

THÈSE DE DOCTORAT DE

L'UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

ÉCOLE DOCTORALE N° 601
*Mathématiques et Sciences et Technologies
de l'Information et de la Communication*
Spécialité : *Informatique*

Par

Thomas ALVES

Visualisation et Interactions avec une Colonie d'Abeilles Virtuelle

Simulation, complexité et pédagogie

Thèse présentée et soutenue à Brest, le « date »
Unité de recherche : Lab-STICC CNRS UMR 6285
Thèse N° : « si pertinent »

Rapporteurs avant soutenance :

Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice
Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice
Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice

Composition du Jury :

Attention, en cas d'absence d'un des membres du Jury le jour de la soutenance, la composition du jury doit être revue pour s'assurer qu'elle est conforme et devra être répercutée sur la couverture de thèse

Président :	Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice (à préciser après la soutenance)
Examineurs :	Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice
	Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice
	Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice
	Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice
Dir. de thèse :	Vincent RODIN	Professeur d'Université, Université de Bretagne Occidentale, Brest
Co-dir. de thèse :	Thierry DUVAL	Professeur, IMT Atlantique, Plouzané
Encadrant :	Jérémy RIVIERE	Maître de Conférences, Université de Bretagne Occidentale, Brest

Invité(s) :

Prénom NOM	Fonction et établissement d'exercice
------------	--------------------------------------

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier

I would like to thank. my parents..

J'adresse également toute ma reconnaissance à

....

TABLE DES MATIÈRES

Introduction	9
1 État de l'Art : Insectes Sociaux et Simulation Multi-Agents	11
1.1 Complexité et Colonie d'abeilles, Biologie et Système complexe	11
1.1.1 Complexité	11
1.1.2 Auto-Organisation de la Colonie	11
1.1.3 Pheromones et Physiologie	13
1.2 Modèles existants de répartition des tâches	15
1.2.1 Foraging For Work [11]	15
1.2.2 Modèles à Seuils	16
2 Proposition : Prise de Décision et Interruption	21
2.1 Modélisation des tâches : Exécution du comportement	21
2.1.1 Actions, Activités et Tâches	21
2.1.2 Subsumption Hiérarchique et Exécution	22
2.2 Sélection : Modèle à Seuil	24
2.3 Interruption : Motivation et Flow	25
2.3.1 Motivation : État de l'art	25
2.3.2 Action Démotivante et Tâche Motivée	27
2.4 Définir un Agent	28
2.5 Application possible à la Robotique en Essaim	30
3 Modélisation et Implémentation pour la Colonie d'Abeilles	35
3.1 Description du Simulateur	35
3.1.1 Architecture Logicielle	35
3.1.2 Architecture des Agents	39
3.1.3 Pas de temps et Multi-Thread	40
3.1.4 Architecture des Tâches	42
3.2 Modélisation de la Colonie d'Abeilles	43
3.2.1 Modélisation des Agents "Abeille Adulte"	43

TABLE DES MATIÈRES

3.2.2	Modélisation du Couvain	45
3.2.3	Tâches et Auto-Organisation	46
3.3	Calibration des Phéromones	47
3.3.1	Hypothèses et décisions arbitraires	48
3.3.2	Intensités des effets	48
3.3.3	Quantités Émises par les Agents Larves	49
3.3.4	Objectifs de calibration	51
4	Evaluation de l'Implémentation de la Simulation de Colonie d'Abeilles	53
4.1	Hypothèses et Calibration	53
4.1.1	Hypothèses de Validation	53
4.1.2	Calibration	55
4.2	Résultats	57
4.2.1	Modèle à environnement constant	57
4.2.2	Modèle Complet, Division et Cycle de vie	58
4.3	Interprétation et Perspectives d'Améliorations	60
5	Etat de l'art : Simulation Multi-Agents et Environnements Immersifs	63
5.1	SMA : Recréer et comprendre des systemes complexes existants par l'in- teraction	63
5.2	Manipuler et observer ces systèmes complexes	63
5.3	DataViz	63
5.4	Interaction / visu immersive pour comprendre	63
5.5	Interaction tangible	64
6	Proposition visu interaction	65
6.1	Interaction Immersive avec Manettes	65
6.2	Interaction Immersice ET tangible	65
6.3	Visualisation : Graph3D sur l'état interne de la colonie	65
6.4	Résultats/Évaluation Visualisation Interactive proposée	65
	Conclusion	67
	Bibliographie	69

