Intentions (**Intentions**), noté M_I .

⁹ Un agent peut par contre n'avoir aucun plan comportemental, ce qui correspond au fait qu'il n'effectue aucune activité hydrique dans la journée

- Module des *Déterminants* : il ne fait pas partie de l'architecture, mais représente les différents éléments de l'environnement global, perceptibles par les agents à travers le module *Belief*.

5.3.2.1 Module des Croyances

Les croyances d'un agent sont l'ensemble des attributs pouvant caractériser sa situation personnelle, mais aussi l'ensemble des facteurs (sociodémographique, économique, domestique, spatio-temporel, etc.) pouvant déterminer son comportement vis-à-vis des sites de contact. L'ensemble de toutes les variables et attributs constituent la base de croyance de l'agent.

Ainsi, cette base de croyance donne des informations capitales ; caractéristiquement et qualitativement différentes et de plusieurs niveaux hiérarchiques, pour déterminer l'attitude comportementale de l'agent. Il est donc possible de les répartir en incluant leurs stratifications. C'est ce que nous avons fait avec le module *Déterminants*.

Le module des déterminants est donc une manière de classifier les croyances de l'agent, en regroupant les variables de même catégorie (ou de même niveau) dans une même classe. On parle, par exemple, de variables sociodémographiques (), domestiques, etc.

Cette manière de faire nous permet d'individualiser un ensemble de variables pour assurer, indépendamment d'un tel ou tel agent, leurs évolutions, en fonction des changements environnementales. En effet, ces variables font partie de l'environnement global, partagé et perçu par tous les agents.

5.3.2.2 Module des Désirs

Le module des désirs de l'agent est l'ensemble des activités hydriques que les agents peuvent effectuer sur les points d'eau. Elles constituent les principaux motifs de contact Homme-Eau et peuvent être regroupées en plusieurs catégories : les activités professionnelles, les activités domestiques, les activités de loisir, les activités de passage à gué, etc. Un type d'activités est le plus souvent associés à une classe d'individus.

Les activités professionnelles sont l'ensemble des activités dans lesquelles les acteurs utilisent en permanence les sites de contact dans leur travail professionnel. Selon le contexte local, plusieurs activités professionnelles peuvent être citées : agriculture, drainage, lavage d'animal, lavage de voiture, etc.

Les activités domestiques, le plus souvent associées aux populations de sexe féminin concernent le lavage de linge, le lavage des ustensiles, la quête d'eau, etc.

Les activités de loisir, le plus souvent associées aux jeunes garçons, peuvent être de plusieurs formes : les baignades (se font le plus souvent en groupe), lavage du corps (se fait souvent seul), natation (immergent tout le corps), jeu (souvent immergent pas tout le corps), les activités de pêche, etc.

5.3.2.3 Module des Intentions

Les intentions de l'agent sont l'ensemble des désirs (les activités hydriques) que l'agent a décidé d'effectuer dans la journée. Cet ensemble résulte du module de calcul des intentions. Il est important de souligner que cet ensemble peut être vide. Ce qui veut dire que l'agent n'a trouvé aucune intention, et donc ne fait aucune activité hydrique dans la journée.

5.3.2.4 Module d'Election des Désirs

Ce module permet aux agents de sélectionner les activités hydriques à effectuer dans la journée. Pour cela, ils procèdent par un processus de décision multicritère (Taillandier et al., 2012), basée sur les fonctions noyaux (voir page suivante pour les explications relatives aux fonction noyaux). Il consiste à élire des activités en s'appuyant sur la supposition que l'effectivité d'une activité dépend d'un ensemble de conditions, et ces conditions sont déterminées par les valeurs des variables (ou facteurs déterminants) auxquelles l'activité est liée. Inversement, cela veut dire que, ces variables, selon leurs valeurs instantanées, exercent des influences (positives ou négatives) sur l'effectivité ou l'ineffectivité des activités.

Pour matérialiser cela, il faudra donc, pour chaque activité, définir, d'abord, l'ensemble des variables auxquelles son effectivité et son ineffectivité sont liées. Ensuite, pour chacune de ces variables, indiquer les effets de son évolution sur l'effectivité de l'activité. Enfin, ceci permettra de calculer, à tout moment, la contribution de cette variable (par rapport aux autres variables déterminantes) sur l'effectivité instantanée de l'activité.

Soient :

- MC, la base de croyances donnée par $MC = \{C^1, C^2, C^3, \dots, C^n\}_{n \ N}$. Avec cette base de croyances, nous définissons $2^{(MC)}$, l'ensemble des combinaisons possibles de croyances : $2^{(MC)} = \{\emptyset, \{C^1\}, \{C^2\}, \dots, \{C^n\}, \{C^1, C^2\}, \dots, MC\}$
- M_{DESIRS} , la base des désirs donnée par $M_{DESIRS} = \{D_1, D_2, D_3, \dots, D_m\}_{m \ N}$
- M_{DET} , l'ensemble des déterminants de tous les désirs, donné par $M_{DET} = \{DET_1, DET_2, DET_3, \dots, DET_m\}_{m \ N}$ où DET_j , appartenant à $2^{(MC)}$, correspond aux variables déterminantes du désir D_j .
- M_I , la base des intentions.

Soient :

- la fonction **contribution** (C^i, D_j) , donnant la contribution de la variable C^i (appartenant à DET_j) sur l'effectivité du désir D_j : **contribution** $(C^i, D_j) = W_p(C^i, 2h)$.
- la fonction **Eligible** (D_j) , l'éligibilité du désir D_j . Elle est la somme des contributions des variables de DET_j sur D_j .

L'utilisation de fonctions noyaux dans nos travaux est inspirée des modèles physiques particules SPH (*Smoothed Particle Hydrodynamics*) (Dembele and Cambier, 2014) (Bender et al., 2011) (Lee et Han, 2010) (Horvath et Illes, 2007) (Müller et al., 2003). En effet, la méthode SPH repose sur des formules de quadrature (calcul à partir des positions) de N particules P_i , ($i = 1, \dots, N$) mobiles dans un domaine $\Omega \subset R^d$, et de coordonnées¹⁰ $x_i \in R^d$, de masses $m_i \in R$ (et de n'importe quelle autre caractéristique).

Une approximation de tout champ scalaire ou vectoriel f (densité, vitesse, pression,...) sur le domaine à étudier, est obtenue par convolution d'un noyau $W(x, h)$ régularisant de longueur de lissage h .

Pour résumer, le principe de la méthode est de calculer pour chaque particule, la contribution des autres en la supposant proportionnelle à la distance qui les sépare. Plus proches sont deux particules, plus forte est leur interaction et inversement plus elles sont éloignées, plus l'interaction s'affaiblit. Cette interaction est reflétée par la fonction noyau choisie.

¹⁰ Pour simplifier l'écriture, nous utiliserons cette notation en ayant en tête qu'il s'agit d'un vecteur position.

$$W_p(r,h) = \begin{cases} (1-r^2)^3, & r \leq 1 \\ -(1-(2-r)^2)^3, & 1 < r < 2 \\ 0 & , \text{sinon} \end{cases}$$

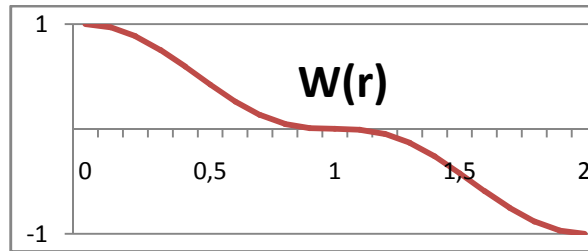


Figure 5.3 : Fonction noyau

La fonction noyau W_p que nous utilisons pour calculer les contributions, définit un rayon de liaison égale à $2h$ (avec $h=1$), commun à toutes les variables, et un espace de contribution comprise entre -1 et 1. Ainsi, la contribution d'une variable à l'effectivité d'un désir, est proportionnelle à la liaison de cette variable avec le désir en question. Plus le lien d'une variable avec un désir est proche, plus sa contribution est grande ; plus il est distant, plus sa contribution est faible (une contribution pouvant être positive, négative ou nulle).

En définitive, cette fonction noyau donne la contribution d'une variable sur le choix d'un désir. Pour calculer maintenant l'éligibilité d'un désir, une méthode simple consiste à faire la somme des influences des déterminants sur ce désir. Ainsi, le désir est éligible si et seulement si cette somme est positive.

5.3.3 Application : La Schistosomose à Niamey

Dans cette section, nous présentons une application de notre architecture (**Figure 5.2**) et méta-modèle associé (**Figure 5.1**) à l'étude de l'accessibilité des écoliers de Niamey aux rives du fleuve Niger (ce choix est motivé par le simple fait que les données disposées se portent sur la Bilharziose à Niamey et concernent les écoliers de la Capitale Nigérienne). Notre objectif est de représenter le comportement des écoliers afin de produire des taux de contacts (écoliers-fleuve) quotidiens. Les deux sections suivantes présentent respectivement le modèle mis en œuvre et les expériences réalisées avec ce modèle et les résultats produits par les simulations.

5.3.3.1 Description du modèle

Le modèle est basé sur le méta-modèle de la **Figure 5.1**. Il comprend des agents écoliers, des agents ménages (représentant les ménages dans lesquels appartiennent les écoliers) et des agents quartier (les différents quartiers abritant ces ménages). Ces deux

derniers types d'agents sont utilisés pour simplement représenter et catégoriser les facteurs déterminants du méta-modèle.

L'agent écolier : un agent écolier est décrit par l'architecture BDI de la **Figure 5.2**, avec les composants suivants :

- **Belief** : c'est la base de connaissances. C'est un ensemble de variables (les facteurs déterminants) que l'agent utilise pour déterminer son choix comportemental. Elles sont structurées en plusieurs niveaux :

- Niveau individuel (variable sociodémographiques) : âge, sexe, occupation, niveau d'étude.
- Niveau domestique (variables socio-économiques) : type d'habitat et approvisionnement en eau du ménage
- Niveau local (quartier) : type du quartier et sa situation géographique relative au fleuve Niger.

- **Desire** : les désirs des agents écoliers sont l'ensemble des activités hydriques qu'ils peuvent effectuer sur les rives du fleuve. Dans le cadre de ce modèle, nous nous limitons aux activités récréatives (de type baignade, jeux, etc.).

- **Intention** : détermine simplement si oui ou non l'agent va effectuer une activité hydrique dans la journée

- **Desire Election** : dans le cadre de ce modèle, le rôle de ce module est d'évaluer si oui ou non l'agent est susceptible d'effectuer une activité hydrique dans la journée. Pour cela, pour chaque variable du module Belief, il évalue sa contribution à la susceptibilité de l'agent à effectuer une activité hydrique, en utilisant la fonction noyau de la **Figure 5.3**. Avec cette fonction noyau, la principale équation est la définition et la spécification des liens entre les croyances et les désirs. Concrètement, il s'agit de spécifier comment positionner les variables du module Belief sur l'intervalle $[0, h]$ de notre fonction noyau afin d'évaluer leurs contributions dans la susceptibilité de l'agent à effectuer une activité hydrique. Pour cela, nous procédons comme suit : pour chaque variable V , nous décomposons l'intervalle $[0, h]$ en n sous intervalles, où n est le nombre de valeurs de la variables. Exemple : pour $V = \text{type_de_Quartier}$ (qui est une variable qualitative dont les valeurs sont : *traditionnel*, *rénové* et *moderne*) ; $n=3$. Nous définissons les sous intervalles de cette variable comme suit : $S_{\text{Traditionnel}} = [0, h/n]$; $S_{\text{Renove}} = [h/n, (h+2)/n]$; et $S_{\text{Moderne}} = [(h+2)/n, (h+4)/n]$. Ainsi, pour la variable *type_de_Quartier* d'un agent, nous prenons une valeur aléatoire du

sous intervalle correspondant à son type de Quartier qui constitue sa liaison avec la susceptibilité de l'agent à effectuer une activité hydrique.

L'agent ménage : un agent ménage a les propriétés suivantes :

- Type : représente le type d'habitat du ménage. Les valeurs possibles sont (Ernould et al., 2000) (Tini, 2003) (Olvera et al., 2002) (ISSAKA, 2010) : villa, habitation précaire.
- Approvisionné en eau : les valeurs possibles sont oui ou non, pour dire si le ménage est approvisionné en eau ou non.

L'agent quartier : un agent quartier a les propriétés suivantes (Ernould et al., 2000) (Tini, 2003) (Olvera et al., 2002) (ISSAKA, 2010) :

- Type de Quartier : les différents types de quartiers sont : quartiers Modernes (habitat moderne, adduction d'eau à domicile, faible densité humaine, classes sociales aisées) ; quartiers Rénovés (habitat moderne ou traditionnel, bornes publiques, classes moyennes) ; quartiers Traditionnels (habitat traditionnel, absence d'adduction d'eau, forte densité humaine, classes sociales désavantagées et migrants)
- Situation géographique relative au fleuve Niger : les quartiers riverains (la rivière est l'une des limites des quartiers), les quartiers centraux (les quartiers dont les limites sont d'autres quartiers) et les quartiers périphériques (ceux dont une limite est ouvert en dehors de Niamey).

Les agents ménage et quartier sont dotés d'un unique comportement consistant à mettre à jour leurs propriétés. Dans nos simulations, ces mis à jour consistent à l'amélioration progressive de leurs situations socio-économiques.

5.3.3.2 Expérimentation avec GAMA

Le modèle est implémenté et simulé en utilisant la plateforme GAMA, avec les entrées suivantes : 2000 agents écoliers, 1800 ménages, 23 quartiers dont 13 sont traditionnels ; 8 sont des quartiers rénovés et 2 sont des quartiers modernes (Ernould et al., 2000) (Tini, 2003), (Olvera et al., 2002) (ISSAKA, 2010). Pour expérimenter le modèle, nous l'avons simulé d'abord sans aucune mise à jour de la part des agents ménages et quartiers. Les résultats de simulations sont donnés dans la **Figure 5.4 (Gauche)**.

Ensuite, le modèle est simulé en autorisant seulement aux agents ménages de se mettre à jour. Les résultats de simulations sont donnés dans la **Figure 5.4 (Droite)**. Enfin, dans la dernière expérimentation, les agents ménages et quartiers se mettent tous à jour. Les résultats de simulations sont donnés dans la Figure 5.5.

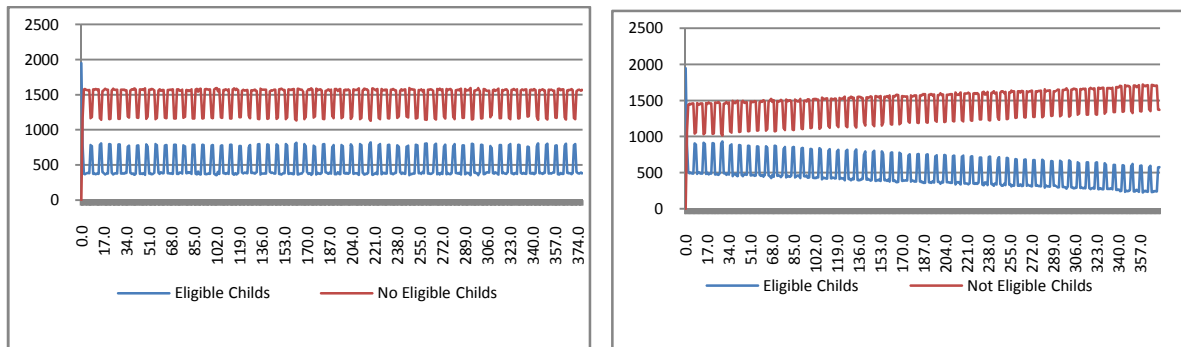


Figure 5. 4 : Taux de contact (écoliers-fleuve) journalier : (Gauche – sans aucune mise à jour) – (Droite – avec mise à jours des agents ménages)

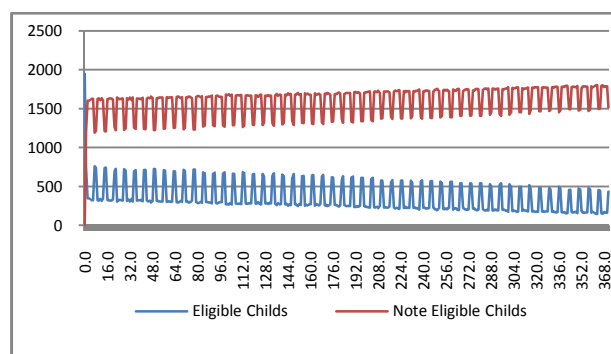


Figure 5. 5 : Taux de contact (écoliers-fleuve) journalier avec mise à jour des agents ménages et quartiers

Discussion :

Les simulations montrent qu'il y a une différence remarquable dans l'utilisation des rives du fleuve par les écoliers. Si les situations des ménages et des quartiers ne s'améliorent pas, le taux de fréquentation reste presque invariant (environ le même taux que celui décrit par (Ernould et al., 2000), où 33% des écoliers utilisent régulièrement les rives du fleuve). En effet, pour les jours de cours, le taux de fréquentation est d'environ 20% ; pour les jours de congé (samedi et dimanche), le taux de fréquentation est environ 32,5%. D'autre part, lorsque les conditions des ménages s'améliorent progressivement, le fleuve est moins fréquenté (environ 5% pour les jours de cours et 20% pendant les jours de congé). Si les conditions des

quartiers sont également améliorées, la fréquentation du fleuve par les écoliers devient de plus en plus rare (2% jours de cours et 15% pour les jours sans cours).

5.4 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons abordé la dynamique sociale de la Schistosomose, en expliquant de quoi il s'agit. Nous avons vu que les études thématiques qui portent sur ce sujet s'intéressent à la fois aux différentes activités hydriques que les populations effectuent dans les points d'eaux potentiellement infectieuses ; aux conditions sociales de ces populations et des liens éventuels entre les différents éléments de ces deux ensembles. Nous avons aussi vu que la méthodologie souvent utilisé dans ces études consiste à observer d'abord, le comportement des populations quand elles entrent en relations avec les points d'eau ; ensuite, pour chaque individu observé, sa situation socio-économique est étudiée ; et enfin, les données d'observation sont analysées et présentées sous formes d'associations et de corrélations statistiques entre les caractéristiques des populations.

Pour une meilleure compréhension des processus sous jacentes aux patterns de contact Homme-Eau, nous avons proposé une approche complémentaire. Elle consiste à considérer les patterns de contacts Homme-Eau comme étant un phénomène qui émerge des comportements des populations ; et que de tels comportements sont dictés par leurs conditions socioéconomiques. L'intérêt de cette proposition réside dans le fait qu'elle se situe dans une perspective ascendante (bottom-up) qui, à partir d'une spécification de règles de comportements individuels simples, cherche à explorer l'émergence de propriétés globale (les patterns de contact).

Nous avons, à cet effet, proposé une architecture décisionnelle, basée sur le modèle BDI des systèmes multi-agents cognitifs, qui formalise les comportements individuels des populations vis-à-vis des points d'eaux, en supposant qu'ils sont déterminés par leurs conditions sociales. Nous avons expérimenté le modèle avec le cas des patterns de contact « *écoliers de la ville de Niamey – rives du fleuve Niger* » et nos simulations, confrontées à des données d'enquêtes, ont produit des résultats satisfaisants.

Chapitre 6. Composition des dynamiques spatiale et sociale de la Schistosomose

Plan de Chapitre

6.1	INTRODUCTION	113
6.2	LE COUPLAGE DE MODELES	115
6.2.1	Qu'est-ce que c'est ?	115
6.2.2	Définitions du couplage de modèles.....	115
6.2.3	Types, Approches, plateformes et exemples de couplage	116
6.3	METHODE DE COUPLAGE A L'AIDE D'AGENTS, EXEMPLE DU META-MODELE AA4MM	119
6.4	COUPLAGE D'UN MODELE DECISIONNEL ET D'UN MODELE COMPORTEMENTAL	121
6.5	SYNTHESE.....	129

6.1 Introduction

Dans l'étude des phénomènes complexes sociaux et naturels, il est parfois nécessaire de combiner plusieurs dynamiques ou plusieurs points de vue d'un système pour appréhender correctement son fonctionnement et son évolution (Fianyó, 2001) (Gaud, 2007). Ainsi, les modélisateurs de ces systèmes sont de plus en plus confrontés aux difficultés de les représenter avec un seul modèle. De plus, ils s'appuient généralement sur des théories pluridisciplinaires et utilisent des approches de modélisation différentes pour représenter ces systèmes. Ce qui a souvent comme conséquence ; d'une part, le fait d'avoir plusieurs modèles pour un même système ; et d'autre part, la nécessité d'intégrer convenablement ces différents modèles pour mieux appréhender les systèmes. C'est dans ce cadre qu'intervient ce chapitre.

En effet, dans les chapitres 4 et 5, nous avons fait des études séparées des dynamiques spatiale et sociale de la Schistosomose, en proposant, respectivement, deux modèles multi-agents de ces dynamiques. Cependant, ces deux modèles à base d'agents ont été établis, en suivant deux orientations opposées des Systèmes Multi-Agents (l'approche cognitive et l'approche comportementale ou réactive, voir chapitre 3) : **Figure 6.1**.

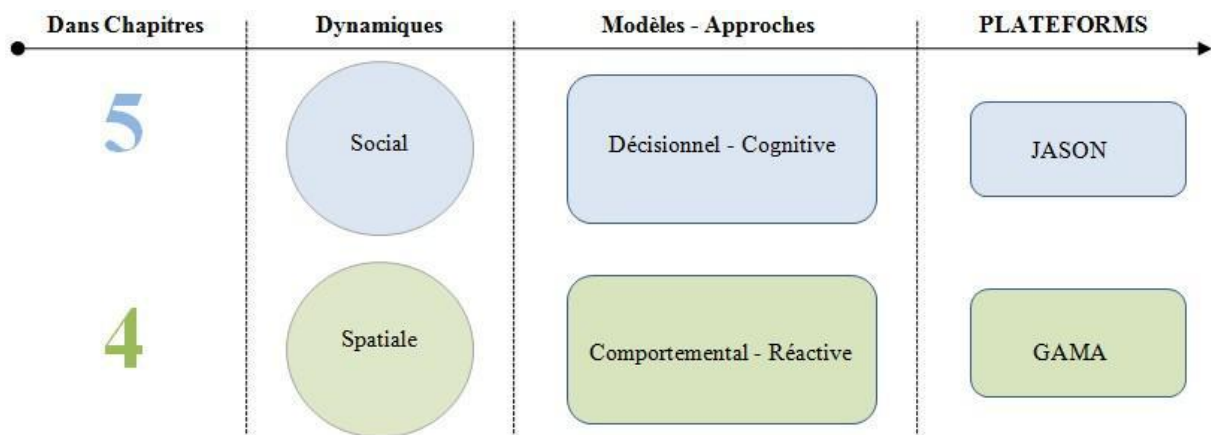


Figure 6. 1 : Problème « Décision-Comportement » de couplage

Dans l'étude de la dynamique sociale de la Schistosomose, le modèle à base d'agents que nous avons proposé, s'appuie sur l'architecture cognitive appelée BDI (Belief, Desire, Intention) pour représenter les processus mentaux des agents. Ce modèle, ne prenant pas en compte la partie comportementale des agents, s'intéresse exclusivement aux aspects décisionnels et délibératifs des agents. Implémenté initialement dans la plateforme de simulation GAMA avec certaines de simplifications (voir chapitre 5), ce modèle a été étendu et amélioré (voir section 7.1.3 du chapitre 7) pour être simulé dans JASON, une plateforme

dédiée à ce type de représentation. Dans l'étude de la dynamique spatiale par contre, le modèle établi se penche sur les aspects comportementaux et réactifs des agents. Il est implémenté avec la plateforme GAMA.

Il faut donc voir ce système comme un modèle multi-agents dans lequel chaque agent, pour décider de la conduite à tenir, interroge son état mental qui, est représenté dans un modèle cognitif comme un moteur de décision séparé. La **Figure 6.2** illustre cela en montrant une communauté d'agents où les corps des agents (dans un niveau organisationnel inférieur) sont séparés de leurs têtes (dans un autre niveau organisationnel supérieur).

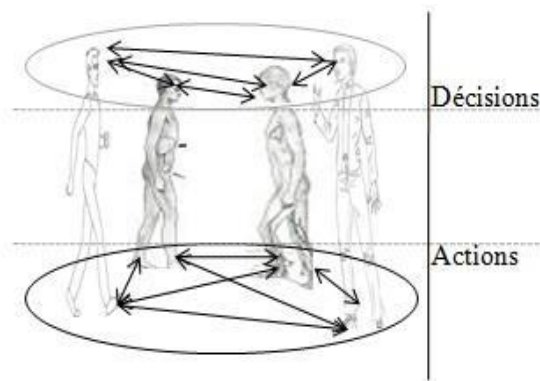


Figure 6. 2 : Système multi-agents à deux niveaux de conceptions : décisionnel et comportemental

Notre objectif dans ce chapitre est de proposer un couplage de ces deux modèles, et donc des deux plateformes GAMA et JASON, en vue d'avoir un modèle du niveau d'organisation sociale des populations dans la transmission de la Schistosomose. Ce niveau d'organisation sociale est, du point de vue des différentes dynamiques intervenant dans la transmission de la Schistosomose (voir chapitre 3), une composition des dynamiques spatiale et sociale, telles que explicitées dans les chapitre 4 et 5. Nous appelons ainsi ce problème de couplage « *décision-comportement* » (**Figure 6.1**).

Dans un premier temps, nous proposons de faire un bref état de l'art sur la problématique du couplage de modèles (section 6.2). Ensuite, dans la (section 6.3), nous présentons un méta-modèle de couplage appelé AA4MM qui propose une méthode formelle pour faire un couplage de modèles, du niveau conceptuel au niveau technique, en passant par les niveaux sémantique et syntaxique. La (section 6.4) est réservé à la description de notre solution de couplage du problème « décision-comportement », en utilisant le méta-modèle AA4MM.

6.2 Le Couplage de modèles

6.2.1 Qu'est-ce que c'est ?

On parle généralement de couplage de modèles quand on fait interagir deux modèles (ou plus) pouvant fonctionner séparément. Cette définition du couplage de modèles, qui paraît très simpliste, peut faire apparaître une problématique de recherche particulièrement intéressante, dès lors que l'on se pose des questions telles que : Pourquoi coupler des modèles pouvant fonctionner indépendamment ? De quelles manières les modèles couplés interagissent-ils ? Comment faire pour réussir le couplage ? Quels sont les problèmes liés au couplage ? Quelles sont les solutions existantes pour ces problèmes ? Quels outils sont disponibles pour faire un couplage ? Etc.

Dans les sections suivantes, nous allons essayer d'apporter des réponses à ces questions, en se penchant simplement sur certains concepts utilisés en couplage, qui ont un sens pour notre problème « décision-comportement » annoncé en introduction, tout en tentant de nous positionner par rapport aux différents travaux existants dans ce domaine. Le lecteur intéressé peut se référer aux thèses suivantes qui ont comme problématique de recherche le couplage de modèles : (Fianyo, 2001) (Siebert, 2011) (Soyez, 2013) (Hassoumi, 2015).

6.2.2 Définitions du couplage de modèles

A la question : pourquoi faire du couplage ?, (Fianyo, 2001) nous place au niveau du système que les différents modèles sont censés représenter, et identifie deux situations pour lesquelles une démarche de couplage s'impose :

- (1) « *Il peut arriver que le problème à modéliser nécessite la prise en compte de plusieurs niveaux de détails (lorsque le processus étudié est actif sur une région très hétérogène, par exemple) et que le meilleur modèle approchant le système est une association de différents modèles existant déjà. Dans cette démarche de couplage, l'objectif est de coupler différents modèles de processus chargés de résoudre la même question avec des niveaux de détails différents.* »
- (2) « *La démarche de couplage peut également être envisagée lorsque la question à laquelle on souhaite répondre est une question globale ou complexe (le processus que l'on veut*

étudier est la résultante d'un enchevêtrement de processus) dont les différentes composantes ont fait l'objet de modèles spécialisés que l'on souhaite faire coopérer dans un modèle qui les intègre. C'est en général le problème posé par les recherches pluridisciplinaires.».

Par rapport à cette définition de (Fiany, 2001), notre problème de couplage « décision-comportement » s'identifie avec le cas (1). En effet, nos deux modèles représentent le même système (d'ailleurs, ils représentent les mêmes agents), mais selon des processus différents.

Une autre définition, plus pratique cette fois-ci, est celle de (Siebert, 2011) qui nous place au niveau du couplage même des modèles. En effet, employant les termes « *multi-modélisation* » et « *multi-modèles* », (Siebert, 2011) considère la démarche de couplage comme un cas particulier de modélisation d'un système particulier :

« La multi-modélisation est la démarche qui consiste à coupler différents modèles ; l'ensemble des modèles couplés est appelé multi-modèles et l'ensemble des relations qui lient les différents modèles est appelé graphe de dépendance ou graphe d'interaction ».

Le système particulier qui est modélisé est le nouveau système *multi-modèles*, constitué des différents modèles censés représenter le système de départ et leurs relations de dépendances. Aussi, cette démarche de modélisation est-elle particulière, car représentant un *monde de modèles en interaction* (par comparaison à un *monde d'agents en interactions*): c'est donc une modélisation multi-modèles (par comparaison à une modélisation multi-agents).

Cette définition de (Siebert, 2011) nous intéresse, car elle laisse apparaître d'ores et déjà une démarche de couplage qui est typiquement semblable à celle de l'approche de modélisation multi-agents que nous utilisons jusqu'ici (dans nos deux modèles et dans le couplage).

6.2.3 Types, Approches, plateformes et exemples de couplage

A la question : De quelles manières sont couplés les modèles d'un système ?, les chercheurs s'intéressent à la fois aux différents types de couplage (c'est-à-dire, les différentes façons dont les modèles sont conceptuellement couplés) et aux différentes approches pour coupler des modèles (c'est-à-dire, les démarches méthodologiques et techniques mises en œuvre pour coupler les modèles).

Selon la façon dont les différents modèles d'un système sont conceptuellement liés, plusieurs types de couplage sont identifiés dans la littérature. A travers l'exemple du couplage de deux modèles, nous en détaillons ici seulement les plus généraux, en se basant sur ces références : (Siebert, 2011) (Hassoumi, 2015) (Fianyo, 2001):

- Couplage faible : c'est le type de couplage où les deux modèles restent indépendantes, mais liés par un échange d'informations unidirectionnel. C'est-à-dire, l'un des deux modèles utilise, en entrée, des sorties de l'autre (**Figure 6.3**).
- Couplage fort : dans ce type de couplage, les deux modèles, en restant indépendants, s'inter-influencent par une relation bidirectionnelle cette fois-ci. Chacun des deux modèles utilise des sorties de l'autre comme entrée (**Figure 6.4**). Notre problème de couplage se range dans cette catégorie.
- Couplage intégral : c'est quand les modèles à coupler sont dépendants l'un de l'autre et qu'il est nécessaire de les modifier partiellement ou les réécrire entièrement afin de les rendre compatibles (**Figure 6.5**).

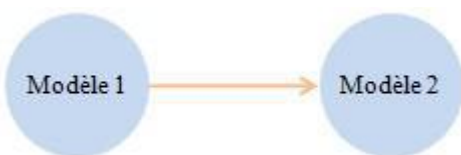


Figure 6. 3 : Couplage Faible



Figure 6. 4 : Couplage Fort

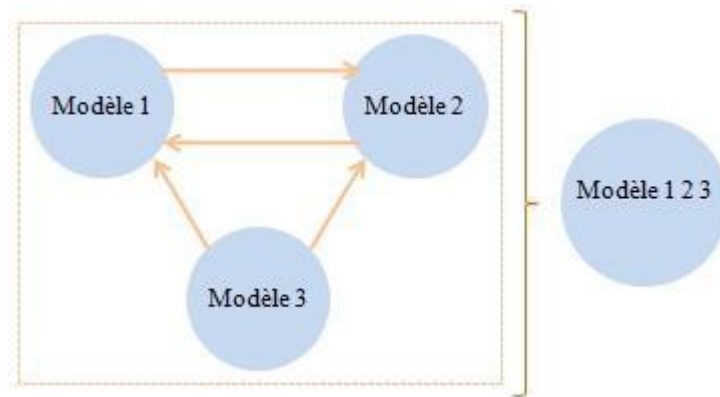


Figure 6. 5 : Couplage intégral

Selon le type de couplage, différentes approches sont aussi proposées dans la littérature pour mettre en œuvre un couplage :

Couplage par intégration de modèles

Dans cette démarche de couplage (utilisée dans le cas d'un couplage intégral), les modèles de départ sont ; en premier lieu, réécrits complètement ou adaptés partiellement les uns aux autres ; ensuite, qu'ils soient du même formalisme ou non, ils sont implémentés avec un même langage informatique sous forme d'un « *super modèle* » et intégré dans un même simulateur (Siebert, 2011) (Hassoumi, 2015). Sans entrer dans les détails (puisque ce type de couplage ne nous convient pas), nous indiquons simplement quelques travaux utilisant cette démarche de couplage : (Riley, 2003) (Maillé et Espinasse, 2005) (Siebert, 2007).

Couplage de Simulateurs ou « Co-simulations »

Par rapport au couplage par intégration de modèles, cette approche de couplage a la particularité de permettre le couplage de plusieurs modèles indépendants, en faisant interagir leurs simulateurs respectifs¹¹ : on parle de Co-simulations. Dans cette démarche de couplage, il faut nécessairement utiliser un module d'interface ou de médiation qui se charge de résoudre les problèmes et contraintes liées au processus de couplage (Siebert, 2011) (Hassoumi, 2015). C'est cette démarche de couplage qui répond à notre problème « décision-

¹¹ Par rapport aux différents niveaux de conception d'un couplage (niveaux conceptuel, sémantique, syntaxique, dynamique et technique), la Co-simulation est un couplage qui se fait jusqu'au niveau technique (c'est-à-dire, les solutions techniques utilisées pour exécuter les différents modèles couplés : les simulateurs ou plateformes de simulation par exemple). Nous avons préféré omettre les autres techniques de couplage qui n'arrive pas à ce niveau.

comportement », puisque nous avons deux plateformes de simulation différentes sur lesquelles tournent nos deux modèles.

Dans cette méthode de couplage, pour assurer les interactions entre simulateurs, certains travaux s'appuient sur des agents afin de mettre en place un système (multi-agents) de médiation capable de s'occuper des problèmes liés au couplage. Il existe dans la littérature plusieurs méthodes qui utilisent cette démarche de couplage. On peut en citer les travaux suivants : (Soyez, 2013) (Kumar et al., 2010) (Fianyo, 2001).

Ces différents travaux, entre autres, utilisent une démarche de couplage dite ad hoc. C'est-à-dire, ils proposent de « *répondre aux besoins d'une étude spécifique et n'ont pas pour vocation d'être générique* » (Siebert, 2011). Donc, même si ils peuvent nous inspirer, ils peuvent ne pas correspondre à notre problème de couplage.

Toutefois, il existe des approches qui ont pour vocation d'être générique et qui proposent des méthodes formelles de couplage utilisables dans des cas spécifiques. Parmi eux, se listent le standard américain HLA (Kuhl et al., 1999), le méta-modèle ARCHON (Jennings et al., 1996) et le méta-modèle AA4MM (Siebert, 2011). C'est ce dernier que nous présentons dans la section 6.3 et que nous utilisons dans la section 6.4 pour décrire notre solution ad hoc de couplage du problème « décision-comportement ».

6.3 Méthode de couplage à l'aide d'agents, exemple du méta-modèle AA4MM

AA4MM (Agents et Artefacts pour la Multi-Modélisation), proposé par (Siebert, 2011), est un méta-modèle qui utilise des agents pour coupler un ensemble de modèles d'un système. Il repose sur l'idée qu'il est possible de « *multi-modéliser* » un système multi-niveaux comme « *une société de modèles en interaction* ». Il faut voir la multi-modélisation, par analogie à un système multi-agents classique (qui représente un système comme un ensemble d'agents en interaction), comme une approche pour modéliser un système en un ensemble de modèles en interaction (**Figure 6.3 (Gauche)**).

AA4MM propose donc de voir le graphe de dépendance (ou graphe d'interactions) entre les différents modèles couplés, comme un système multi-agents classique dans lequel chaque agent représente un modèle du « *multi-modèle* », et les interactions entre ces agents correspondent aux relations entre les modèles qu'ils représentent.

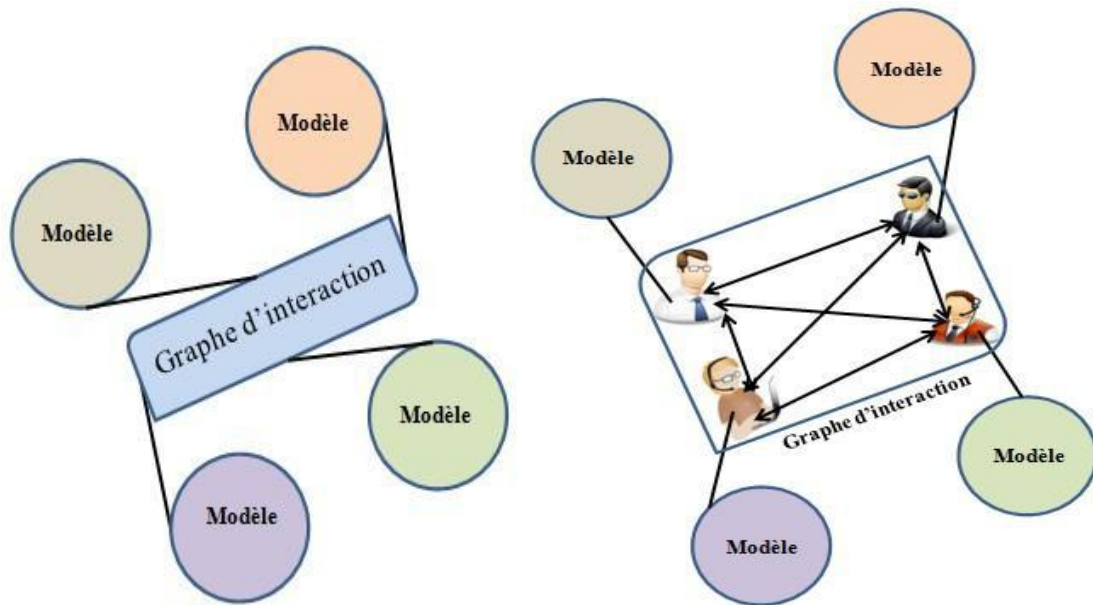


Figure 6. 6 : « une société de modèles en interaction » (Gauche) ; un système multi-agents pour coupler un ensemble de modèles (Droite)

Ainsi, d' « une société de modèles en interaction » (**Figure 6.6 (Gauche)**), on se ramène à un système d'agents en interaction (**Figure 6.6 (Droite)**), où chaque agent représente un modèle du multi ; et leurs interactions représentent les relations entre leurs modèles respectifs. Le méta-modèle de couplage proposé par AA4MM repose donc sur la spécification de cet environnement des interactions entre ces « *agent-modèles* ».

Pour cela, AA4MM, en supposant les interactions entre modèles indirectes (cela veut dire que les modèles ne communiquent pas directement), s'inspire du méta-modèle A&A (Agents et Artefacts) de (Ricci et al., 2007b) et propose un ensemble d'artefacts pour permettre aux « *agent-modèles* », appelés m_{agent} , d'interagir et d'assurer leur rôle de représentants du multi-modèles. Ces artefacts sont les artefacts d'interface et les artefacts de couplage.

Les artefacts d'interface ont pour rôle d'assurer l'interfaçage entre un m_{agent} et le modèle qu'il représente dans le système multi-agents de couplage. Les artefacts de couplage, quant à eux, permettent d'assurer les interactions entre m_{agents} qui se résument en des échanges d'informations.

L'exemple de la **Figure 6.7** est un cas d'application d'AA4MM au phénomène bi-niveaux des nuées d'oiseaux, représenté en couplant deux modèles : un modèle micro, correspondant au niveau microscopique de description individuelle des oiseaux et un modèle

macro, correspondant au niveau macroscopique de description des nuées d’oiseaux (Camus et al., 2012). Ces deux modèles s’influencent en s’échangeant des informations considérées comme paramètres et qui sont utiles dans leurs exécutions.

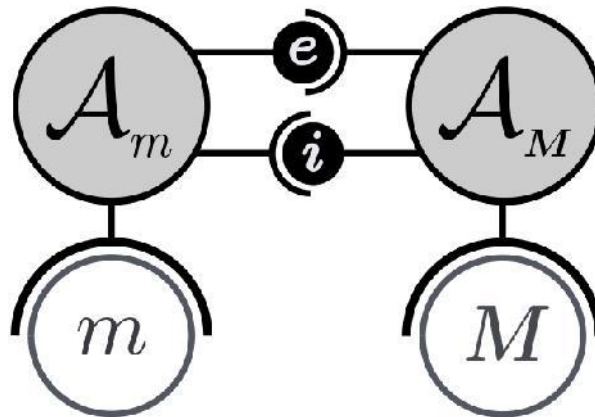


Figure 6. 7 : Diagramme AA4MM du modèle de couplage micro-macro de (Camus et al., 2012)

Dans cet exemple, les deux modèles (micro et macro) sont représentés respectivement par les *m*agents A_m et A_M . Leurs interactions sont des échanges d’informations dans les deux sens : micro \rightarrow Macro (l’échange est appelé émergence et assuré par l’*artéfact de couplage e*) ; Macro \rightarrow micro (l’échange est appelé immergence et assuré par l’*artéfact de couplage i*). Chaque modèle est aussi interfacé avec son *m*agent par un *artéfact d’interface* qui assure les opérations d’initialisation des données, de mise à jour des caractéristiques individuelles des agents et d’autorisation de l’exécution d’un pas de simulation (les modèles s’exécutent de manière alternée).

Dans la partie suivante, nous présentons notre solution de couplage du problème « décision-comportement » en utilisant les éléments d’AA4MM.

6.4 Couplage d’un modèle décisionnel et d’un modèle comportemental

Dans cette partie, nous présentons le multi-modèle de notre problème « décision-comportement » abordé en introduction, en l’instanciant avec le méta-modèle AA4MM, tel que décrit dans la section précédente. Pour des soucis de clarté, nous proposons d’appliquer le méta-modèle AA4MM dans tous les niveaux de conception de notre multi-modèle (niveau conceptuel, niveau sémantique, niveau syntaxique, niveau dynamique et niveau technique).

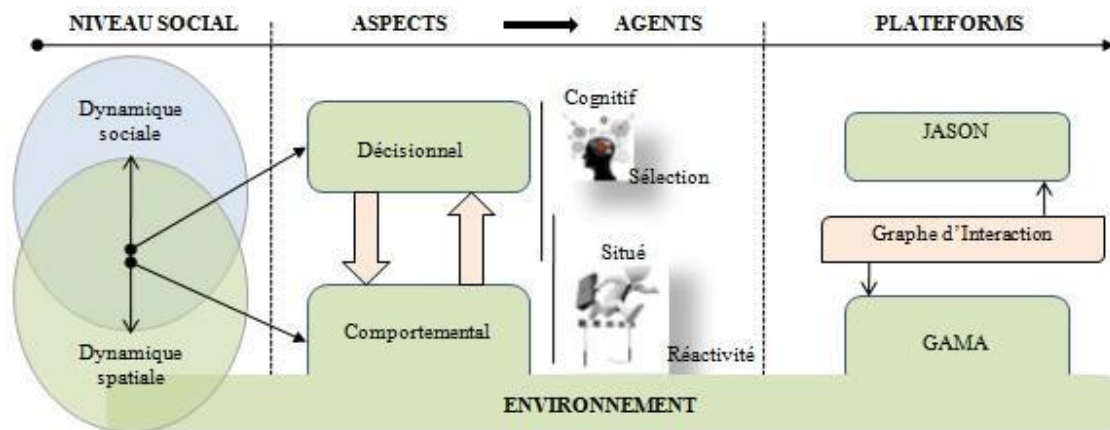


Figure 6. 8 : Architecture générale du couplage

D'un point de vue conceptuel, il faut voir notre architecture de couplage, telle que décrite dans la **Figure 6.8**, comme étant composée conceptuellement de deux niveaux d'abstraction : un niveau cognitif et un niveau comportementale. C'est donc une architecture hybride au sens de (Muller, 2002) :

« Le niveau comportemental établit les contacts des agents avec l'environnement physique ; il introduit également la dimension de réactivité face à la dynamique de l'environnement et fait que les agents soient des agents situés, c'est-à-dire en interaction constante avec leur milieu. »

« Le niveau cognitif définit les états mentaux des agents qui interviennent dans leur processus cognitifs. Il assure les capacités de décisions et de sélections des agents et intègre également leurs connaissances sur leur environnement (physique et social). »

Chaque niveau de conception est géré par une plateforme dédiée à son type de représentation: le niveau cognitif dans JASON; et le niveau comportemental dans GAMA.