TABLE DES FIGURES

1.1	L'influence du paramètre θ (Θ) sur la forme des sigmoïdes.	17
2.1	Modélisation d'une tâche à l'aide d'une subsomption hiérarchique.	22
2.2	Modélisation de la tâche "Vie de Mouton" contenant tout le comportement du mouton de notre exemple.	23
2.3	Sélection et exécution des tâches par chaque Agent, à chaque pas de temps.	29
2.4	Robotique en essaim : modélisation de la tâche de patrouille.	32
2.5	Robotique en essaim : Modélisation de la tâche de collecte de ressources. .	33
3.1	Sequencement de l'initialisation d'une simulation.	37
3.2	Diagramme de classe esquissant l'architecture logicielle du simulateur. . .	38
3.3	Filtre utilisé pour connaitre la nouvelle valeur de l'intensité du stimulus évalué. Avec a la volatilité du stimulus évalué, et N le nombre de voisin, ici $N = 4$. Chaque pixel prend alors comme valeur la combinaison linéaire de sa valeur et de celles de ses voisins avec ce filtre pour coefficient.	39
3.4	Sequencement de la partie d'un pas de temps concernant les agents.	41
3.5	Diagramme de classe de l'architecture logicielle de Tâche.	43
3.6	Notre modélisation de la physiologie de l'abeille adulte.	45
3.7	Différents degrés de fonctions pour ajuster l'intensité des effets de l'Ethyle Oléate sur les abeilles adultes.	50
4.1	Proportions de nourrices pour les 5 scénario visant à valider H1 . Chaque scénario a été simulé 5 fois, les écarts-types sont visibles en barres verticales sur chacune des courbes.	56
4.2	Les différentes populations de la colonie après la division du Scénario 2.1. .	59
4.3	Les différentes populations de la colonie après la division du Scénario 2.2. .	59

INTRODUCTION

Orga Abeille - Visu Interagir avec - Simuler - Modeliser - (pk existant pas bon)proposition
Modele motivation (orga++) - Eval Ccl (motivation mieux) - Enfin intéragir et visu

- Colonie d'abeille en tant que système complexe. Beaucoup de recherche sur les butineuses mais moins sur l'intérieur de la ruche.
- Multi agent car concentration sur les individus et leurs interactions
- Comprendre l'auto organisation interne par la modélisation SMA vs Équation différentielles - de l'importance des contacts individuels.
- Transmettre et faciliter l'apprentissage avec l'environnement immersif.

ÉTAT DE L'ART : INSECTES SOCIAUX ET SIMULATION MULTI-AGENTS

1.1 Complexité et Colonie d'abeilles, Biologie et Système complexe

Synthèse des connaissances, notamment de notre visite à Avignon et ses 43 degrés à l'ombre.

1.1.1 Complexité

1.1.2 Auto-Organisation de la Colonie

Afin d'assurer le bon fonctionnement et l'épanouissement de la colonie, chaque individu la composant doit effectuer un certain nombre de tâches lorsqu'elles sont nécessaires. Contrairement à nous, ces individus ne disposent d'aucun contrôle central. Personne pour surveiller la température et prévenir une équipe que pendant un certain temps elle serait en charge de la réguler. Pas de chef pour donner des ordres.

Ainsi, c'est chaque individu qui doit en quelque sorte, tout surveiller, et être prêt à adapter son activité en fonction de ses perceptions. Pour reprendre l'exemple de la température, lorsqu'un individu décide qu'il fait un peu trop chaud, il va alors commencer à refroidir ses alentours. Dans le cas des abeilles ce rafraîchissement peut être réalisé soit en allant battre des ailes à l'entrée de la ruche afin de créer un courant d'air, soit en vaporisant de l'eau à l'intérieur, pour directement abaisser la température.

Différentes Régulations

- Thermo-Régulation basée sur la perception locale de température et sur les différences entre individus.
- Sélection des meilleures sources de nourritures par les butineuses lors du recrutement.
- Régulation de l'âge du premier butinage en fonction des demandes du couvain.

Un des points clés de cette organisation est que chaque individu a des "tolérances" légèrement différentes. Une diversité qui provient notamment du fait que même si les abeilles ont en général toutes la même mère, elles n'ont pas toutes le même père, on parle de "demie sœurs". En effet, lors de son unique vol nuptial, la future reine s'accouple avec des dizaines de mâles (qui meurent et tombent au sol juste après). Cette grande diversité génétique et les seuils de tolérances différents apportent une plus grande stabilité, tant dans les activités des abeilles que dans les paramètres contrôlés. Il a en effet été montré que l'exceptionnelle capacité des abeilles à maintenir la température à 36°C au niveau du couvain¹ est en partie due au fait que certaines abeilles vont commencer à refroidir la ruche assez tôt, alors que d'autres ne le feront que lorsque la température est déjà trop élevée. À l'extrême, certaines abeilles refroidissent la ruche en même temps que d'autres plus frileuses la réchauffent. Cet affrontement qui peut paraître contre productif permet en réalité à la température d'être extrêmement stable, malgré les variations parfois conséquente de la température extérieure.