Dans les interactions, le modèle comportemental transmet les caractéristiques environnementales et les états des simulations au modèle décisionnel qui, à son tour, sélectionne et transmet au modèle comportemental les conduites (ou les comportements) que les agents doivent tenir dans l'environnement.

D'un point de vue sémantique et syntaxique, il faut voir que les deux modèles représentent les mêmes agents (ont donc le même nombre d'agents), mais avec des processus différents, selon aussi des formalismes différents. Le modèle décisionnel représente les comportements décisionnels (sélection, délibération, ...) et sociaux (communications,

négociation, influences, etc.) des agents, alors que le modèle comportemental représente les comportements actifs et interactionnels dans l'environnement physique.

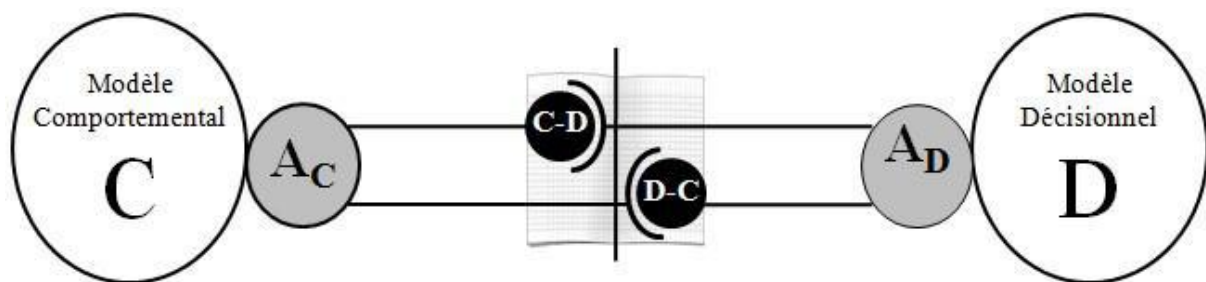


Figure 6.9 : Diagramme AA4MM sémantique du Multi-modèles « décision-comportement »

Le système multi-agents AA4MM de gestion du multi-modèle est donné dans la **Figure 6.9** : A_C est le m_{agent} qui représente le modèle comportemental, et A_D est le m_{agent} qui représente le modèle décisionnel. Le m_{agent} A_C récupère les données émises par le modèle comportemental (caractéristiques environnementales et les états des simulations), et les transfère au m_{agent} A_D via l'artefact de couplage C-D. Inversement, il récupère les données provenant du m_{agent} A_D via l'artefact de couplage D-C (les conduites que les agents doivent tenir dans l'environnement physique), et les transmet au modèle comportemental. Le m_{agent} A_D suit inversement le même procédé pour ses échanges avec A_C .

Les interfaces de couplage : pour assurer les interactions dans ce système multi-agents de couplage, nous utilisons une mémoire composé de deux tableaux (C-D et D-C) de même longueur (ou tout autres structures de données). Chaque même ligne de ces tableaux est réservée pour un même agent (du modèle comportemental et son correspondant du modèle décisionnel).

Ainsi, pour réduire les conflits d'accès au support de communication, l'agent A_D , du modèle décisionnel, écrit dans le tableau où lit l'agent A_C du modèle comportemental. Et ce dernier écrit dans le tableau où lit l'agent A_D .

D'un point de vue dynamique, il faut préciser que nous voulons que notre multi-modèle ait une forme d'exécution continue ; c'est-à-dire, les deux modèles doivent s'exécuter continuellement, sans alternance (comme le préconise AA4MM).

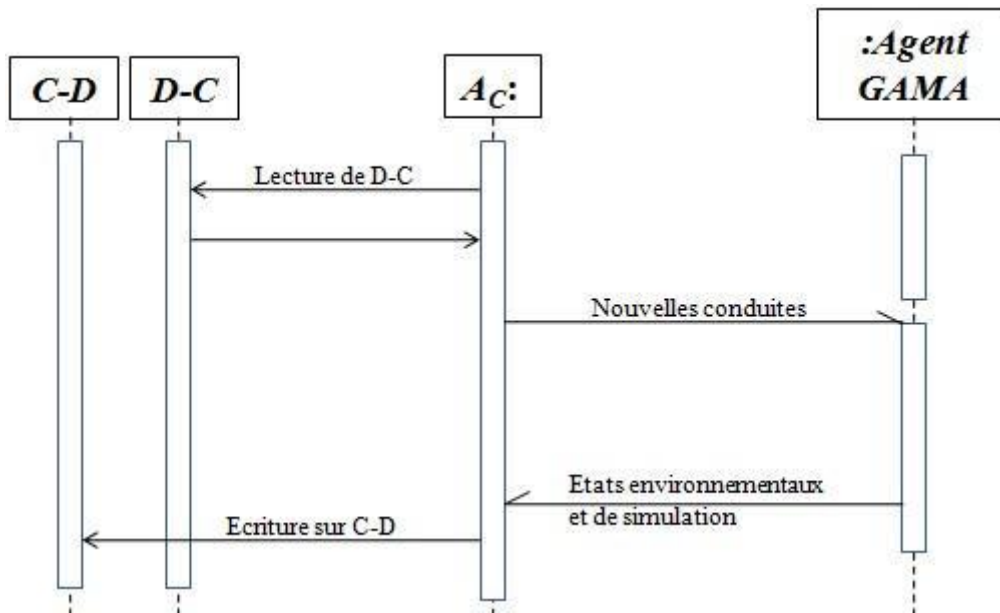


Figure 6. 10 : Exécutions des agents du modèle comportemental

En effet, dans le modèle comportemental (**Figure 6.10**), chaque agent doit s'exécuter sur la base des décisions que lui communique son « correspondant décisionnel» (c'est-à-dire, l'agent qui représente son état mental dans le modèle décisionnel); et ces décisions lui sont transmises par le $m_{\text{agent } A_C}$.

Dans chaque pas d'exécution, un agent GAMA se situe donc dans un des deux cas possibles : soit, il continue l'exécution d'une action entamée dans les pas de simulations précédentes (c'est le cas où aucune décision ne lui arrive de la part de son correspondant décisionnel) ; soit, il entame une nouvelle action au profit d'une autre (c'est le cas où il est tenu d'adopter une nouvelle conduite de la part de son correspondant décisionnel).

Inversement, dans le modèle décisionnel (**Figure 6.11**), chaque agent s'exécute sur la base des caractéristiques environnementales et des états de simulation de son « correspondant réactif» (c'est-à-dire, l'agent qui représente sa réactivité dans le modèle comportemental). Ces informations lui sont transmises par le $m_{\text{agent } A_D}$.

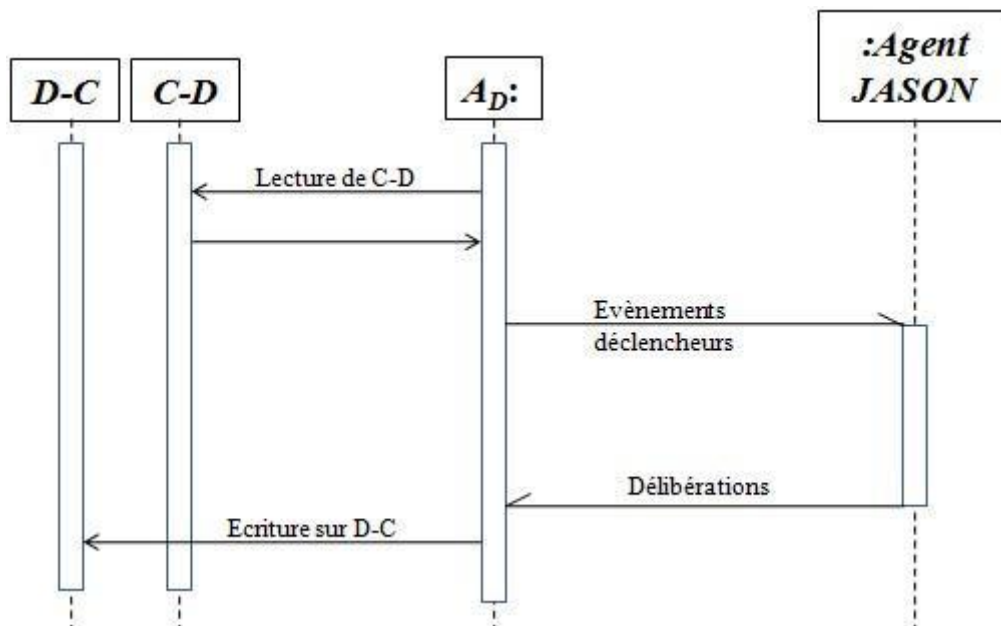


Figure 6. 11 : Exécutions des agents du modèle décisionnel

Dans chaque pas d'exécution, un agent JASON est donc dans un des deux cas suivants : soit, il ne s'exécute pas (c'est le cas où les informations qui lui parviennent du modèle comportemental ne déclenche pas un processus décisionnel) ; soit, il s'exécute (c'est le cas où les informations lui parvenant ont pu déclencher un processus décisionnel qui, peut s'agir d'une délibération qui tient sur un pas d'exécution (voir section 6.5.3), ou d'une action sociale avec d'autres agents- communication, échange, négociation, etc. –qui peut tenir sur plusieurs pas d'exécution). Si aucun processus décisionnel n'est déclenché (ce qui correspond au fait que, par exemple, son correspondant réactif est en train de s'exécuter dans le modèle comportemental), il peut ne rien faire et attend d'être interpellé.

Cependant, dans tous les deux modèles, ce n'est pas par ce qu'un agent attend des informations de son correspondant, que l'on doit stopper l'exécution du modèle tout entier. Tous les autres agents doivent continuer d'agir et d'interagir (dans le modèle comportemental) et de décider et de communiquer (dans le modèle décisionnel). Ainsi, les deux modèles s'exécutent continuellement (**Figure 6.12**): au lieu de faire attendre un modèle au profit d'un autre, on fait attendre les agents, en laissant au moins les m_{agents} communiquer.

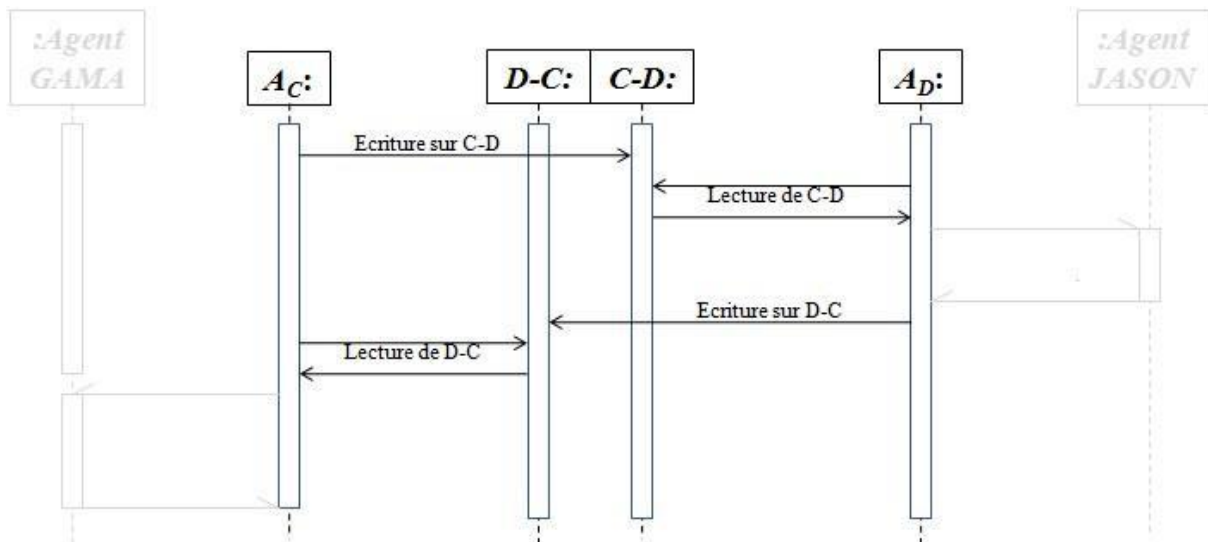


Figure 6. 12 : exécution continue des deux plateformes

Pour assurer cette forme d'exécution continue du multi-modèle, nous avons proposé que les m_{agent} fassent partie intégrante des modèles qu'ils représentent et assurent en même temps le rôle joué par les artefacts d'interface dans AA4MM : **Figure 6.13**.

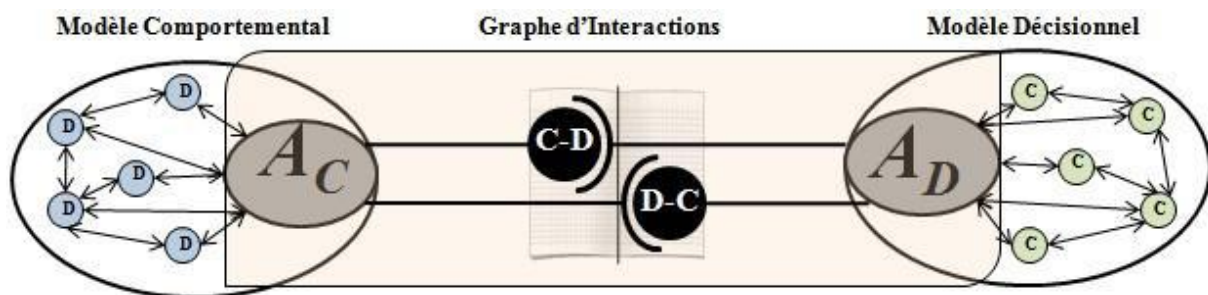


Figure 6. 13 : Diagramme AA4MM dynamique du multi-modèle « décision-comportement »

Ainsi, nous proposons aussi que dans chaque modèle, le m_{agent} correspondant s'exécute deux fois dans un même pas de simulation (avant l'exécution des agents et après). A la première exécution, le m_{agent} lit de l'artefact de couplage, les informations déposées par l'autre m_{agent} , les transforme au besoin et les transmet aux agents concernés (pour dire que ces informations peuvent ne pas concerner tous les agents). C'est sur la base de ces informations que ces derniers s'exécutent. A sa deuxième exécution, le m_{agent} récupère et écrit sur l'artefact de couplage, les requêtes ou les résultats d'exécutions d'agents (pour dire que ces résultats peuvent ne pas concerner tous les agents). Ces requêtes ou résultats seront ensuite utilisés par l'autre m_{agent} qui suit le même procédé.

Les artefacts d'interface : dans AA4MM, le rôle des artefacts d'interface est d'assurer les opérations suivantes sur le modèle entier : (1) initialiser les données, (2) mettre à jour les conditions et caractéristiques individuelles des agents et (3) autoriser l'exécution d'un pas de simulation du modèle représenté (ce qui fait que les différents modèles s'exécutent alternativement sous le contrôle des artefacts d'interface).

Dans notre multi-modèle, ce rôle est joué par les m_{agents} . Le fait qu'ils s'exécutent avant tous les autres agents leur permettent d'assurer les opérations (1) et (2). Concernant l'opération (3), ils ne peuvent pas autoriser ou stopper un modèle, mais autorisent ou stoppent simplement les exécutions des agents du modèle.

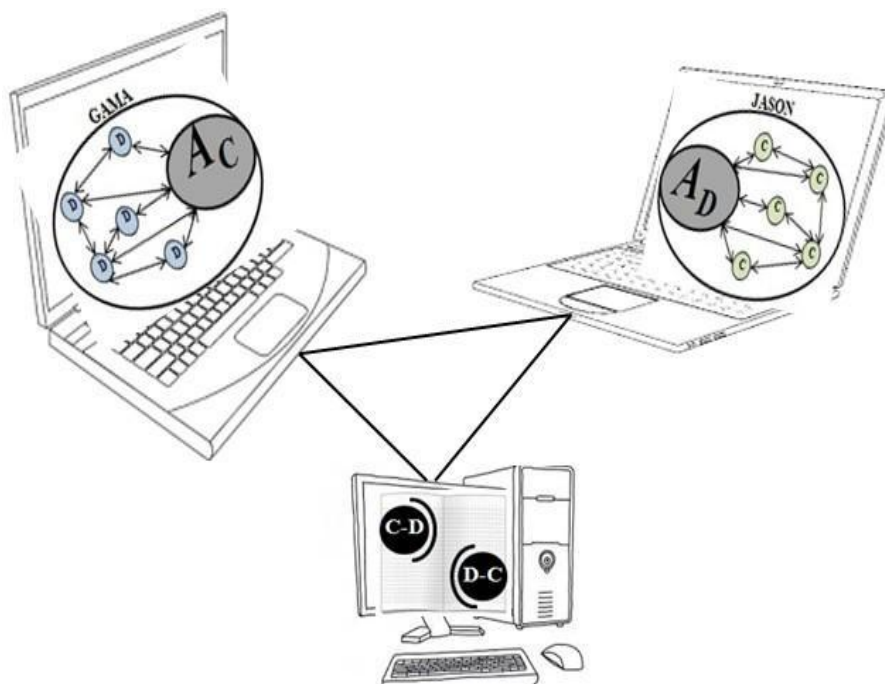


Figure 6. 14 : Diagramme AA4MM technique du multi-modèle « décision-comportement » (pas convenable)

D'un point de vue technique, nous avons d'abord simulé le multi-modèle dans trois machines différentes (**Figure 6.14**): une machine pour la plateforme GAMA, une pour JASON et une autre pour stocker le support de communication (les artefacts de couplage C-D et D-C). Nous avons noté que dans la forme d'exécution continue que nous mettons en œuvre, il arrive que les plateformes se retrouvent à s'exécuter alternativement. C'est le cas où le pas d'exécution d'un modèle (c'est-à-dire, le temps que met une plateforme pour exécuter tous les agents d'un modèle) est largement supérieur que celui de l'autre. Dans ce cas, même si la

plateforme au « temps court » continue à s'exécuter, tous ses agents seront en attente. Ce qui signifie que le modèle est aussi en attente.

Dans notre cas de figure, c'est le modèle décisionnel (c'est-à-dire, la plateforme JASON) qui met plus de temps pour s'exécuter ; et l'écart temporel dans l'exécution des deux modèles est non négligeable. Ce qui ne pose aucun problème au modèle comportemental, puisqu'il a une forme d'exécution événementielle et que ces événements proviennent du modèle GAMA. Par contre, dans la plateforme GAMA où le temps, qui dépend des pas d'exécution, est un paramètre essentiel pour le modèle et les agents, cela fausse complètement nos simulations.

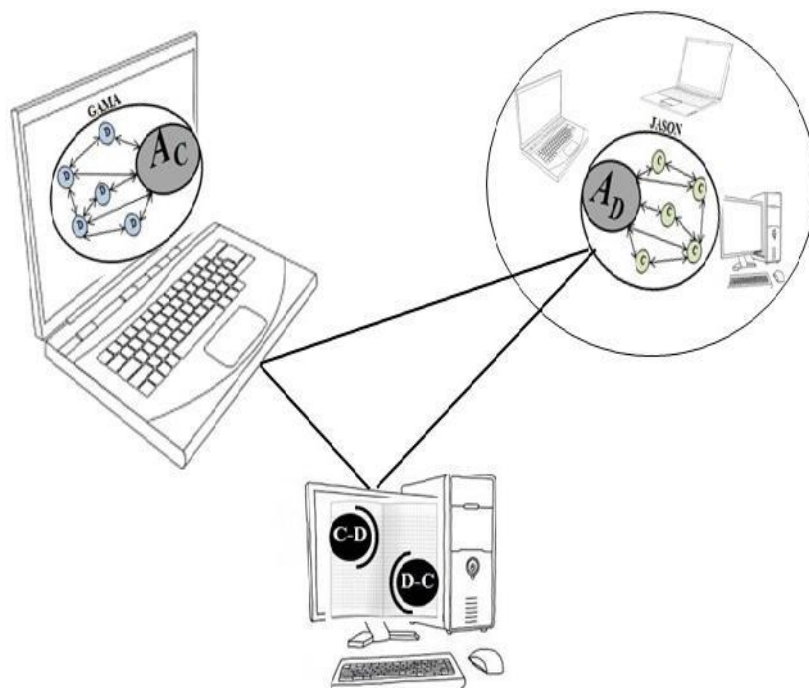


Figure 6. 15 : Diagramme AA4MM technique du multi-modèle « décision-comportement » (convenable)

Pour gérer cette différence temporelle, et permettre aux deux plateformes de s'exécuter continuellement et d'échanger correctement des informations, nous avons proposé de raccourcir le temps d'exécution de la plateforme JASON (pour qu'il soit suffisamment inférieur à celui de GAMA), en utilisant un environnement distribué pour répartir la charge de calcul du modèle décisionnel sur plusieurs machines (**Figure 6.15**). Ce qui n'a pas posé de problème, car la plateforme JASON intègre cette fonctionnalité (voir section 7.1.3 du chapitre 7).

L'avantage dans le fait de simuler le modèle décisionnel dans un environnement distribué et séparément du modèle comportemental, réside dans le fait que, non seulement, il va s'exécuter, désormais, plus rapidement que le modèle comportemental ; mais les conséquences de ce fait sont fructueuses.

En effet, sur la base des caractéristiques environnementales et des états de simulation du modèle comportemental, transmis au modèle décisionnel par le $m_{\text{agent } A_C}$, un agent peut engager une action sociale (communication, négociation, etc. avec d'autres agents) pendant qu'il s'exécute dans le modèle comportemental ; ou s'engager dans un autre processus décisionnel (sélection, délibération, ...) avant même de terminer son action en cours. Il peut s'agir, dans ces cas, de choisir la prochaine action à entreprendre après la fin de celle en cours, ou avant même (c'est le cas où l'agent doit interrompre son action en cours au profit d'une autre).

6.5 Synthèse

Dans ce chapitre, nous présentons une solution ad hoc de couplage de nos deux modèles des dynamiques spatiale et sociale traitées respectivement dans les chapitres 4 et 5. Il s'agit d'une Co-simulation entre les plateformes GAMA et JASON, utilisées pour implémenter et expérimenter ces deux modèles. La solution de couplage que nous proposons est décrite en utilisant AA4MM (Agents et Artefacts pour la Multi-Modélisation), un méta-modèle de couplage à base d'agents.

Dans le chapitre suivant, nous revenons sur l'implémentation de notre solution de couplage, en présentant un cas d'application pour les deux modèles (et donc les deux plateformes GAMA et JASON) et les résultats de simulations.

Chapitre 7. Expérimentation et Simulation de la Plateforme de Couplage GAMA-JASON

Plan de Chapitre

7.1	PRESENTATION DES DEUX MODELES COUPLES	132
7.1.1	Hypothèses de base	132
7.1.2	Le modèle Comportemental des écoliers de Niamey dans GAMA.....	135
7.1.3	Le Modèle décisionnel BDI dans JASON.....	139
7.2	EXPERIMENTATION ET SIMULATIONS DE LA PLATEFORME.....	153
7.2.1	Cadre expérimental	153
7.2.2	Scenarii de Simulations	155
7.3	SYNTHESE.....	157

7.1 Présentation des deux modèles couplés

7.1.1 Hypothèses de base

7.1.1.1 Cadre général

Le modèle de la dimension sociale de la Schistosomose (modèles comportemental & décisionnel) que nous présentons ici s'intègre dans le cadre de l'étude des activités de contact Homme-eau (voir chapitre 5), c'est-à-dire, les activités hydriques menées par les individus dans les points d'eaux potentiellement infectieuses, dans un cadre de lutte contre la Schistosomose. Pour cela, la posture que nous adoptons consiste à considérer les activités hydriques comme faisant partie d'un processus social dynamique; au lieu d'une série d'activités discrètes effectuées par les individus (Watts et al., 1998). Autrement dit, il faut examiner le domaine de toutes leurs activités en les positionnant dans leurs contextes social, temporel et spatial. Ainsi, les activités hydriques apparaîtront comme un ensemble de tâches situables dans le temps et dans l'espace ; et dépendantes de conditions socio-économiques bien déterminées.

Sur l'échelle spatiotemporelle, nous nous appuyons sur un outil utilisé en géographie pour situer les activités des individus dans le temps et dans l'espace. Il s'agit d'un Framework conceptuel appelé « Time Geography » qui permet de « *comprendre le comportement humain dans le temps et dans l'espace, en particulier, les contraintes et compromis liés à l'allocation d'un temps limité entre les activités dans l'espace* » (Miller, 2005). Du point de vue social, nous nous appuyons sur des études socio-épidémiologiques (voir chapitre 5) pour établir les attitudes comportementales des individus en fonction de leurs conditions sociales.

En voyant les activités humaines comme ayant lieu seulement à des endroits spécifiques et en des périodes de temps limités, la « time geography » fait une distinction entre les activités d'un individu en se basant sur leur degré de flexibilité dans le temps et dans l'espace : les activités fixes (comme le fait d'aller à l'école) sont celles qui ne peuvent pas facilement être reprogrammées ou déplacées tandis que les activités flexibles (comme les baignades) peuvent l'être facilement (Hägerstrand, 1970). Pour (Miller, 2005), « *le besoin d'être présent dans un endroit précis pendant un intervalle de temps déterminé est une contrainte couplée : les activités fixes suggèrent un couplage strict de contraintes alors que les activités flexibles permettent un couplage beaucoup plus fluide dans le temps et dans l'espace* ».

Prenons le cas de l'activité « aller à l'école » pour un écolier. Cette activité, qui est fixe dans la mesure où elle est programmée à priori et qu'elle constitue une obligation pour l'écolier, a lieu seulement dans un endroit précis et dans une période de temps bien défini. On peut facilement définir les contraintes liées à la réalisation de cette activité pour un écolier : il suffit seulement que le jour courant soit un jour de cours pour l'écolier et que l'heure courante soit aussi une heure de cours pour lui.

Par contre, une activité telle que la « baignade » dans une mare ou un canal, est une activité flexible. En effet, pour un écolier, faire cette activité peut dépendre de plusieurs paramètres : un temps libre suffisant en dehors des activités obligatoires, disponibilité et l'accessibilité d'un site pour cette activité, une température favorable pour l'activité, etc.

En plus, contrairement aux activités fixes où, pour une période de temps donnée, une seule activité est réalisable; plusieurs activités flexibles peuvent concurremment se réaliser dans la même période de temps. Le choix de l'une ou l'autre va dépendre de contraintes à temps réel. En effet, dans une journée sans cours (le dimanche par exemple), l'écolier peut vouloir réaliser ces activités dans la journée : « rester à la maison », « aller quérir de l'eau », « aller se baigner avec des amis », etc. On ne peut à priori définir aucun ordre dans la réalisation de ces activités, ni déterminer assurément si elles seront réalisées. Cependant, on peut définir un ensemble de contraintes ou de critères liés à la réalisation de chaque activité. On appelle ces critères « facteurs déterminants ». Par exemple, un écolier peut vouloir :

- « rester à la maison », par ce qu'il a des leçons à apprendre, un programme télé à regarder, une connexion internet pour des jeux vidéo, ou que son parent le lui oblige, etc.
- « aller quérir de l'eau », par ce qu'il n'ya pas suffisamment d'eau dans la maison et que c'est éventuellement son tour d'aller chercher de l'eau (dans les maisons où les enfants assurent cette activité à tour de rôle).
- « aller se baigner », par ce que des amis viennent le lui proposer, le canal est très proche de chez lui, la température actuelle est très favorable, etc.

A tout moment de la journée, un écolier peut donc basculer d'une activité à une autre, cela dépend simplement des conditions à temps réel des « facteurs déterminants ». Et ces facteurs déterminants constituent les conditions socioéconomiques des populations étudiées

(voir chapitre 5 où nous avons vu en détail comment ils influent sur le comportement des populations).

Pour déterminer les comportements des individus, le modèle décisionnel, implémenté avec la plateforme JASON (voir section 7.1.3), permet aux individus de suivre un processus décisionnel pour décider de la conduite à tenir dans leur environnement. Ensuite, quand ils prennent une décision de réaliser une activité, le modèle comportemental, implémenté dans GAMA (voir section 7.1.2), permet de les exécuter dans l'environnement. La partie suivante explique le cas d'application de ce modèle.

7.1.1.2 Cas d'étude des écoliers de la ville de Niamey

Le cas spécifique qui est étudié dans cette thèse est celui des écoliers de la ville de Niamey. Les données recueillies sont exprimées sous forme de variables pouvant fournir des informations capitales et à plusieurs niveaux sur le comportement des écoliers:

- niveau local : les données sont relatives aux quartiers constituant la ville de Niamey. Elles concernent 23 quartiers socio-économiquement et géographiquement caractérisés (Ernould et al., 2000) (Tini, 2003) (Ernould et al., 2003) (Labbo et al., 2003) (ISSAKA, 2010) :
 - Sur le plan socio-économique, il y'a trois types de quartiers : quartiers Modernes (habitat moderne, adduction d'eau à domicile, faible densité humaine, classes sociales aisées) ; quartiers Rénovés (habitat moderne ou traditionnel, bornes publiques, classes moyennes) ; quartiers Traditionnels (habitat traditionnel, absence d'adduction d'eau, forte densité humaine, classes sociales désavantagées et migrants).
 - Sur le plan géographique, il y'a trois types de quartiers selon leurs localisations par rapport au fleuve Niger : les quartiers riverains (le fleuve est l'une des limites des quartiers), les quartiers centraux (les quartiers dont les limites sont d'autres quartiers) et les quartiers périphériques (ceux dont une limite est ouvert en dehors de Niamey).
- niveau domestique : les données sont relatives aux environnements domestiques des ménages. Elles concernent 1800 ménages répartis dans les 23 quartiers, et portent sur le type d'habitat (logements précaires ou villas), l'approvisionnement en eau du ménage, le revenu ménagère, etc. (Ernould et al., 2003) (Olvera et al., 2002).

- niveau individuel : les données sont relatives aux écoliers eux-mêmes (Ernould et al., 2003). Elles concernent 2000 écoliers appartenant aux 1800 ménages du niveau domestique, et portent sur leurs âges, sexes, habitations (ménages, quartiers, écoles).

7.1.2 Le modèle Comportemental des écoliers de Niamey dans GAMA

Le modèle comportemental des écoliers de la ville de Niamey que nous présentons ici est une spécialisation du modèle présenté au chapitre 4. En effet, dans le chapitre 4, pour évaluer l'impact de la prise en compte de la dimension spatiale dans les politiques de contrôle de la transmission de la Schistosomose, nous avons développé un modèle comportemental, en utilisant plusieurs configurations géographiques de l'environnement des populations, associée à une unique configuration sociale des populations très simplifiée.

Nous avons suivi une démarche incrémentale allant dans le sens de généraliser l'environnement spatial des populations, en spécifiant à chaque fois une configuration des éléments de l'environnement : les habitations des populations, l'environnement aquatique, les routes et leurs caractéristiques spécifiques. Nous avons montré que ces différents éléments avaient un impact non négligeable sur les comportements des populations en général, et sur la transmission de la maladie en particulier.

```

1  /**
2   * testCouplage4
3   * Author: 6c
4   * Description:
5   */
6
7  model testCouplage4
8
9  /* Insert your model definition here */
10 global {
11     /* .....SHAPE FILES LOADING: THEY REPRESENT THE GEOGRAPHICAL AND SOCIAL ENVIRONMENT
12     file shape_file_quarters <- file('../includes/quarters.shp');
13     file shape_file_schools <- file('../includes/schools.shp');
14     file shape_file_river <- file('../includes/river.shp');
15     file shape_file_roads <- file('../includes/road.shp');
16     file shape_file_bounds <- file('../includes/bounds.shp');
17     geometry shape <- envelope(shape_file_bounds);
18     /* .....

```

Figure 7.1 : Chargement des fichiers SIG de Niamey dans GAMA

Ainsi, pour ce modèle des écoliers de Niamey, nous devons donc déterminer les configurations géographiques de la ville de Niamey (habitations, environnements aquatiques, routes et leurs caractéristiques spécifiques), ainsi que les caractéristiques sociales des populations. Ces dernières sont spécifiées dans des éléments bien déterminés : les quartiers et les ménages (voir section précédente).

Pour le modèle, tous ces éléments (habitations, environnements aquatiques, routes, quartiers, écoles, ménages et leurs caractéristiques spécifiques) sont incorporés dans un Système d'Information Géographique (SIG). L'ensemble des fichiers qui constituent le SIG est donné comme paramètre initial au modèle (**Figure 7.1**) et constitue l'environnement global (physique et social) des agents écoliers. Dans le modèle, ces différents éléments (quartiers, ménages, écoles, routes, rives du fleuve) sont réifiés en agents et rattachés en tant que tels aux agents écoliers. Le but est de les permettre d'interagir avec eux et de pouvoir évoluer caractéristiquement dans le temps.



Figure 7. 2 : Visualisation de la carte SIG de Niamey dans GAMA avec seulement les quartiers (en grille), les écoles (en jaune), le fleuve Niger (en bleu) qui concernent nos simulations ; les points verts représentent les écoliers.

Un agent GAMA est donné en spécifiant un ensemble d'attributs et un ensemble de comportements. Les attributs permettent d'identifier les agents et sont exprimés sous forme de variables. Les comportements constituent les parties réactives des agents et leurs permettent d'agir sur l'environnement physique. Un comportement est exprimé en spécifiant le mot « *reflex* » (pour dire que le comportement est automatique exécutée à chaque pas de simulation, si sa condition d'exécution est vérifiée), suivi du nom du comportement, de sa

condition d'exécution (qui est optionnelle) et du corps qui est une suite d'actions basiques exécutées par le simulateur : *reflex nom_comportement when : condition {corps}*.

Nous donnons, dans le **Tableau 7.1** un aperçu des agents *Global*, *Schoolboy* (qui représente un écolier) et *LastAgent*. Les agents *Quarter*, *School*, *Household* et *River*, non présents dans le **Tableau 7.1** ; représentent respectivement les 23 quartiers, les écoles, les 1800 ménages et les rives du fleuve Niger concernés par nos simulations ; et constituent, ensemble, l'environnement global (spatial et social) des agents *Schoolboy*.

Les deux agents *Global* et *LastAgent* forment ensemble le $m_{agent} A_C$ qui représente le modèle comportemental dans le multi-modèle (voir section 6.4 du chapitre 6). En effet, chaque agent du modèle s'exécute une fois dans un même pas de simulation, selon l'ordre donné dans la **Figure 7.3** :

- (1) L'agent *Global* s'exécute en premier. Ce qui lui permet, avec son comportement *loadDecisionsFromJason { }*, de charger de l'artefact de couplage *D-C*, les décisions prises par les agents du modèle décisionnel et de les transmettre aux agents *Schoolboy* concernés (c'est-à-dire, les agents pour qui une nouvelle décision est prise). Pour cela, il modifie, pour chaque agent *Schoolboy* concerné, son attribut *decision (String)* avec la nouvelle valeur chargée.
- (2) C'est en fonction de la valeur de son attribut *decision (string)*, modifié par l'agent *Global*, qu'un agent *Schoolboy* exécute un comportement. Si, par exemple la valeur de l'attribut *decision (string)* d'un agent *Schoolboy* est '*goToSchool*' (voir **Tableau 7.1**), il exécute son comportement *goToSchool { }*, qui est censé le déplacer de l'endroit où il est, à son école.
- (3) En fin, c'est l'agent *LastAgent* qui s'exécute le dernier. Son unique comportement (*sendDataToJason { }*) consiste à se renseigner de la *situation* de chaque agent *Schoolboy* (où il se trouve, ce qu'il est en train de faire, ses conditions sociales), des données environnementales (par exemple, les valeurs des attributs *current_day (int)* et *current_hour (int)* de l'agent *Global*, représentant respectivement le jour courant et l'heure courante), etc. ; et d'envoyer toutes ces informations à l'artefact de couplage *C-D*, pour le compte du $m_{agent} A_D$, représentant le modèle décisionnel.

AGENTS	ATTRIBUTS	COMPORTEMENTS
Global	- current_day (int) - current_hour (int)	- <i>init()</i> ; initialise les paramètres du modèles en chargeant les fichiers du SIG de la ville de Niamey ; elle crée en même temps les autres agents. - <i>reflex loadDecisionsFromJason {}</i> ;
Schoolboy	- sexe (string) - decision (string) = { 'goToSchool', 'stayAtSchool', 'goHome', 'stayAtHome', 'goToWater', 'playInWater', 'fetchWater' } - situation (string) = { 'goingSchool', 'atSchool', 'goingHome', 'atHome', 'goingToWater', 'playingInWater', 'fetchingWater' } - myQuarter (Quarter) - myHousehold (HouseHold) - mySchool (School)	- <i>reflex goToSchool when : decision='goToSchool' {}</i> ; - <i>reflex stayAtSchool when : decision='stayAtSchool' {}</i> ; - <i>reflex goHome when : decision='goHome' {}</i> ; - <i>reflex stayAtHome when : decision='stayAtHome' {}</i> ; - <i>reflex goToWater when : decision='goToWater' {}</i> ; - <i>reflex playTime when : decision='playTime' {}</i> ;
LastAgent		- <i>reflex sendDataToJason {}</i> ;

Tableau 7. 1 : Agents du modèle comportemental, leurs attributs et quelques comportements

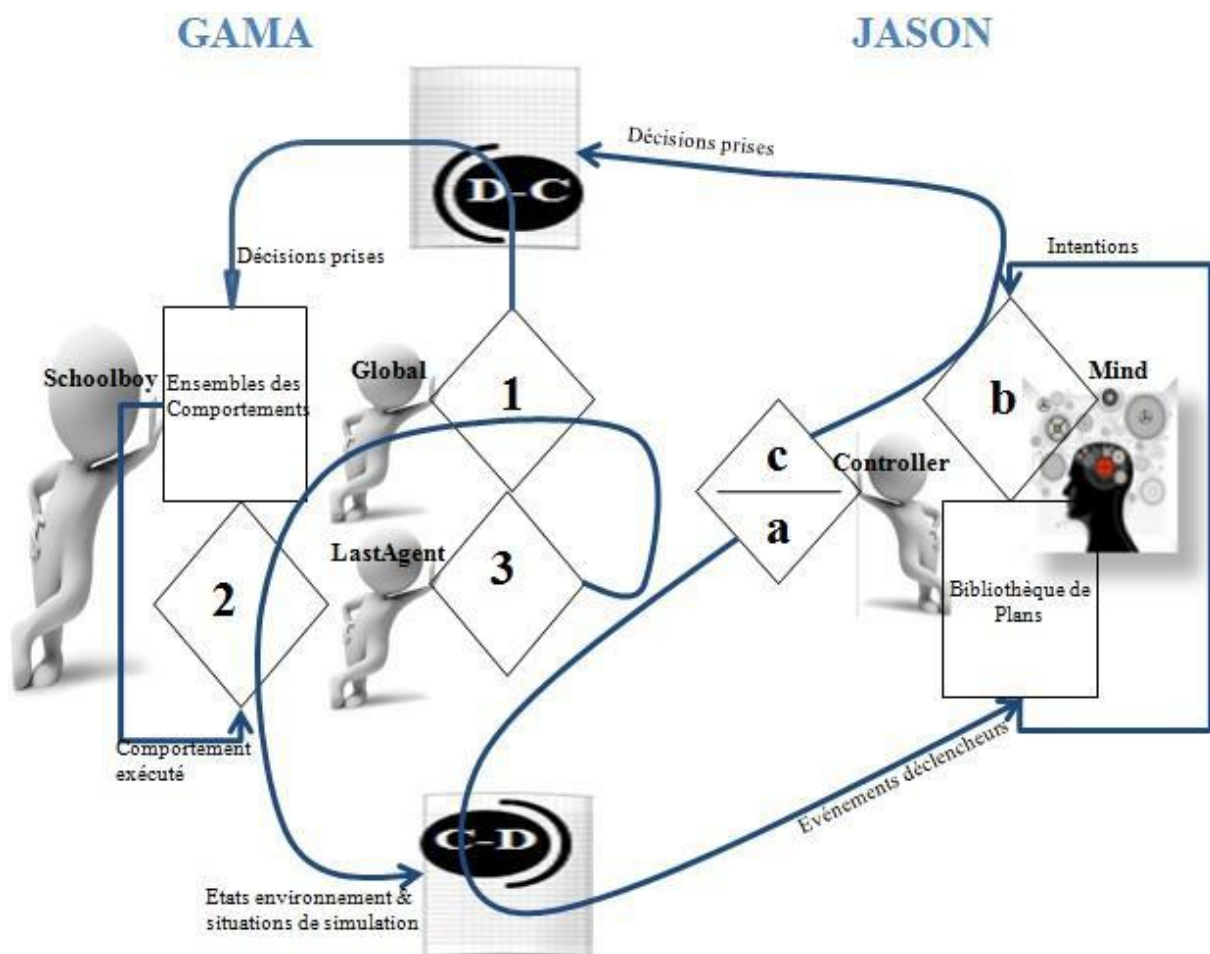


Figure 7. 3 : Architecture du Couplage GAMA-JASON

7.1.3 Le Modèle décisionnel BDI dans JASON

Le modèle décisionnel des écoliers de la ville de Niamey que nous présentons ici est implémenté dans JASON, un interpréteur de AgentSpeak (L) qui est un langage de programmation orienté agents (POA) basé sur l'architecture BDI. Le langage AgentSpeak (sa syntaxe et sa sémantique opérationnelle) est présenté dans la (section 7.1.3.1).

Il faut voir ce langage comme une extension naturelle de la programmation logique du premier ordre ; et sa sémantique opérationnelle, comme un « moteur d'inférence » permettant à un agent de produire à tout moment une action bien spécifique à exécuter. En effet, Il faut remarquer, dans (Rao, 1996), que AgentSpeak est un langage de programmation BDI basé sur des supports théoriques solides (la logique BDI de (Rao and Georgeff, 1998b)). Non seulement (Rao, 1996) a défini formellement le fonctionnement d'un interpréteur abstrait, mais a aussi abordé la définition d'un système de preuve pour ce langage.

Cependant, malgré son élégance pour spécifier et décrire des agents BDI, le langage AgentSpeak a été négligé, au début, par la communauté des Systèmes Multi-Agents (SMA), pour la simple raison qu'il ne disposait pas encore de compilateur ou d'interpréteur pour programmer des agents BDI (Machado et Bordini, 2002). C'est Bordini et ses collègues qui, à travers une série d'articles (Bordini et al., 2002) (Bordini et al., 2003a) (Bordini et al., 2003b) (Bordini et Moreira, 2004) (Bordini et al., 2004) ont travaillé à améliorer ce langage afin de proposer, en 2007, un interpréteur appelé JASON (2007). Pour plus de détail sur la plateforme JASON, le lecteur pourra se référer au site de JASON (2007), ou à cet ouvrage (Bordini et al., 2007).

Nous tenons cependant, à préciser ici quelques fonctionnalités de JASON qui nous ont été profitables dans la modélisation et la simulation de notre plateforme. En effet, la plateforme JAOSN propose, entre autres, un cadre particulier pour programmer un système multi-agents dans lequel, les agents, en plus de leurs architectures délibératives (qui leur permet de produire des actions), peuvent se communiquer des connaissances, des objectifs, des savoir-faire, etc. ; se proposer des services et de coordonner leurs actions (Bordini et al., 2007).

JASON offre également un support pour implémenter un modèle d'environnement virtuel où les agents sont situés et peuvent exécuter les actions produites dans les processus

décisionnels. Cet environnement virtuel est implémenté dans JASON avec une classe JAVA (appelé *Environment*) capable d'exécuter les actions des agents.

Cette classe (extensible et personnalisable), comme on peut le voir dans la **Figure 7.4**, propose un ensemble de fonctions pour permettre aux agents d'opérer sur leur environnement d'exécution et d'en percevoir les propriétés et les conséquences des actions qui s'y produisent. Elle joue donc un rôle de *trait d'union* entre les aspects décisionnels des agents JASON (leurs architectures décisionnelles) et leurs aspects dynamiques et réactifs (**Figure 7.5**).

Pour exécuter une action d'un agent, la classe *Environment*, à travers sa méthode *executeAction(String ag, Structure action) : boolean*, envoie une requête à l'environnement réel d'exécution des actions (qui peut être n'importe quel modèle implémenté à cet effet) avec le nom de l'agent (*ag*) et l'action à exécuter (*action*) ; et attend jusqu'à ce que l'exécution de l'action soit terminée (la fonction retourne *true*) pour en informer l'agent *ag*. Pendant ce temps, l'agent *ag* peut s'occuper d'autres décisions.

Pour notre cas, l'environnement réel d'exécution des actions des agents JASON est le modèle comportemental de GAMA.

De cette façon, il est possible d'exécuter les actions des agents (la plateforme GAMA) dans un environnement isolé, séparément de l'exécution de leurs architectures internes (la plateforme JASON). JASON permet également d'exécuter les agents sur plusieurs machines, et séparément de la classe « *Environment* ».

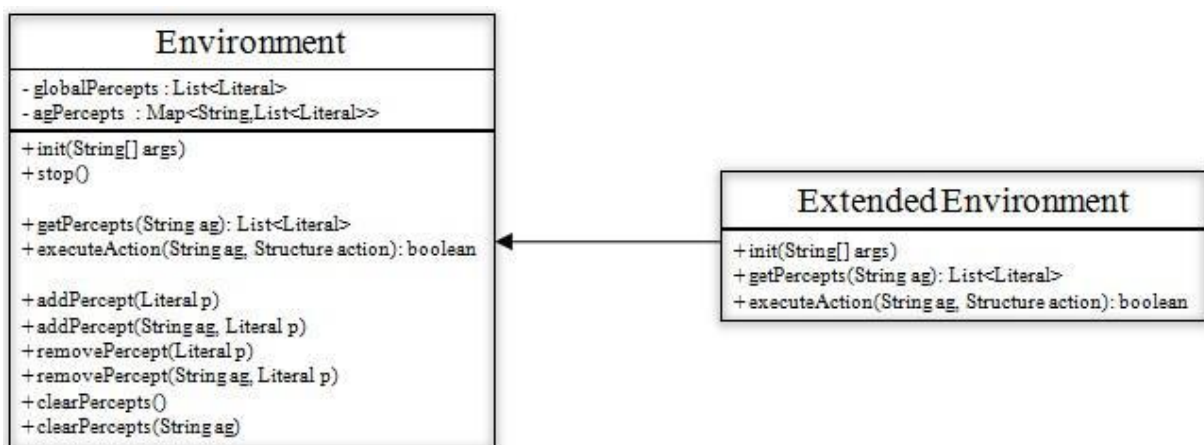


Figure 7. 4 : Implémentation et personnalisation d'un environnement d'exécution dans JASON (source : (Bordini et al., 2007))

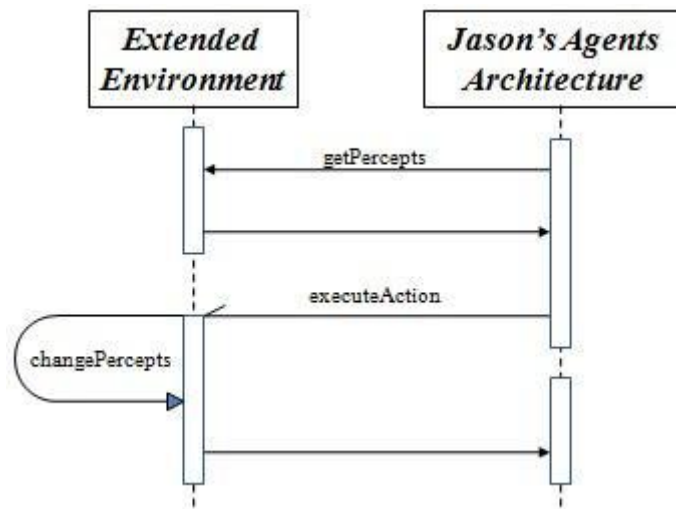


Figure 7.5 : Interactions entre l'environnement d'exécution et l'architecture décisionnel d'un agent JASON (source : (Bordini et al., 2007))

Dans notre modèle décisionnel des écoliers de Niamey, la classe *ExtendedEnvironment*, joue le rôle du $m_{\text{agent}} A_D$ du multi-modèle « décision-comportement » qui correspond à l'agent **Controller** de la **Figure 7.3** (plus haut). Une partie de la Bibliothèque de plans qui définit les agents JASON (correspondant aux agents *Mind* de la **Figure 7.3**), et le fonctionnement de leur architecture sont donnés dans les sections 7.1.3.1 et 7.1.3.2.

Dans notre modèle, l'agent **Controller** et les agents *Mind* s'exécutent continuellement selon l'ordre donné dans la **Figure 7.3** :

- (a) grâce à son comportement *getPercepts (String ag) : List <Literal>* (**Figure 7.4**), l'agent **Controller** charge de l'artefact de couplage **C-D**, les informations (concernant les agents et leur environnement) provenant du modèle comportemental et les transmette aux agents *Mind* sous formes d'événements déclencheurs des plans (voir section 7.1.3.1).
- (b) c'est en fonction des événements perçus qu'un agent *Mind* exécute son architecture interne pour décider de la conduite à tenir (production d'une action à exécuter dans l'environnement).
- (c) avec son comportement *executeAction(String ag, Structure action) : boolean*, l'agent **Controller** exécute l'action prise par un agent *Mind*, en le transmettant à son correspondant du modèle comportemental, à travers l'artefact de couplage **D-C**.

7.1.3.1 Le langage AgentSpeak (L)

AgentSpeak(L) est un langage abstrait de programmation d'agents BDI proposé par Anands S. Rao en 1996 (Rao, 1996). Il constitue la suite logique d'une première tentative de Rao allant dans le sens de réduire le gap énorme qui existe entre les aspects théoriques et pratiques de l'architecture BDI.

En effet, les recherches en rapport avec le modèle BDI se sont orientées dans deux sens. Du point de vue des aspects théoriques et formels, elles sont abordées à travers l'utilisation et le développement de plusieurs logiques BDI. Les plus connues d'entre elles, selon (Hoek et Wooldridge, 2003), sont : la logique de (Rao et Georgeff, 1998b), celle de (Cohen et Levesque, 1990) et celle de (van Linder et al., 1998).

Sur le plan pratique, les recherches sur l'architecture BDI se focalisent sur l'implémentation d'agents BDI en utilisant les trois attitudes mentales de Belief, Desire et Intention comme structures de données (voir chapitre 5). Ces implémentations sont utilisées avec succès dans de nombreux domaines d'applications critiques. Les premières et les plus connues d'entre elles sont principalement : (Georgeff et Lansky, 1987a) (Ferguson, 1992), (Michael E. Bratman, 1994) (Muller, 1997).

Cependant, ces deux axes de recherche, censés être complémentaires, paraissent divergents. En effet, comme le précise (Rao, 1996), ce problème est dû au fait que, d'une part, « *les spécifications logiques ont mis très peu de lumière à éclairer les problèmes pratiques* », et que, d'autre part, « *la complexité des programmes implémentés pour ces systèmes et les simplifications appliquées ont fait que les systèmes mis en place ont manqué une forte base théorique* ». En conséquence, les deux flux de travail semblent être divergents.

AgentSpeak (L), qui est une abstraction d'un système implémenté appelé PRS (Procedural Reasoning System ou Système de Raisonnement Procédural) (Georgeff et Lansky, 1987a), fournit donc des outils pour implémenter et interpréter les agents BDI de manière analogue à un langage de la logique du premier ordre.

A travers les définitions suivantes, nous introduisons la syntaxe (Définitions 1 à 5) et la sémantique opérationnelle (Définitions 6 à 8) du langage AgentSpeak (L), telles qu'elles sont données dans (Rao, 1996), et reprises avec plus de détails dans (Machado et Bordini, 2002).

Définition 1 : Soient b un symbole de prédicat, et t_1, \dots, t_n des termes. Alors, $b(t_1, \dots, t_n)$ et $b(t)$ sont des atomes de croyance. Si $b(t)$ et $c(s)$ sont des atomes de croyances, alors $b(t) \& c(s)$ et $\text{not } b(t)$ sont des croyances. Un atome de croyance ou sa négation sont des littéraux de croyance. Une instance d'un atome de croyance est une « croyance de base » (base belief).

Un objectif (goal) est un état du système que l'agent veut atteindre. Dans AgentSpeak, il y'a deux types d'objectifs : les objectifs à atteindre (achievement goals) et les objectifs de test (test goals). Un objectif à atteindre, noté $!g(t)$, stipule que l'agent veut atteindre un état du système dans lequel la croyance $g(t)$ est vérifiée. Un objectif de test, noté $?g(t)$, stipule que l'agent veut tester si la croyance $g(t)$ est actuellement vérifiée ou non.

Définition 2 : Soient g un symbole de prédicat, et t_1, \dots, t_n des termes. Alors, $!g(t_1, \dots, t_n)$ (ou $!g(t)$) et $?g(t_1, \dots, t_n)$ (ou $?g(t)$) sont des objectifs.

La **Définition 3** concerne les événements déclencheurs (triggering events) des plans. Il y'a quatre types d'évènements déclencheurs : les évènements relatifs à l'ajout d'une nouvelle croyance ou d'un nouvel objectif et ceux relatifs à leurs suppressions.

Définition 3 : Si $b(t)$ est un atome de croyance ; $!g(t)$ et $?g(t)$ des objectifs, Alors $+b(t)$, $-b(t)$, $+!g(t)$, $-!g(t)$, $+?g(t)$ et $-?g(t)$ sont des évènements déclencheurs.

Définition 4 : Soient a un symbole d'action, et t_1, \dots, t_n des termes. Alors, $a(t_1, \dots, t_n)$ (ou $a(t)$) est une action.

La **Définition 5** concerne les plans. Un plan comprend deux parties : un en-tête et un corps. L'en-tête est lui aussi constitué de deux parties. La première partie spécifie l'évènement qui déclenche le plan (**Définition 3**): il s'agit de l'ajout ou la suppression d'une croyance ou d'un objectif. La seconde partie spécifie le contexte d'exécution du plan : il s'agit d'un ensemble de croyances qui doivent être instanciées et vérifiées pour que le plan soit exécutable. Le corps d'un plan est une suite d'actions basiques (**Définition 4**) à effectuer ou d'objectifs à atteindre ou à vérifier (**Définition 2**).

Définition 5 : Si e est un évènement déclencheur ; b_1, \dots, b_n , des littéraux de croyances ; h_1, \dots, h_n , des actions ou des objectifs, alors $e : b_1 \& \dots \& b_n \leftarrow h_1 ; \dots ; h_n$ est un plan. L'expression « $h_1 ; \dots ; h_n$ » est le corps du plan. Par mesure de commodité, on utilise l'expression « true » pour désigner un corps vide. L'expression « e » désigne l'en-tête du plan. L'expression « $b_1 \& \dots \& b_n$ » est le contexte.

Structurellement, un agent d'AgentSpeak (L) est donc donné en spécifiant seulement une « *base de croyances* » (appelé *base beliefs* en anglais) et une « *librairie de plans* ». Une croyance représente une information courante sur l'agent, sur les autres agents ou sur l'environnement (elle correspond à un fait en programmation logique). Un plan est composé d'un en-tête précisant son évènement déclencheur ainsi que son contexte d'exécution ; et d'un corps qui spécifie une suite d'actions basiques à effectuer et/ou d'objectifs (goals) à atteindre.

Cependant, la structure d'un agent AgentSpeak (L) ne suffit pas pour déterminer comment celui-ci opère. C'est-à-dire, avec sa base de croyances et sa librairie de plan, comment l'agent opère-t-il pour sélectionner la prochaine action à exécuter. Cette dynamique est gérée dans AgentSpeak (L) par ce que (Rao, 1996) appelle la sémantique opérationnelle du langage. Elle est exprimée, informellement, à travers la **Figure 7.6** ; et formellement, avec les **Définitions 6 à 8**.

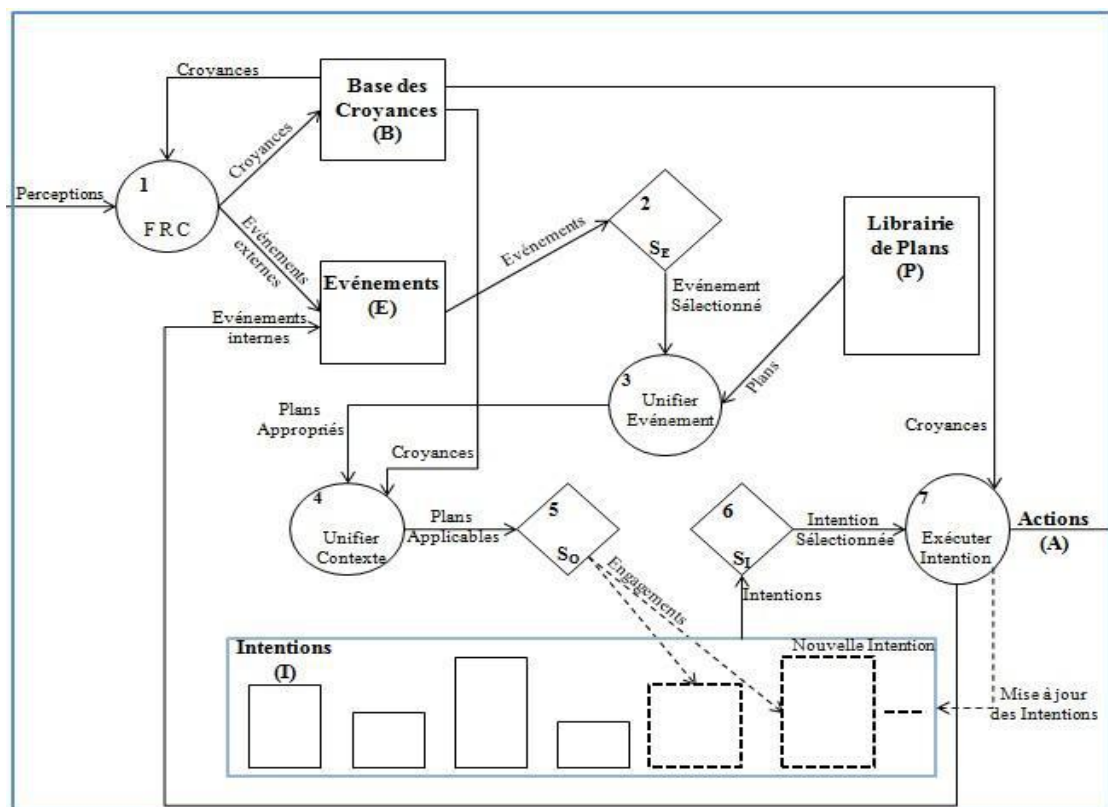


Figure 7. 6 : Interprétation des programmes AgentSpeak (L) de (Machado and Bordini, 2002)

L'exécution d'un agent d'AgentSpeak (L) a pour but donc de produire les actions que celui-ci doit effectuer sur son environnement. Elle se base sur ses trois attitudes mentales : ses croyances, ses désirs et ses intentions. Ses croyances sont son état courant, l'état des autres agents et celui de l'environnement. Ses désirs ou ses objectifs (goals) sont les états qu'il veut

atteindre. Ses intentions sont les plans d'actions (de sa librairie de plans) qu'il a adoptés pour venir au bout de ses objectifs.

L'agent, à travers une Fonction de Révision des Croyances (FRC), perçoit les changements qui interviennent sur sa base de croyances (ajout de nouvelles croyances) et sur ses objectifs (de nouveaux objectifs à atteindre) ; et réagit en conséquence (**étape 1**). Ces changements sont catalogués comme événements déclencheurs et sont packagés dans une structure de données appelés « Événements (E) ».

L'agent doit, à partir de cet ensemble d'événements déclencheurs, en choisir un, en utilisant la fonction de sélection S_E (**étape 2**). Ensuite, avec l'événement déclencheur renvoyé par S_E , il sélectionne, à partir de la librairie de plans, tous les plans déclenchés par cet événement (**étape 3**). Les plans sélectionnés à l'étape 3 sont appelés « Plans appropriés ».

Avec ces plans appropriés, l'agent, en se basant sur ses croyances courantes, instancie les contextes (**étape 4**). Les plans dont les contextes sont conformes aux croyances courantes sont retenus et deviennent des « Plans applicables ». L'agent utilise ensuite la fonction de sélection des plans applicables (S_O) pour choisir le plan d'actions à dérouler (**étape 5**). Ce qui se traduit par l'engagement de l'agent à exécuter le corps de ce plan.

Ce dernier est donc ajouté à la base des **Intentions (I)** qui contient l'ensemble des actions (corps des plans) sur lesquelles l'agent s'est engagé et engagé des ressources. Avec cet ensemble, l'agent utilise la fonction de sélection des intentions (S_I) pour choisir l'intention à exécuter (**étape 6**).

L'exécution d'une intention se fait en exécutant la première formule du corps de l'intention. S'il s'agit d'une action primitive, elle est ajoutée dans un package spécifique pour les actions « Actions » et enlevée du corps de l'intention ; si c'est un objectif de test, il est instancié avec l'ensemble de croyances de l'agent et appliqué au reste du corps de l'intention ; si c'est un objectif à atteindre, un *événement déclencheur interne* est généré et ajouté dans « Événement (E) ».

Un cycle d'interprétation d'un agent AgentSpeak correspond donc à l'exécution des étapes 1 à 7 de la **Figure 7.6**.

Formellement, ces éléments sont précisés dans les définitions complémentaires suivantes.

Définition 6 : un agent est donné par un 8-uplets : $\langle E, B, P, I, A, Se, So, Si \rangle$, B est l'ensemble de croyances de base B ; P , l'ensemble des plans ; A , l'ensemble des actions ; I , l'ensemble des intentions ; Se, So, Si sont trois fonctions de sélections qui sélectionnent respectivement un événement de l'ensemble E , un plan de l'ensemble P et une intention de l'ensemble I . AgentSpeak (L) ne donne aucune définition particulière de ces trois fonctions, elles dépendent du système étudié.

Définition 7 : chaque intention est une pile de plans partiellement instantiés : $[p_1; \dots ; p_z]$ où p_1 est le bas de la pile et p_z le sommet.

Les événements qui déclenchent l'exécution des plans peuvent être externes (correspondant aux perceptions de l'agent) ou internes (correspondant à un objectif à atteindre rencontré dans le corps d'une intention). Dans le dernier cas, l'événement est accompagné de l'intention qui le déclenche.

Définition 8 : un événement est un 2-uplets : $\langle e, i \rangle$ où e est l'événement déclencheur et i son intention. S'il s'agit d'un événement externe, i est l'intention true noté : $[+ ! true : true \rightarrow true]$.

7.1.3.2 L'agent Jason de l'écolier

La Bibliothèque de Plans¹²

¹² Il s'agit là d'une partie de la bibliothèque de plans (l'écriture des plans est aussi simplifiée) pour faciliter la compréhension

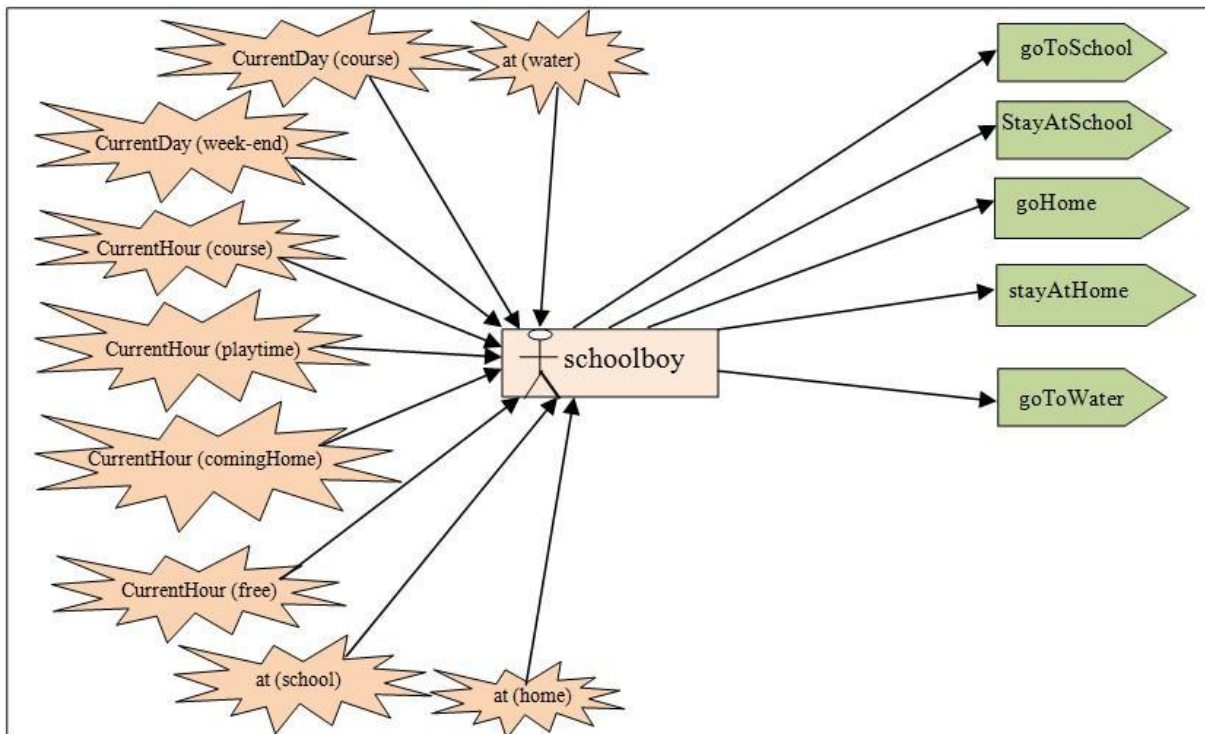


Figure 7.7 : Vue d'ensemble de l'agent écolier de Jason : Perceptions et Actions

- @ p1 + *CurrentDay (course) : CurrentHour (course) & not at (school)* ← *goToSchool*.
- @ p2 + *CurrentDay (course) : CurrentHour (course) & at (school)* ← *StayAtSchool*.
- @ p3 + *CurrentDay (course) : CurrentHour (comingDown) & not at (home)* ← *goHome*.
- @ p4 + *CurrentDay (course) : CurrentHour (playtime)* ← *StayInSchool*.
- @ p5 + *CurrentDay (course) : CurrentHour (playtime)* ← *goToWater*.
- @ p6 + *CurrentDay (course) : CurrentHour (comingDown) & at (home)* ← *goToWater*.
- @ p7 + *CurrentDay (course) : CurrentHour (comingDown) & at (home)* ← *StayAtHome*.

Figure 7.8 : Librairie de Plans de l'agent écolier de Jason

Nous utilisons la notation Prometheus (Padgham et Winikoff, 2004) dans la **Figure 7.7** pour montrer les perceptions et les actions possibles de l'agent :

- Selon le jour courant, l'agent percevra s'il s'agit d'un jour de cours, *currentDay (course)* (c'est-à-dire, Lundi à Vendredi) ; ou d'un jour sans cours, *currentDay (week-end)* (c'est-à-dire Samedi et Dimanche).
- Selon l'heure courante, l'agent percevra s'il s'agit d'une heure de cours, *currentHour (course)* (c'est-à-dire par exemple, 8h-10h ; 11h-13h ; 15h-17h) ; d'une heure de récréation, *currentHour (playtime)* (c'est-à-dire par exemple, 10h-11h) ou d'une heure de descente, *currentHour (comingDown)* (c'est-à-dire par exemple, 13h-15h, 17h-18h).
- Selon où il se trouve, l'agent percevra aussi s'il est à l'école, *at (school)* ; à la maison, *at (home)* ou aux eaux, *at (water)*.

Selon ses différentes perceptions, l'agent peut choisir parmi deux types d'activités temporellement exclusifs : les « activités fixes » aux « temps fermés » et les « activités flexibles » aux « temps ouverts ». Un « temps fermé » est une période temporelle dans laquelle une seule activité est exécutable. Un « temps ouvert », par contre, est une période temporelle où plusieurs activités peuvent être exécutées. Quand l'agent perçoit que le temps courant est un « temps fermé », il adopte l'action fixe réservée pour ce temps. Par contre, s'il s'agit d'un « temps ouvert », il devra sélectionner un objectif (plan) parmi les objectifs applicables pendant ce temps.

Quand le temps courant (jour courant et l'heure courante) est un « temps fermé », trois plans peuvent être sélectionnés, selon les conditions suivantes :

- Le plan (*P1*) est utilisé quand l'agent perçoit que le jour courant est un jour de cours pour lui et que l'heure courante est aussi une heure de cours, et qu'en ce moment précis, il ne se trouve pas dans son école. L'exécution de ce plan génère une action basique « *goToSchool* » qui est censée le déplacer de l'endroit où il se trouve à son école.
- Le plan (*P2*) est utilisé quand l'agent perçoit que le jour courant est un jour de cours pour lui et que l'heure courante est aussi une heure de cours, et qu'en ce moment précis, il se trouve déjà à son école. L'exécution de ce plan lui dit de rester à l'école.
- Le plan (*P3*) est utilisé quand l'agent perçoit que l'heure courante est l'heure de retour à la maison. L'exécution de ce plan génère une action basique « *goHome* » qui le déplace de l'endroit où il se trouve à son domicile.

Quand le temps courant (jour courant et l'heure courante) est un « temps ouvert », quatre (4) plans peuvent être sélectionnés en dépendant des conditions suivantes :

- Quand l'agent perçoit que le jour courant est un jour de cours et que l'heure courante est une heure de récréation, les plans (*P4*) et (*P5*) sont tous applicables. L'adoption du plan (*P4*) signifie que l'agent a décidé de rester dans l'école pendant la récréation. Si, par contre, c'est (*P5*) qui est choisi, cela veut dire que l'agent a décidé d'aller jouer dans le point d'eau le plus proche de l'école.
- Quand l'agent perçoit que le jour courant est un jour de cours et que l'heure courante est une heure libre et qu'il est à la maison, les plans (*P6*) et (*P7*) sont tous applicables. L'adoption du plan (*P6*) signifie que l'agent a décidé d'aller dans les eaux (*goToWater*).

Si c'est (P7) qui est choisi, cela signifie que l'agent a décidé de rester à la maison en attendant la prochaine heure de cours.

Dans ces deux dernières situations, deux plans se trouvent être applicables en même temps. Ceci traduit le fait que chacune des activités ou objectifs définis dans ces plans sont réalisables. Le choix du plan convenable va dépendre de la situation personnelle de l'agent, de son environnement socio-domestique et des contraintes à temps réel. Ces conditions environnementales, appelées « facteurs déterminants » ou « variables explicatives » (voir chapitre 5), sont utilisées dans la fonction de sélection qui est définie pour choisir le plan le plus convenable. Les détails sur le processus de sélection sont expliqués dans la section suivante

La Fonction de Sélection de Plans

Pour définir un ensemble d'« activités fixes » dans une période de temps donnée, il faut nécessairement définir des limites strictes entre elles. Cela veut dire, par exemple, que si $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, est un ensemble d'« activités fixes » réalisables dans la période de temps T ; pour définir les frontières temporelles entre ces différentes activités, une méthode très simple peut consister à les distribuer dans la période T . Autrement dit, allouer à chaque activité P_i , une période T_i dans laquelle elle doit exclusivement s'exécuter. Cela veut dire que dans cette période de temps, seule cette activité est exécutable ; et que cette dernière ne peut être exécutée en dehors de cette période. On peut donc recourir à la théorie des ensembles pour représenter cela.

Soient T_1, T_2, \dots, T_n des sous périodes de la période T . La période de temps allouée à une activité P_i peut être définie par une fonction d'appartenance telle que l'équation (1) de la **Figure 7.9**.

$$F(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } t \in T_i \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

$$F(\text{goToSchool}, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } t \in \text{HC} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

$$F(\text{break}, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } t \in \text{HR} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

$$F(\text{goBack}, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } t \in \text{HD} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

Figure 7.9 : Exemples de Fonctions d'appartenance pour des activités fixes

Par exemple, si $P = \{goToSchool, Break, goBack\}$ et $T = \{HC=hour(course), HP= hour(playtime), HD= hour(comingDown)\}$; on peut définir respectivement les fonctions d'appartenances des équations (2), (3) et (4) de la **Figure 7.9**.

Cette notation veut simplement dire que quelle que soit l'entrée donnée à la fonction, la sortie est une valeur booléenne qui indique si l'activité est réalisable dans le temps ou non. Elle définit des limites strictes entre les périodes de temps où les différentes activités sont réalisables.

Contrairement aux activités fixes, les frontières entre les activités flexibles peuvent être vagues, mal définies et graduelles. Elles suggèrent un couplage beaucoup plus fluide dans le temps. Nous proposons alors de les définir de manière floue (Zadeh, 1965).

Soient P_1, P_2, \dots, P_n les différentes « activités flexibles » réalisables dans une période de temps T . La période de temps allouée à l'exécution d'une activité P_i peut être définie par une fonction caractéristique $F_{P_i}(T) : T \rightarrow [0, 2]$. Cette notation veut dire que quelle que soit l'entrée donnée à la fonction, sa sortie est un réel compris entre 0 et 2. Cette valeur représente la valeur de vérité (ou le degré de vérification) associée à la réalisabilité de cette activité dans le temps.

Il faut comprendre par là que, pour une entrée donnée, une ou plusieurs fonctions caractéristiques peuvent donner une valeur de vérité positive. Cela traduit le fait que plusieurs activités flexibles peuvent concurremment se réaliser. L'activité qui a la plus grande valeur de vérité détient la priorité.

Cependant, la réalisabilité des activités flexibles n'est pas seulement liée à des critères temporels, elle nécessite la prise en compte d'autres contraintes à temps réel bien définies et qui sont déterminants dans la réalisabilité de chaque activité.

La fonction de sélection que nous proposons pour faire ce choix requiert que l'on définisse, pour chaque activité flexible, un ensemble de critères (en plus des contraintes temporelles) qui lui sont favorables et un ensemble de critères qui lui sont défavorables. Ces critères, appelés « facteurs déterminants » ou « variables explicatives », spécifient les contraintes temps réel associées à la réalisabilité des activités flexibles.

Il faut donc déterminer comment ces facteurs conditionnent la réalisabilité des activités dont ils sont liés. Pour cela, la posture que nous adoptons consiste à dire que ces « facteurs déterminants » exercent des influences sur les activités flexibles et que la réalisabilité de chaque activité est caractérisée par l'ensemble des influences (positives et négatives) de tous les facteurs déterminants dont elle est liée. Avec l'exemple ci-dessous, nous précisons la procédure de sélection d'un plan.

Soient $P = \{P6, P7, P8\}$, l'ensemble des plans flexibles, applicables pendant la descente, représentant respectivement le besoin de l'écolier d'« aller quérir de l'eau », de « rester à la maison » et d'« aller jouer dans les eaux ».

Il faut déterminer les autres variables explicatives, en dehors du temps, liées à la réalisation de chaque activité.

- Pour ($P6$) : Besoin en Eau du Ménage (BEM), Distance Géographique entre les sites et le domicile (DGS).
- Pour ($P7$) : Leçons à Apprendre (LA), Niveau de Vie du Ménage (NVM).
- Pour ($P8$) : Effet de Groupe d'Amis (EGA), Distance Géographique entre les sites et le domicile (DGS), la Température (T°).

Pour chaque variable explicative, on définit une fonction caractéristique qui, pour chaque entrée de la variable, donne une valeur réelle comprise entre 0 et 2, représentant la liaison entre le plan et la variable. Il s'agit, en réalité, du degré de réalisabilité du plan liée aux changements temps réel de la variable explicative. Une telle fonction est donnée pour chaque variable :

- $F_{P6}(T) : [8h, 18h] \rightarrow [0, 2]$, la réalisabilité temporelle de P_6 .
- $F_{P7}(T) : [8h, 18h] \rightarrow [0, 2]$, la réalisabilité temporelle de P_7 .
- $F_{P8}(T) : [8h, 18h] \rightarrow [0, 2]$, la réalisabilité temporelle de P_8 .
- $F_{P8}(EGA) : [a, b] \rightarrow [0, 2]$, $F_{P8}(DGS) : [a, b] \rightarrow [0, 2]$, $F_{P8}(T^\circ) : [a, b] \rightarrow [0, 2]$.
- $F_{P7}(LA) : [a, b] \rightarrow [0, 2]$, $F_{P7}(NVM) : [a, b] \rightarrow [0, 2]$.
- $F_{P6}(BEM) : [a, b] \rightarrow [0, 2]$, $F_{P6}(DGS) : [a, b] \rightarrow [0, 2]$.

On définit aussi une fonction appelée *Influence* $(V, P_i) = \sum_{Vi} W_p(V_i, 2)$, pour déterminer la somme des influences (positives et négatives) de toutes les variables sur la réalisabilité de P_i . Cette fonction utilise W_p , une fonction noyau pour évaluer la contribution de chaque variable à l'influence de l'ensemble.

On calcule ensuite l'éligibilité de chaque plan, *Eligible* (P_i) . Pour que P_i soit éligible, il faut d'abord qu'elle soit réalisable dans le temps, c'est-à-dire, $F_{P_i}(T) > 0$. Ensuite, viennent les contributions ou les influences des facteurs déterminants sur sa réalisabilité: l'effet de la contribution d'une variable est de renforcer l'éligibilité du plan ou de l'affaiblir (voir même l'invalider). Ainsi, selon les circonstances à temps réel, l'éligibilité du plan P_i est donnée par : $E(P_i) = F_{P_i}(T) + influence(V, P_i)$. L'activité P_i est enfin éligible si et seulement si cette somme est positive.

Enfin, la fonction de sélection est donnée par *Sélection* $(P) = maximum(Eligible(P_i))$, le plan sélectionné est celui avec la plus grande valeur d'éligibilité.

La fonction noyau utilisée

Pour déterminer l'influence de l'ensemble des facteurs déterminants sur la réalisabilité d'une activité P_i noté (*Influence* $(V, P_i) = \sum_{Vi} W_p(V_i, 2)$), on utilise W_p , une fonction noyau qui évalue la contribution de chaque variable sur l'influence de l'ensemble.

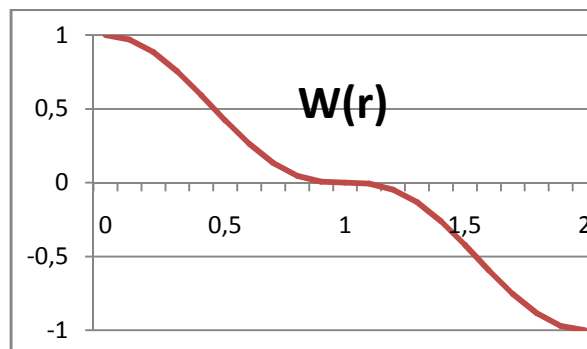


Figure 7. 10 : Fonction noyau utilisée pour la sélection des plans applicables

Cette fonction noyau définit un rayon de liaison égale à $2r$ (avec $r=1$) et un espace de contribution comprise entre -1 et 1. Ainsi, la contribution d'une variable V_i dans l'influence de l'ensemble est proportionnelle à sa liaison avec l'activité en question (donnée par $F_{P_i}(V_i) : V_i \rightarrow [0, 2]$). Plus le lien d'une variable avec une activité est étroit, plus sa contribution est grande ; plus il est distant, plus sa contribution est faible. Une influence négative traduit le fait

que la situation actuelle n'est pas favorable à la réalisation de l'activité ; et inversement pour une influence positive.

7.2 Expérimentation et Simulations de la plateforme

7.2.1 Cadre expérimental

Avec le modèle présenté au chapitre 5, il a été question de reproduire, par simulations, le taux d'utilisation journalière des rives du fleuve Niger par les écoliers de la ville de Niamey (taux fourni par des données d'enquêtes (Ernould et al., 2000)). L'idée de base était de s'appuyer sur les conditions socio-économiques des écoliers, exprimées dans le modèle sous formes de variables explicatives, pour déterminer les comportements des écoliers. Ce sont ces variables qui sont utilisées comme « facteurs déterminants » pour influencer (positivement et négativement, en utilisant la fonction noyau de la **Figure 7.10**) le comportement des agents. Sauf que dans le modèle, aucun comportement n'avait été défini. C'était juste un modèle délibératif, dans lequel le comportement d'un agent est réduit à la décision de savoir si oui ou non, à l'échelle d'une journée, il est susceptible de se rendre dans les eaux.

Les variables qui avaient été utilisées comme facteurs déterminants pour déterminer la susceptibilité d'un écolier de se rendre aux eaux sont : son âge, son sexe, son type d'habitat (relatif au niveau de vie de sa famille), l'approvisionnement en eau de son domicile (relatif à la manière dont sa famille s'approvisionne en eau : si elle a besoin des eaux du fleuve pour les besoins ménagères), son type de quartier (relatif à sa classe sociale, à la densité humaine du quartier), la position géographique de son domicile par rapport au Fleuve Niger (relative à la distance entre son domicile et le fleuve), son temps d'inoccupation (son temps libre, en dehors de ses cours, pour effectuer des activités hydriques dans les rives du fleuve).

Dans l'expérimentation de ce modèle, toutes ces variables étaient figées (car provenant de données d'enquêtes), sauf le temps d'inoccupation. C'était le seul paramètre du modèle à varier pour reproduire le taux de contact « écoliers-fleuve » escompté. Il représente le temps libre que dispose l'écolier durant toute une journée pour effectuer ses activités hydriques.

Avec cette plateforme (qui couple le modèle délibératif du chapitre 5 et le modèle comportemental du chapitre 4, tels que présentés dans les sections 7.1.2 et 7.1.3), nous utilisons les mêmes facteurs déterminants que ceux du modèle du chapitre 5. Cependant, pour

se rapprocher de plus en plus à la réalité, un ensemble de comportements et d'activités journaliers a été défini pour les écoliers (voir section 7.1.2), et le pas d'exécution du modèle est de 5 minutes. Ce qui a comme conséquence, la définition précise, dans les simulations, du « temps d'inoccupation » des écoliers (il s'agit des moments où les écoliers sont totalement libres pour effectuer leurs activités hydriques) :

- les moments de récréation : par défaut, entre 10H et 11H, les jours de cours
- les moments de descente : par défaut, entre 13H et 15H (le matin), entre 17H-19H (le soir). En réalité, il s'agit ici du moment entre l'heure à laquelle l'écolier arrive chez lui, après la descente (qui est relative à la distance qu'il marche à pied pour arriver à son domicile) et la prochaine heure de cours (15H ou 19H¹³)
- toute la matinée et toute la soirée, les jours de congé (samedi et dimanche).

Dans toutes ces situations, les seules activités possibles que nous avons tenues en compte dans nos simulations pour chaque écolier sont :

- (@P1) se rendre aux eaux pendant son temps d'inoccupation, ou
- (@P2) rester à la maison (ou à l'école, durant la récréation).

Pour chacun de ces deux issus possibles (@P1 et @P2), il devait être précisé dans le modèle, l'ensemble des facteurs (ou variables explicatives) qui déterminent son éligibilité (voir section 7.1.3.2). Cependant, pour (@P2), aucun facteur n'a été défini dans le modèle, pour déterminer son éligibilité. Pour (@P1), les facteurs déterminants sont :

- Pendant la récréation : distance entre l'école de l'élève et le fleuve ; et la durée de la récréation
- Pendant les moments de pause et les jours de congé : tous les facteurs définis plus haut.

Donc, pour (@P2), son éligibilité est toujours nulle pour tous les écoliers. Elle n'est donc choisie qu'au cas où l'éligibilité de (@P1) est négative.

¹³ 19H coïncide avec 07H du matin, le début d'une journée (la partie 19H à 07H du matin n'est pas prise en compte dans les simulations).

7.2.2 Scénarii de Simulations

L'objectif dans nos simulations est de voir comment le temps d'inoccupation des écoliers, en supplément des autres facteurs déterminants, influe sur leurs susceptibilités d'aller aux eaux pendant les jours de cours. Pour cela, nous choisissons comme indicateur, le taux de contact « écoliers-fleuve » journalier fourni par les données d'enquêtes de (Ernould et al., 2000) et reproduit dans (Cisse et al., 2014) : ce taux de contact tourne au tour de 20.5% les jours de cours.

Dans un premier scénario, chaque écolier utilise son temps d'inoccupation par défaut qui est, par exemple, de:

- 60 minutes, soit 10 pas de simulations : pendant la récréation
- 60 à 115 minutes. Il s'agit de l'heure du prochain cours (soit, 15H ou 19H) – l'heure d'arrivé à la maison après la descente de 13H ou 17H.

Ce temps d'inoccupation par défaut suppose que l'écolier ne fait rien du tout durant, et qu'il est libre d'aller aux eaux ou rester à la maison (ou à l'école) sans rien faire. Les sorties de simulations sont données par la **Figure 7.11**.

Dans les autres scénarii, nous tentons l'expérience de trouver le temps d'inoccupation idéal pour satisfaire le taux de contact escompté (~20.5%). Pour cela, nous diminuons au fur et à mesure les temps d'inoccupation des écoliers.

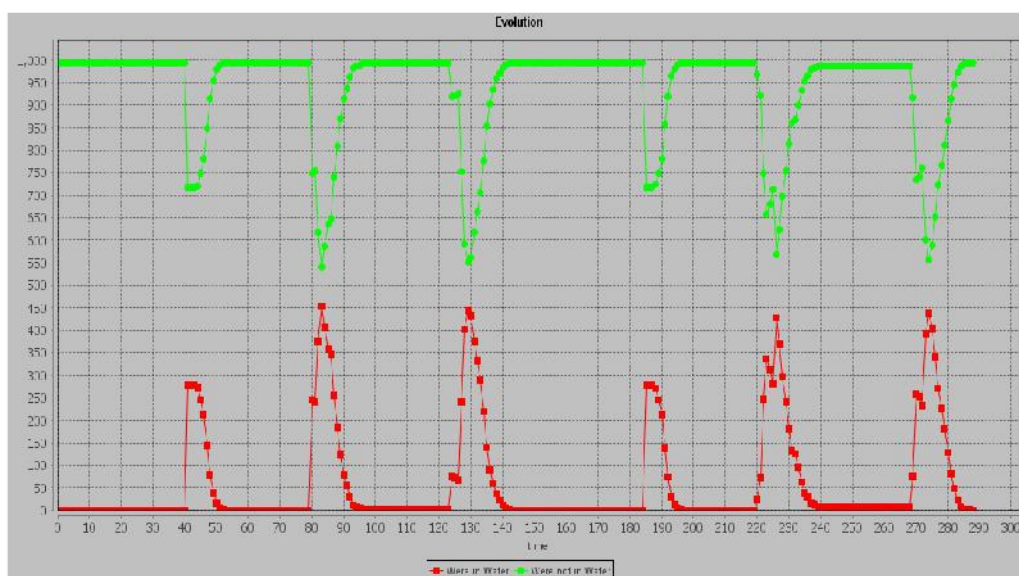


Figure 7. 11 : Taux de contact « écoliers-fleuve » avec temps d'inoccupation par défaut : 45%

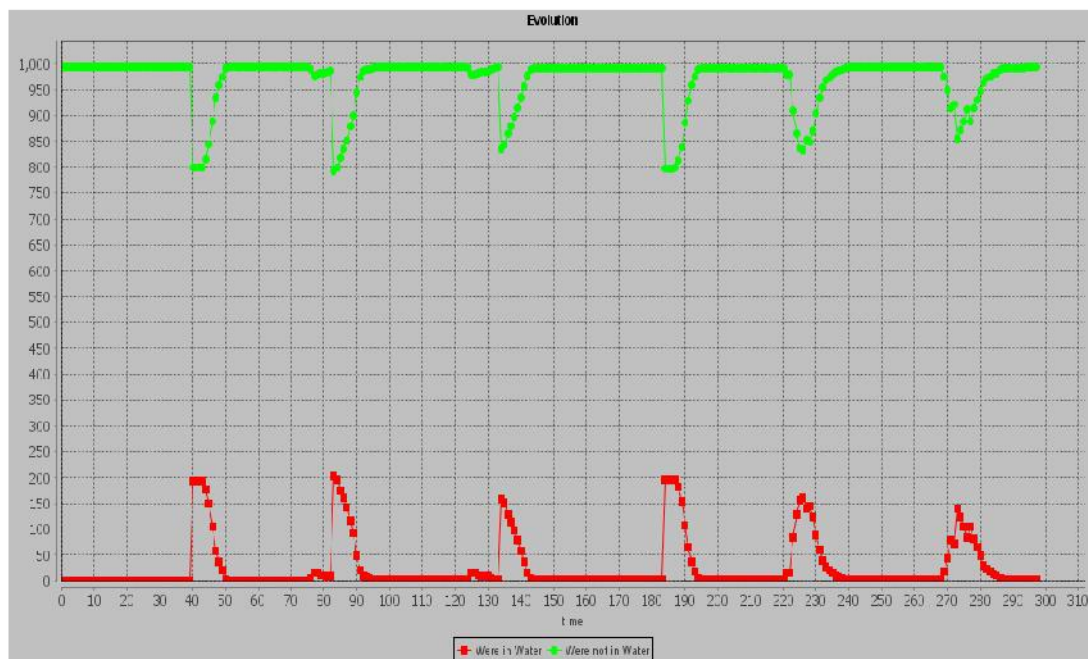


Figure 7. 12 : Taux de contact « écoliers-fleuve » avec temps d'inoccupation par défaut – 30 minutes : ~20%

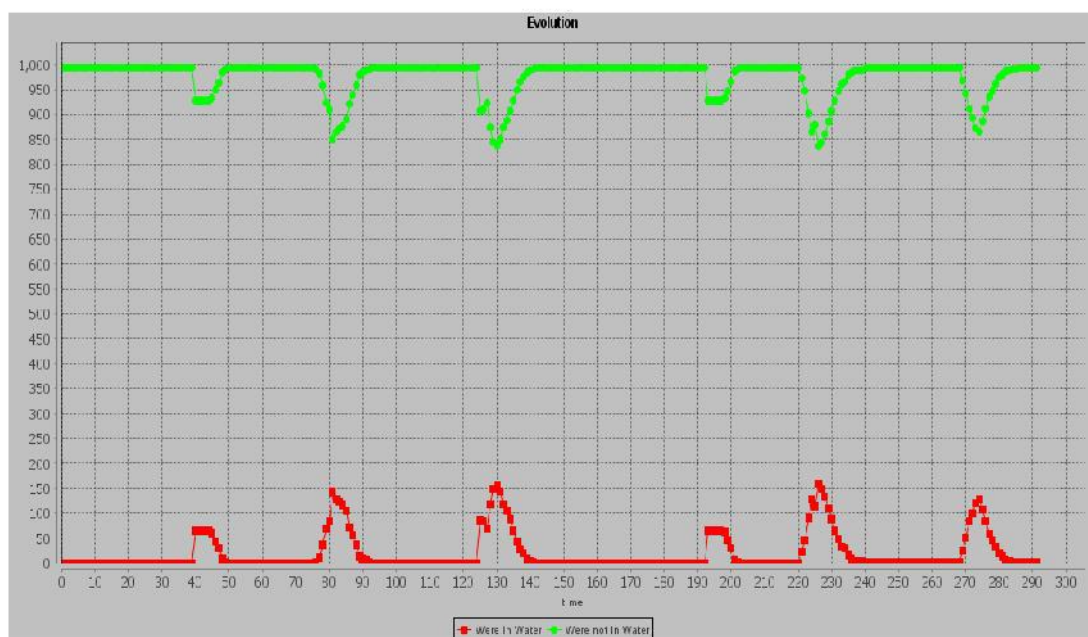


Figure 7. 13 : Taux de contact « écoliers-fleuve » avec temps d'inoccupation par défaut – 45 minutes : ~17%

Dans le deuxième scénario, nous avons diminué de 30 minutes le temps d'inoccupation de chaque écolier. Les sorties de simulations sont données par la **Figure 7.12**.

Enfin, dans un troisième scénario, nous avons diminué de 45 minutes le temps d'inoccupation de chaque écolier. Les sorties de simulations sont données par la **Figure 7.13**.

En confrontant ces trois scénarii (**Figures 7.11, 7.12, 7.13**) avec le taux d'utilisation journalière du fleuve par les écoliers, qui est de 20.5% pendant les jours de cours (Cisse et al., 2014), le temps d'inoccupation idéal (scénario 3) est celui dont l'écolier est occupé au moins pendant 30 minutes en dehors de ses cours. Cela voudra dire par exemple que, un temps de récréation de 30 minutes (au lieu des 60 minutes supposées au départ dans les simulations) pendant les jours de cours, expliquerait, en partie, le taux d'utilisation du fleuve par les écoliers. Cela veut dire aussi que diminuer le temps de récréation des écoliers, contribuerait à réduire chez les jeunes écoliers les risques de contracter la maladie.

7.3 Synthèse

Dans ce chapitre, nous présentons une implémentation de notre solution de couplages des plateformes GAMA et JASON. Nous présentons les différents agents définis dans chacun des deux plateformes, les agents responsables du couplage entre les plateformes et les interactions et échanges d'informations entre eux. Nous avons également expérimenté et simulé la plateforme avec le cas des écoliers de la ville de Niamey. L'objectif de nos simulations était de trouver le bon « temps d'inoccupation » des écoliers qui permettrait de reproduire les taux de contacts journaliers fournis par les données d'enquêtes. Nous sommes arrivés à la conclusion que le bon temps d'inoccupation est celui dans lequel les écoliers sont encore occupés pendant 30 minutes durant les moments où ils ne sont pas en classe.

Chapitre 8. Conclusion Générale

Plan de Chapitre

8.1	BILAN	160
8.1.1	Résumé.....	160
8.1.2	Abstract	161
8.1.3	Contributions	161
8.2	PERSPECTIVES.....	163
8.3	VALORISATION DE LA THESE	164
8.3.1	Publications au cours de la Thèse.....	164
8.3.2	Activités Scientifiques au cours de la Thèse	165

8.1 Bilan

8.1.1 Résumé

Nos travaux de thèse portent sur la modélisation et la simulation à base d'agents de systèmes complexes, appliquées au phénomène de propagation de la Schistosomose. Plus particulièrement, nous nous sommes intéressés aux aspects spatiaux et sociaux de la propagation de cette maladie, en utilisant une approche de couplage de modèles à base d'agents.

En effet, nous avons initialement étudié la modélisation mathématique de la Schistosomose et la complexité du phénomène de sa propagation. Ce qui nous a permis d'identifier deux dynamiques épidémiologiques (dynamiques spatiale et sociale) sous-jacentes à la propagation de la Schistosomose pour lesquelles, les modèles mathématiques présentent des limites.

Cette problématique nous a poussés à étudier isolément ces deux dynamiques et à proposer un modèle multi-agents pour chacune d'elles. Ces deux modèles à base d'agents, représentant deux dynamiques complémentaires d'un même système, ont été implémentés selon des formalismes et des plateformes différentes : un modèle dans GAMA, une plateforme de simulation à base d'agents ; et un autre dans JASON, une plateforme de programmation d'agents BDI (Belief, Desire, Intention).

Le modèle GAMA implémente l'aspect comportemental (pour la dynamique spatiale) qui se penche sur la réactivité des individus face à l'environnement physique et le suivi de l'infection. Le modèle JASON implémente l'aspect décisionnel (pour la dynamique sociale) qui introduit la dimension cognitive et mentale des individus en assurant leur capacité de décision et de sélection qui sont déterminées par leur environnement social, culturel, économique, etc.

Pour assurer la composition des deux modèles, nous avons proposé une solution de couplage (par Co-simulations) des deux plateformes GAMA et JASON. Nous avons finalement expérimenté le modèle avec un cas de dynamique de propagation de la maladie à Niamey (au Niger) pour lequel les données étaient accessibles.

8.1.2 Abstract

Our thesis work focuses on agent-based modeling and simulation of complex systems, applied to the spread of schistosomiasis. Specially, we were interested in the spatial and social aspects of the spread of the disease, using an agent-based coupling approach of models.

Indeed, we initially studied the mathematical modeling of schistosomiasis and the complexity of its propagation, which allowed us to identify two epidemiological dynamics (spatial and social dynamics) underlying the spread of schistosomiasis for which mathematical models have limits.

This problematic led us to study separately these two dynamics and propose an agent-based model for each. These two agent-based models, representing two complementary dynamics of a system, were implemented according different formalisms and different platforms: one model on GAMA (an agent-based simulation platform); and another on JASON (a programming platform of BDI agents).

The GAMA model implements the behavioral aspect (for the spatial dynamic) that focuses on individuals reactivity with regards to the physical environment, and the monitoring of the infection. The JASON model implements the decisional aspect (for the social dynamic) that introduces the cognitive and mental dimension of individuals, ensuring their decision and selection capacities which are determined by their social, cultural and economic environment.

To ensure the composition of the two models, we proposed an agent-based coupling solution (co-simulation) of the two platforms (GAMA and JASON). We finally experienced the model with a case of dynamic spread of the disease in Niamey (Niger) for which data were available.

8.1.3 Contributions

- **Un état de l'art sur l'«*épidémiologie informatique*»** : ce travail nous a conduits à faire une revue bibliographique sur la modélisation et la simulation informatique pour l'épidémiologie. Les travaux qui interviennent dans ce sens sont classés dans le nouveau domaine de recherche innovant et pluridisciplinaire, appelé «*computational epidemiology*». Regroupant des informaticiens, des géographes et des épidémiologistes, l'«*épidémiologie informatique*» a pour objet l'utilisation et l'application des concepts et des ressources

informatiques et géographiques pour fournir aux épidémiologistes des outils conviviaux les permettant de mieux comprendre certains aspects épidémiologiques dans la propagation des maladies infectieuses. Plusieurs maladies infectieuses telles que le paludisme, la tuberculose, la grippe, la dengue, ... ont fait l'objet d'études dans ce domaine. Pour la Schistosomose, nous n'avons trouvé aucune référence, et nos travaux semblent être parmi les premiers dans ce domaine.

- **Un modèle à base d'agents de la dynamique spatiale de la Schistosomose** : nous avons mis en évidence certaines limites des modèles mathématiques à base d'équations différentielles ordinaires (EDO) qui, ne tenant pas en compte la dimension spatiale de la propagation de la Schistosomose, constituaient jusque-là, les seuls travaux dans la modélisation de la maladie. Nous avons proposé d'évaluer l'impact de la prise en compte de l'aspect spatial dans la modélisation de la Schistosomose. Pour cela, nous sommes partis d'un modèle à base d'EDO particulier que nous avons adapté en un modèle à base d'agents discret. Ce dernier est ensuite spatialisé en suivant une démarche incrémentale. Elle consiste à intégrer dans le modèle des configurations spatiales de l'environnement géographique des agents successivement généralisées. Les expérimentations du modèle dans GAMA, selon les différentes configurations spatiales intégrées (en utilisant des fichiers SIG), montrent que la prise en compte de la dimension spatiale dans les modèles de propagation de la Schistosomose (notamment les modèles de contrôle expérimental de la maladie), a un impact non négligeable.

- **Un modèle à base d'agents de la dynamique sociale de la Schistosomose** : nous avons mis en évidence l'importance des aspects comportementaux et sociaux des populations dans la propagation de la Schistosomose. Nous avons proposé un modèle à base d'agents, basé sur l'architecture BDI, pour formaliser les comportements d'une population d'une cité lacustre, en rapport avec la Schistosomose. Ce modèle intègre l'environnement social des populations sous formes d'un ensemble de variables explicatives pouvant déterminer leurs attitudes comportementales. Implémenté dans JASON, une plateforme de Programmation Orientée Agent (POA) BDI, ce modèle est vu comme un module décisionnel qui, représentant les états mentaux des agents, est capable de produire, à tout moment, les comportements que les agents doivent tenir dans leur environnement géographique (ou spatial).

- **Une solution ad hoc de couplage et de Co-simulations des plateformes GAMA et JASON** : avec deux modèles à base d'agents, représentant séparément deux dynamiques complémentaires (dynamiques spatiale et sociale) sous-jacentes à la propagation de la Schistosomose et implémentés avec des formalismes et des plateformes différentes, nous avons proposé une solution ad hoc de Co-simulations à base d'agents des deux plateformes (GAMA et JASON). Dans ce couplage, le modèle JASON (représentant les états mentaux des agents, c'est-à-dire leurs comportements décisionnels) ; produit et communique au modèle GAMA les actions que les agents doivent effectuer dans l'environnement physique. Inversement, le modèle GAMA (représentant les corps des agents, c'est-à-dire leurs comportements actifs et réactifs dans l'environnement spatial) exécute les actions des agents et communique au modèle JASON les états environnementaux et individuels des agents.

8.2 Perspectives

Vers une société de modèles et de simulations (à base d'agents) en interaction pour la Schistosomose

Dans le chapitre 3 (section 3.3), nous avons exposé le phénomène de transmission de la Schistosomose, en partant d'une vue multi-dynamiques du phénomène à un système à plusieurs niveaux d'interactions. Nous avons aussi vu que chaque dynamique qui intervient dans la propagation de la maladie peut être représentée par un modèle, indépendamment des autres. Ainsi, composer les différentes dynamiques revient à faire interagir les différents modèles qui les représentent : c'est ce que nous appelons une société de modèles en interaction pour la Schistosomose.

Nous pensons que la plateforme que nous avons développée dans cette thèse (couplant déjà deux modèles de dynamiques complémentaires) est un premier pas vers cette société de modèles. La prochaine dynamique que nous comptons associer à cette société est celle de la transmission en milieu aquatique.

Le problème de la dynamique de transmission en milieu aquatique

Dans le chapitre 2 (section 2.1.3), nous avons identifié globalement deux dynamiques dans le cycle de vie de l'agent pathogène responsable de la Schistosomose : la dynamique intra-hôte et la dynamique de transmission. C'est dans cette dernière que se situent les sous

dynamiques spatiale et sociale, étudiées dans cette thèse, ainsi que la sous dynamique de transmission en milieu aquatique. Le milieu aquatique désigne l'environnement des eaux, où doivent se rencontrer toutes les entités (agent pathogène, hôtes intermédiaire et final) qui interviennent dans le processus de transmission pour que celle-ci soit perpétuée. En plus d'abriter le mollusque, il joue le rôle important de vecteur de diffusion et de transfert du parasite, à double sens, entre l'hôte final et l'hôte intermédiaire. D'où son importance dans la propagation de la Schistosomose.

En mathématique, certains travaux sur la Schistosomose proposent de coupler des modèles de type « *pluie-écoulement* » (dont les objectifs sont la conceptualisation et la prédiction de l'influence des processus hydrologiques dans les changements environnementaux) avec des modèles de type « *épidémiologique* » afin de comprendre l'influence des processus hydrologiques dans la transmission de la maladie (Remais et al., 2008), (Gagnon et al., 2014). C'est exactement ce que nous envisageons de faire en proposant un modèle à base d'agents de cette dynamique.

8.3 Valorisation de la Thèse

8.3.1 Publications au cours de la Thèse

8.3.1.1 Article de Revue International

P. A. Cisse, J. M. Dembele, M. Lô, C. Cambier, « Assessing the Spatial Impact on an Agent-Based Modeling of Epidemic Control: Case of Schistosomiasis », *Complex Sci.*, p. 58-69, janv. 2013, Springer International Publishing.

P. A. Cisse, J. M. Dembele, C. Cambier, M. Lô, « Multi-agent simulation of water contact's patterns in relation to schistosomiasis: a BDI architecture using kernel functions », *World Conference on complex systems (WCCS)*, 2014, p. 536-541, IEEE Xplore.

8.3.1.2 Article de Revue Nationale

Cissé, P. A., Lô, M. & Camara, G. (2012). Un modèle à base d'agents de la propagation de la Schistosomose à Ndombo. CNRIA'12. Thiès-Bambey (Colloque National sur la Recherche en Informatique et ses Applications, tenu du 25 au 27 Avril 2012 aux Universités de Thiès et Bambèye).

8.3.2 Activités Scientifiques au cours de la Thèse

8.3.2.1 Rencontres Scientifiques

Journées du Programme Doctoral International en *Modélisation des Systèmes Complexes*, IRD Bondy, France. 03 novembre - 23 novembre 2013.

Journées du Programme Doctoral International en *Modélisation des Systèmes Complexes*, IRD Bondy, France. 27 septembre - 19 octobre 2014.

Journées du Programme Doctoral International en *Modélisation des Systèmes Complexes*, IRD Bondy, France. 26 octobre - 09 novembre 2015.

« Regroupement du Projet *Horizons Francophones – Sciences Fondamentales : Mathématiques et Informatique* », organisé par le Bureau Afrique de l'Ouest – Agence Universitaire de la Francophonie, Cotonou (Bénin). 24 septembre - 03 octobre 2015.

8.3.2.2 Communication

Evaluation de l'impact spatial sur la modélisation à base d'agents des contrôles épidémiques : cas de la Schistosomose, 4^{ème} conférence internationale de la SFBT du 3 au 5 Juin 2013 à Dakar.

8.3.2.3 Poster

Cisse PA, Dembele JM, Lo M, Cambier C. Modélisation à base d'agents de la propagation de la Schistosomose. 5^{ème} Colloque National sur la Recherche en Informatique et ses Applications (CNRIA'2013), Ziguinchor, Sénégal.

Cisse PA, Dembele JM, Lo M, Cambier C. Simulation à base d'agents des patterns de contact Homme-Eau en relation avec la Schistosomose. Regroupement du Projet *Horizons Francophones – Sciences Fondamentales : Mathématiques et Informatique*, Cotonou (Bénin), 2015. (**Prix du meilleur Poster**).

BIBLIOGRAPHIE

- Albus, J.S. (1981). *Brains, Behaviour and Robotics* (Peterborough, N.H: McGraw-Hill Inc.,US).
- Allen, E.J., and Victory, H.D., Jr (2003). Modelling and simulation of a schistosomiasis infection with biological control. *Acta Trop.* 87, 251–267.
- Amblard, F., and Phan, D. (2006). *Modélisation et simulation multi-agents: Applications pour les Sciences de l’Homme et à la Société* (Hermès science publications).
- Anderson, R.M., and May, R.M. (1978). Regulation and Stability of Host-Parasite Population Interactions: I. Regulatory Processes. *J. Anim. Ecol.* 47, 219–247.
- Banos, A., Chardonnel, S., Lang, C., Marilleau, N., and Thévenin, T. (2005). Une approche multi-agents de la ville en mouvement. In *Colloque SMAGET, Colloque SMAGET*, pp. 1–17.
- Barbosa, C.S. (1998a). Epidemiology and anthropology: an integrated approach dealing with bio-socio-cultural aspects as strategy for the control of endemic diseases. *Mem. Inst. Oswaldo Cruz* 93 *Suppl 1*, 59–62.
- Barbosa, C.S. (1998b). Epidemiology and Anthropology: an integrated approach dealing with bio-socio-cultural aspects as strategy for the control of endemic diseases. *Mem. Inst. Oswaldo Cruz* 93, 59–62.
- Barrett, C.L., Eubank, S., and Marathe, M.V. (2008). An Interaction-Based Approach to Computational Epidemiology. In *AAAI*, pp. 1590–1593.
- Bender, J., Erleben, K., and Galin, E. (2011). SPH based shallow water simulation.
- Bonabeau, E., Toubiana, L., and Flahault, A. (1998). Evidence for global mixing in real influenza epidemics. *J. Phys. Math. Gen.* 31, L361.
- Bordini, R.H., and Moreira, Álvaro F. (2004). Proving BDI Properties of Agent-Oriented Programming Languages. *Ann. Math. Artif. Intell.* 42, 197–226.
- Bordini, R.H., Bazzan, A.L.C., de O. Jannone, R., Basso, D.M., Vicari, R.M., and Lesser, V.R. (2002). AgentSpeak(XL): Efficient Intention Selection in BDI Agents via Decision-theoretic Task Scheduling. In *Proceedings of the First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems: Part 3*, (New York, NY, USA: ACM), pp. 1294–1302.
- Bordini, R.H., Fisher, M., Pardavila, C., and Wooldridge, M. (2003a). Model Checking Agentspeak. In *Proceedings of the Second International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, (New York, NY, USA: ACM), pp. 409–416.
- Bordini, R.H., Fisher, M., Visser, W., and Wooldridge, M. (2003b). Verifiable Multi-Agent Programs.
- Bordini, R.H., Okuyama, F.Y., de Oliveira, D., Drehmer, G., and Krafta, R.C. (2004). The MAS-SOC Approach to Multi-agent Based Simulation. In *Regulated Agent-Based Social Systems*, G. Lindemann, D. Moldt, and M. Paolucci, eds. (Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg), pp. 70–91.
- Bordini, R.H., Hübner, J.F., and Wooldridge, M. (2007). *Programming Multi-Agent Systems in AgentSpeak Using Jason* (Wiley Series in Agent Technology) (John Wiley & Sons).

- Bourdieu, P. (1977). *Outline of a Theory of Practice* (Cambridge University Press).
- Bratman, M.E., Israel, D.J., and Pollack, M.E. (1988). Plans and resource-bounded practical reasoning. *Comput. Intell.* 4, 349–355.
- Camara, G., Despres, S., Djedidi, R., and Lo, M. (2012). Modélisation ontologique de processus dans le domaine de la veille épidémiologique. In *RFIA 2012 (Reconnaissance Des Formes et Intelligence Artificielle)*, (Lyon, France), pp. 978-2-9539515-2–3.
- Camus, B., Siebert, J., Bourjot, C., and Chevrier, V. (2012). Modélisation multi-niveaux dans AA4MM. (Cépaduès), pp. 43–52.
- Centers for Disease Control and Prevention (CDC) (2000). Update: raccoon rabies epizootic--United States and Canada, 1999. *MMWR Morb. Mortal. Wkly. Rep.* 49, 31–35.
- Chaib-Draa, B., Jarras, I., and Moulin, B. (2001). *Systèmes multi-agents: principes généraux et applications*. Ed. Hermès 1030–1044.
- Chapman, D. (1987). Planning for Conjunctive Goals. *Artif Intell* 32, 333–377.
- Chippaux, J.-P. (2000). *La lutte contre les schistosomoses en Afrique de l’Ouest* (IRD Editions).
- Chiyaka, E.T., and Garira, W. (2009). Mathematical analysis of the transmission dynamics of schistosomiasis in the human-snail hosts. *J. Biol. Syst.* 17, 397–423.
- Chiyaka, E.T., Magombedze, G., and Mutumbu, L. (2010). Modelling within host parasite dynamics of schistosomiasis. *Comput. Math. Methods Med.* 11, 255–280.
- Cissé, A., Bah, A., Drogoul, A., Cissé, A.T., Ndione, J.A., Kébé, C.M., and Taillandier, P. (2012). Un modèle à base d’agents sur la transmission et la diffusion de la fièvre de la Vallée du Rift à Barkédji (Ferlo, Sénégal). *Stud Inf. Univ* 10, 77–97.
- Cisse, P.A., Dembele, J.M., Cambier, C., and Lo, M. (2014). Multi-agent simulation of water contact’s patterns in relation to schistosomiasis: A BDI architecture using kernel functions. In *2014 Second World Conference on Complex Systems (WCCS)*, pp. 536–541.
- Cohen, J.E. (1977). Mathematical Models of Schistosomiasis. *Annu. Rev. Ecol. Syst.* 8, 209–233.
- Cohen, P.R., and Levesque, H.J. (1990). Intention is Choice with Commitment. *Artif Intell* 42, 213–261.
- Daudé, É., Vaguet, A., and Paul, R. (2015). La dengue, maladie complexe. *Nat. Sci. Sociétés* 23, 331–342.
- Demange, J. (2012). *Un modèle d’environnement pour la simulation multiniveau - Application à la simulation de foules*. phdthesis. Université de Technologie de Belfort-Montbéliard.
- Dembele, J.M., and Cambier, C. (2012). An Agent-particle Model for Taxis-based Aggregation; Emergence and Detection of Structures. *Procedia Comput. Sci.* 9, 1484–1493.
- Dembele, J.M., and Cambier, C. (2014). Chapitre 20. Une approche à base d’agents particule pour les processus biologiques d’agrégation. In *Modéliser & simuler–Tome 2*, (Editions Matériologiques), pp. 665–685.

- Dieng, I. (1999). *Mécanisme de la Compatibilité du Schistosome avec son Hôte Définitif*. Université Cheikh Anta Diop de Dakar.
- Drogoul, A. (1993). *De la simulation multi-agent à la résolution collective de problèmes*. Université Paris VI.
- Drogoul, A., Amouroux, E., Caillou, P., Gaudou, B., Grignard, A., Marilleau, N., Taillandier, P., Vavasseur, M., Vo, D.-A., and Zucker, J.-D. (2013). GAMA: A Spatially Explicit, Multi-level, Agent-Based Modeling and Simulation Platform. In *Advances on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*, pp. 271–274.
- Durfee, E.H., and Lesser, V.R. (1988). Incremental planning to control time-constrained blackboard-based problem solver [vehicle monitoring]. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 24, 647–662.
- Ernould, J.C., Kaman Kaman, A., Labbo, R., Couret, D., and Chippaux, J.P. (2000). Recent urban growth and urinary schistosomiasis in Niamey, Niger. *Trop. Med. Int. Health* 5, 431–437.
- Ernould, J.-C., Labbo, R., and Chippaux, J.-P. (2003). Evolution de la schistosomose urinaire à Niamey, Niger. *Bull. Société Pathol. Exot.* 96, 173–177.
- Etard, J.-F., and Borel, E. (1992). Contacts homme-eau et schistosomiase urinaire dans un village mauritanien = Water contact and urinary schistosomiasis in a Mauritanian village. *Rev. Epidémiologie Santé Publique* 40, 268–275.
- Ferber, J. (1997a). Les systèmes multi-agents: un aperçu général. *Tech. Sci. Inform.* 16.
- Ferber, J. (1997b). *Les Systèmes multi-agents: Vers une intelligence collective* (Paris: Dunod).
- Ferguson, I.A. (1992). *TouringMachines: Autonomous Agents with Attitudes*. *IEEE Comput.* 25.
- Ferrer, J., Albuquerque, J., Prats, C., López, D., and Valls, J. (2012). Agent-based Models in malaria elimination strategy design. *EMCSR 2012*.
- Fianyo, Y.E. (2001). *Couplage de modèles à l'aide d'agents : le système OSIRIS* (Paris 9).
- Fikes, R.E., and Nilsson, N.J. (1971). Strips: A new approach to the application of theorem proving to problem solving. *Artif. Intell.* 2, 189–208.
- Fried, B., and Graczyk, T.K. (1997). *Advances in Trematode Biology* (CRC Press).
- Fromm, J. (2004). *The emergence of complexity* (Kassel university press Kassel).
- Fu, S., and Milne, G. (2003). Epidemic modelling using cellular automata. In *Proc. of the Australian Conference on Artificial Life*, (Citeseer), p.
- Fu, S.C., and Milne, G. (2004). A Flexible Automata Model for Disease Simulation. In *Cellular Automata*, P.M.A. Soot, B. Chopard, and A.G. Hoekstra, eds. (Springer Berlin Heidelberg), pp. 642–649.
- Fuks, H., and Lawniczak, A.T. (2001). Individual-based lattice model for spatial spread of epidemics. *Discrete Dyn. Nat. Soc.* 6, 191–200.
- Fuk , H., Duchesne, R., and Lawniczak, A.T. (2005). Spatial correlations in SIR epidemic models. [arXiv:nlin/0505044](https://arxiv.org/abs/nlin/0505044).

- Gagnon, A.S., Smoyer-Tomic, K.E., and Bush, A.B. (2014). The El Niño Southern Oscillation and malaria epidemics in South America. *Int. J. Biometeorol.* *46*, 81–89.
- Gao, S., Liu, Y., Luo, Y., and Xie, D. (2011). Control problems of a mathematical model for schistosomiasis transmission dynamics. *Nonlinear Dyn.* *63*, 503–512.
- Gaud, J. (1958). Rôle de la géographie humaine et des activités sociales des divers groupes d'une collectivité dans l'épidémiologie des bilharzioses. *Bull. World Health Organ.* *18*, 1081–1087.
- Gaud, N.A. (2007). Systèmes multi-agents holoniques : de l'analyse à l'implantation : méta-modèle, méthodologie, et simulation multi-niveaux (Besançon).
- Gentilini, M., Caumes, E., and Charmot, G. (1993). *Médecine tropicale* (Paris: Flammarion-Médecine-Sciences).
- Georgeff, M. (1987). Planning. *Annu. Rev. Comput. Sci.* *2*, 359–400.
- Georgeff, M.P., and Lansky, A.L. (1987a). Reactive Reasoning and Planning. In *Proceedings of the Sixth National Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*, (Seattle, Washington: AAAI Press), pp. 677–682.
- Georgeff, M.P., and Lansky, A.L. (1987b). Reactive Reasoning and Planning. In *Proceedings of the Sixth National Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*, (Seattle, Washington: AAAI Press), pp. 677–682.
- Gil-Quijano, J., Hutzler, G., and Louail, T. (2009). De la cellule biologique à la cellule urbaine : retour sur trois expériences de modélisation multi-échelles à base d'agents. In *17ème Journées Francophones Sur Les Systèmes Multi-Agents (JFSMA 2009)*, (Lyon, France), pp. 187–198.
- Gorder, P.F. (2010). Computational Epidemiology. *Comput. Sci. Eng.* *12*, 4–6.
- Guégan, J.-F., and Choisy, M. (2008). *Introduction à l'épidémiologie intégrative* (De Boeck Supérieur).
- Guevara-Souza, M., and Vallejo, E.E. (2015). A computer simulation model of Wolbachia invasion for disease vector population modification. *BMC Bioinformatics* *16*, 1.
- Haas, W. (2003). Parasitic worms: strategies of host finding, recognition and invasion. *Zoology* *106*, 349–364.
- Haas, W., Haberl, B., Kalbe, M., and Kömer, M. (1995). Snail-host-finding by Miracidia and Cercariae: chemical host cues. *Parasitol. Today* *11*, 468–472.
- Hägerstrand, T. (1970). What about people in Regional Science? *Pap. Reg. Sci. Assoc.* *24*, 6–21.
- Hassoumi, I. (2015). *Approche multi-agents de couplage de modèles pour la modélisation des systèmes complexes spatiaux : application à l'aménagement urbain de la ville de Métouia*. phdthesis. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI.
- Hoek, W. van der, and Wooldridge, M. (2003). Towards a Logic of Rational Agency. *Log. J. IGPL* *11*, 135–159.
- Horvath, P., and Illes, D. (2007). Sph-based fluid simulation for special effects. In *The 11th Central European Seminar on Computer Graphics*, 23-25 April 2007 Budmerice, Slovakia, p.

- Huang, Y.-X., and Manderson, L. (2005). The social and economic context and determinants of schistosomiasis japonica. *Acta Trop.* 96, 223–231.
- IARC, I.W.G. on the E. of C.R. to H.B.A.L. (FR): I.A. for R. on C. (2012). (IARC Monographs on the Evaluation of Carcinogenic Risks to Humans, No. 100B.) SCHISTOSOMA HAEMATOBIIUM.
- ISSAKA, H. (2010). Mise en carte et gestion territoriale des risques en milieu urbain sahélien à travers l'exemple de Niamey (Niger). Thèse de doctorat.
- J Gil-Quijano, M.P. (2007). Mechanisms of automated formation and evolution of social-groups: A multi-agent system to model the intra-urban mobilities of Bogotá city. Idea Group Inc 151–168.
- Jennings, N.R., Mamdani, E.H., Corera, J.M., Laresgoiti, I., Perriolat, F., Skarek, P., and Varga, L.Z. (1996). Using Archon to develop real-world DAI applications. 1. *IEEE Expert* 11, 64–70.
- Jennings, N.R., Sycara, K., and Wooldridge, M. (1998). A roadmap of agent research and development. *Auton. Agents Multi-Agent Syst.* 1, 7–38.
- Kaelbling, L.P. (1987). AN ARCHITECTURE FOR INTELLIGENT REACTIVE SYSTEMS. In Reasoning About Actions & Plans, M.P. GEORGEFF, and A.L. LANSKY, eds. (Morgan Kaufmann), pp. 395–410.
- Khalil, K.M., Abdel-Aziz, M., Nazmy, T.T., and Salem, A.-B.M. (2012). An agent-based modeling for pandemic influenza in Egypt. In *Handbook on Decision Making*, (Springer), pp. 205–218.
- Kloos, H., Gazzinelli, A., and Van Zuyle, P. (1998). Microgeographical patterns of schistosomiasis and water contact behavior; examples from Africa and Brazil. *Mem. Inst. Oswaldo Cruz* 93 *Suppl* 1, 37–50.
- Körner, M., and Haas, W. (1998). Chemo-orientation of echinostome cercariae towards their snail hosts: the stimulating structure of amino acids and other attractants. *Int. J. Parasitol.* 28, 517–525.
- Kuhl, F., Weatherly, R., and Dahmann, J. (1999). *Creating Computer Simulation Systems: An Introduction to the High Level Architecture* (Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR).
- Kumar, V., Lin, L., Krajzewicz, D., Hrizi, F., Martinez, O., Gozalvez, J., and Bauza, R. (2010). iTETRIS: Adaptation of ITS Technologies for Large Scale Integrated Simulation. In *Vehicular Technology Conference (VTC 2010-Spring)*, 2010 IEEE 71st, pp. 1–5.
- Labbo, R., Ernould, J.-C., Djibrilla, A., Sidiki, A., and Chippaux, J.-P. (2003). Transmission de *Schistosoma haematobium* dans la ville de Niamey, Niger. *Bull. Société Pathol. Exot.* 96, 178–182.
- Labbo, R., Ernould, J.-C., Djibrilla, A., Garba, A., and Chippaux, J.-P. (2008). Focalisation de la transmission de *Schistosoma haematobium* au sein des périmètres irrigués de la vallée du Niger (Niger) : importance des facteurs malacologiques. *Rev. Dépidémiologie Santé Publique* 56, 3–9.
- Langer, W.L. (1964). THE BLACK DEATH. *Sci. Am.* 210, 114–121.
- Lee, H., and Han, S. (2010). Solving the Shallow Water equations using 2D SPH particles for interactive applications. *Vis. Comput.* 26, 865–872.
- van Linder, B., van der Hoek, W., and Meyer, J.-J.C. (1998). Formalising Abilities and Opportunities of Agents. *Fundam Inf* 34, 53–101.

- Machado, R., and Bordini, R.H. (2002). Running AgentSpeak(L) Agents on SIM_AGENT. In *Intelligent Agents VIII*, J.-J.C. Meyer, and M. Tambe, eds. (Springer Berlin Heidelberg), pp. 158–174.
- Macintyre, S. (1986). The patterning of health by social position in contemporary Britain: directions for sociological research. *Soc. Sci. Med.* 1982 23, 393–415.
- Maillé, E., and Espinasse, B. (2005). Du couplage de systèmes à l'intégration spatio-temporelle dans les systèmes d'aide à la décision spatiale (Spatial Decision Support Systems).
- Maquerlot, F., Galiacy, S., Malo, M., Guignabert, C., Lawrence, D.A., d'Ortho, M.-P., and Barlovatz-Meimon, G. (2006). Dual role for plasminogen activator inhibitor type 1 as soluble and as extracellular matrix regulator of epithelial alveolar cell wound healing. *Am. J. Pathol.* 169, 1624–1632.
- Marathe, M., and Ramakrishnan, N. (2013). Recent Advances in Computational Epidemiology. *IEEE Intell. Syst.* 28, 96–101.
- Marathe, M., and Vullikanti, A.K.S. (2013). Computational epidemiology. *Commun. ACM* 56, 88.
- Michael E. Bratman, D.J.I. (1994). Plans And Resource-Bounded Practical Reasoning. *Comput. Intell.* 4.
- Michel, F. (2007). The IRM4S Model: The Influence/Reaction Principle for Multiagent Based Simulation. In *Proceedings of the 6th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, (New York, NY, USA: ACM), p. 133:1–133:3.
- Miller, H.J. (2005). A Measurement Theory for Time Geography. *Geogr. Anal.* 37, 17–45.
- Moigne, J.-L.L. (1999). *La modélisation des systèmes complexes* (Dunod).
- Muller, J.P. (1997). *The Design of Intelligent Agents: A Layered Approach* (Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc.).
- Muller, J.P. (2002). *Des systèmes autonomes aux systèmes multi-agents : Interaction, émergence et systèmes complexes. HDR. Habilitation à diriger des recherches -- Informatique.*
- Müller, M., Charypar, D., and Gross, M. (2003). Particle-based Fluid Simulation for Interactive Applications. In *Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, (Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland: Eurographics Association), pp. 154–159.
- Murray, J.D., Stanley, E.A., and Brown, D.L. (1986). On the spatial spread of rabies among foxes. *Proc. R. Soc. Lond. B Biol. Sci.* 229, 111–150.
- Nouboué, F.F.D. (2011). *Bulinus globosus et B. truncatus (Gastropoda : Planorbidae) : variabilité génétique et implications dans la transmission de Schistosoma haematobium au Cameroun.* UNIVERSITE DE LIMOGE.
- Odell, J. (2002). Agents and complex systems. *J. Object Technol.* 1, 35–45.
- O'Hare, A., Lycett, S.J., Doherty, T., M. Salvador, L.C., and Kao, R.R. (2016). Broadwick: a framework for computational epidemiology. *BMC Bioinformatics* 17, 65.
- Olvera, L.D., Plat, D., and Pochet, P. (2002). Etalement urbain, situations de pauvreté et accès à la ville en Afrique subsaharienne. L'exemple de Niamey. In *Démographie et Transport : Villes Du Nord et Villes Du Sud*, *Démographie et Transport : Villes Du Nord et Villes Du Sud*, p.

- O.M.S. (1985). Lutte contre la schistosomiase. Rapport Technique n° 728.
- O.M.S. (2013). Schistosomiasis: progress report 2001 - 2011, strategic plan 2012 - 2020.
- O.M.S. (2015). Ai de- mémoi reN°115.
- Padgham, L., and Winikoff, M. (2004). *Developing Intelligent Agent Systems: A Practical Guide* (New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc.).
- Parunak, H.V.D., Savit, R., and Riolo, R.L. (1998). Agent-based modeling vs. equation-based modeling: A case study and users' guide. In *Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*, (Springer), pp. 10–25.
- Patlolla, P., Gunupudi, V., Mikler, A.R., and Jacob, R.T. (2004). Agent-Based Simulation Tools in Computational Epidemiology. In *Innovative Internet Community Systems*, T. Böhme, V.M.L. Rosillo, H. Unger, and H. Unger, eds. (Springer Berlin Heidelberg), pp. 212–223.
- Paul, P.N.T., Bah, A., Ndiaye, P.I., and Ndione, J.A. (2014). An Agent-Based Model for Studying the Impact of Herd Mobility on the Spread of Vector-Borne Diseases: The Case of Rift Valley Fever (Ferlo Senegal). *Open J. Model. Simul.* 2014.
- Perez, L., and Dragicevic, S. (2009). An agent-based approach for modeling dynamics of contagious disease spread. *Int. J. Health Geogr.* 8, 50.
- Pfeifer, B. (2008). A Cellular Automaton Framework for Infectious Disease Spread Simulation. *Open Med. Inform. J.* 2, 70–81.
- Picault, S. (2013). De la simulation multi-agents à la simulation multi-niveaux. Pour une réification des interactions. thesis. Université des Sciences et Technologie de Lille - Lille I.
- Rao, A.S. (1996). AgentSpeak(L): BDI Agents Speak out in a Logical Computable Language. In *Proceedings of the 7th European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World: Agents Breaking Away: Agents Breaking Away*, (Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc.), pp. 42–55.
- Rao, A.S., and Georgeff, M.P. (1995). BDI Agents: From Theory to Practice. In *IN PROCEEDINGS OF THE FIRST INTERNATIONAL CONFERENCE ON MULTI-AGENT SYSTEMS (ICMAS-95*, pp. 312–319.
- Rao, A.S., and Georgeff, M.P. (1998a). Decision Procedures for BDI Logics. *J. Log. Comput.* 8, 293–343.
- Rao, A.S., and Georgeff, M.P. (1998b). Decision Procedures for BDI Logics. *J. Log. Comput.* 8, 293–343.
- Remais, J., Liang, S., and Spear, R.C. (2008). Coupling Hydrologic and Infectious Disease Models To Explain Regional Differences in Schistosomiasis Transmission in Southwestern China. *Environ. Sci. Technol.* 42, 2643–2649.
- Rey, A.M. del, White, S.H., and Sánchez, G.R. (2006). A Model Based on Cellular Automata to Simulate Epidemic Diseases. In *Cellular Automata*, S.E. Yacoubi, B. Chopard, and S. Bandini, eds. (Springer Berlin Heidelberg), pp. 304–310.
- Reyes, A.M., Diaz, H., and Olarte, A. (2012). An Agent-Based Model For The Control Of Malaria Using Genetically Modified Vectors. In *ECMS*, pp. 31–36.

- Ricci, A., Viroli, M., and Omicini, A. (2007a). Give agents their artifacts: the A&A approach for engineering working environments in MAS. In Proceedings of the 6th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, (ACM), p. 150.
- Ricci, A., Viroli, M., and Omicini, A. (2007b). Give Agents Their Artifacts: The A&A Approach for Engineering Working Environments in MAS. In Proceedings of the 6th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, (New York, NY, USA: ACM), p. 150:1–150:3.
- Riley, G.F. (2003). The Georgia Tech Network Simulator. Proc. ACM SIGCOMM Workshop.
- Rogier, C., and Sallet, G. (2004). Modélisation du paludisme. *Médecine Trop.* 64, 89–97.
- Sacerdoti, E.D. (1975). A Structure for Plans and Behavior. Stanford University.
- Sallet, G. (2010). R0.
- Senghor, B. (2010). Prévalence et intensité d’infestation de la bilharziose uro-génitale chez les enfants d’âge scolaire à Niakhar (milieu rural sénégalais). UCAD.
- Servat, D., Perrier, E., Treuil, J.-P., Drogoul, A., and MABS’98 : Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation : Workshop, Paris (FRA), 1998/07/04-06 (1998). When agents emerge from agents : introducing multi-scale viewpoints in multi-agent simulations. In MABS’98 : Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation, (Paris: LIP6.Université de Paris 6), p.
- Shi, Z.Z., Wu, C.-H., and Ben-Arieh, D. (2014). Agent-based model: a surging tool to simulate infectious diseases in the immune system. *Open J. Model. Simul.* 2014.
- Siebert, J. (2007). Impact du comportement des utilisateurs dans les réseaux pair-à pair, modélisation et simulation multi-agents.
- Siebert, J. (2011). Approche multi-agent pour la multi-modélisation et le couplage de simulations. Application à l’étude des influences entre le fonctionnement des réseaux ambiants et le comportement de leurs utilisateurs. phdthesis. Université Henri Poincaré - Nancy I.
- Soyez, J.B. (2013). Conception and modeling of systems of systems : a multi-level multi-agent approach. Theses. Université de Lille 1.
- Stratulat, T., Ferber, J., and Tranier, J. (2009). MASQ: towards an integral approach to interaction. In Proceedings of The 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems- Volume 2, (International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems), pp. 813–820.
- Sukhdeo, M.V.K. (1994). Parasites and Behaviour (Cambridge University Press).
- Taillandier, P., Therond, O., and Gaudou, B. (2012). Une architecture d’agent BDI basée sur la théorie des fonctions de croyance : application à la simulation du comportement des agriculteurs. In Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents 2012, (Honfleur, France: Cépadués), pp. 107–116.
- Tini, A. (2003). La gestion des déchets solides ménagers à Niamey au Niger: essai pour une stratégie de gestion durable. Thèse doctorat. EDU - Développement Urbain.
- Tran, A., Biteau-Coroller, F., Guis, H., and Roger, F. (2005). Modelisation des maladies vectorielles. *Epidemiol. Sante Anim.* 35–51.
- Treuil, J.-P., Drogoul, A., and Zucker, J.-D. (2008). Modélisation et simulation à base d’agents: exemples commentés, outils informatiques et questions théoriques (Paris: Dunod).

Uchoa, E., Barreto, S.M., Firmo, J.O., Guerra, H.L., Pimenta, F.G., and Lima e Costa, M.F. (2000). The control of schistosomiasis in Brazil: an ethnoepidemiological study of the effectiveness of a community mobilization program for health education. *Soc. Sci. Med.* 1982 *51*, 1529–1541.

Watts, S., Khallaayoune, K., Bensefia, R., Laamrani, H., and Gryseels, B. (1998). The study of human behavior and schistosomiasis transmission in an irrigated area in Morocco. *Soc. Sci. Med.* 1982 *46*, 755–765.

Weyns, D., Omicini, A., and Odell, J. (2007). Environment as a first class abstraction in multiagent systems. *Auton. Agents Multi-Agent Syst.* *14*, 5–30.

White, S.H., del Rey, A.M., and Sánchez, G.R. (2007). Modeling epidemics using cellular automata. *Appl. Math. Comput.* *186*, 193–202.

Ximenes, R.A., Southgate, B., Smith, P.G., and Guimaraes Neto, L. (2001). Social environment, behavior, and schistosomiasis in an urban population in the northeast of Brazil. *Rev. Panam. Salud Pública Pan Am. J. Public Health* *9*, 13–22.

Xu, D., Curtis, J., Feng, Z., and Minchella, D.J. (2006). On the Role of Schistosome Mating Structure in the Maintenance of Drug-resistant Strains. *Bull. Math. Biol.* *68*, 209–229.

Yang, Q. (2012). *Intelligent Planning: A Decomposition and Abstraction Based Approach* (Springer Science & Business Media).

Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Inf. Control* *8*, 338–353.

(2007). Jason | a Java-based interpreter for an extended version of AgentSpeak.