Sélection des meilleures sources de nectar

Lors de la collecte du nectar, les butineuses sont très sélectives et préfèrent de très loin les hautes teneurs en sucres. La colonie utilise donc un système de recrutement, presque de recommandation, afin d'allouer ses effectifs de butineuses de manière optimale et dynamique, préférant les sources proches et sucrées aux sources éloignées et peu sucrées.

Ce mécanisme de recrutement se compose de trois étapes. Certaines butineuses plus téméraires vont spontanément quitter la ruche sans destination, dans le seul but de trouver une nouvelle source de nectar. Ces butineuses sont appelées des "scouts", ou des "éclaireurs". Une fois sur une source de nectar, il est temps d'en juger la qualité, c'est la deuxième étape. L'abeille va récolter le nectar, et estimer sa teneur en sucre. Si cette

1. Très sensible, une variation d'un degré peut condamner le couvain et mettre la colonie en péril

teneur lui convient, elle va rentrer à la colonie et commencer la troisième étape, le point clé, le recrutement.

Une fois rentrée, l'abeille recruteuse va se mettre à danser la désormais célèbre "Waggle Dance", en forme de 8. Cette danse à un objectif double. Le premier : communiquer la position de la source par rapport au soleil, pour permettre aux autres de la retrouver. Le second est plus indirect : Plus la source est sucrée, plus l'abeille va danser longtemps, et même répéter la danse dans plusieurs endroits de la ruche. Une danse plus longue offre plus de temps à d'autres abeilles de venir la suivre et apprendre la position de cette nouvelle source. Ainsi, plus la source est sucrée, plus la recruteuse va communiquer la position à de nombreuses butineuses.

Une fois recrutée, les nouvelles butineuses vont se rendre à la source et répéter le processus : Collecter, juger, rentrer et recruter. La encore, la diversité est clé, des abeilles moins portées sur la communication vont passer moins de temps à recruter, afin de maximiser le temps de butinage, il y a tout de même des dizaines de milliers de bouches à nourrir ! De plus, certaines butineuses sont moins difficiles que d'autres, elles vont donc communiquer des sources de faible qualité et y maintenir un faible contingent. Ce contingent alors moins utile dans l'immédiat sert de surveillance, car les teneurs en sucres des différents nectars peuvent fortement varier selon les saisons mais aussi pendant les périodes de la journée. Une source de faible qualité peut alors devenir une source extrêmement intéressante en quelques heures. Le groupe alors déjà présent peut observer ce changement et déjà danser dans toute la colonie pour avertir les autres, gagnant ainsi un temps précieux de re-découverte de la source mais aussi le temps d'amorcer une réponse conséquente. Gagner du temps sur une réaction exponentielle est toujours extrêmement précieux.

1.1.3 Pheromones et Physiologie

Afin d'obtenir cette auto-organisation, la colonie s'appuie sur différents mécanismes incluant de nombreuses boucles de rétro-actions. Des perceptions directes des différents individus permettent d'effectuer une partie de cette organisation, comme la température ou la concentration en sucre de leur nourriture. Mais la colonie s'appuie aussi sur des mécanismes indirects, physiologiques, qui prennent place grâce à différentes hormones et phéromones. Nous étudions ici en détail l'importance physiologique des glandes hypopharyngiennes (GH) et de la Corpora Allata. Voici un modèle simplifié des connaissances biologiques que nous avons à l'heure actuelle.

Les GH permettent aux abeilles s'occupant du couvain de transformer le pollen et le

nectar en une substance riche destinée aux larves. Elles permettent aussi aux butineuses de traiter chimiquement le nectar, le rendant utilisable pour les nourrices, transformable en miel et même consommable directement par les autres adultes. Or, ces deux comportements sont incompatibles, les GH subissent une modification physiologique pour effectuer l'une ou l'autre de ces fonctions.

La Corpora Allata permet aux adultes de sécréter une hormone appelée Hormone Juvenile(HJ). Cette hormone est retrouvée en grande quantité chez les butineuses, et en faible quantité chez les nourrices. Une hypothèse répandue est de considérer que la HJ sécrétée par la Corpora Allata permet d'altérer le fonctionnement des GH, dictant ainsi leur utilité pour les nourrices ou les butineuses. Typiquement, la transition de nourrice à butineuse se fait en une vingtaine de jours : La colonie suit ce qu'on appelle le Polyéthisme d'Âge, les adultes ayant le même âge réalisent les mêmes activités. Or, il a été montré que ce polyéthisme est souple, et que dans les bonnes conditions, une abeille peut aller butiner dès ses 5 jours, au lieu de la vingtaine habituelle.

Ce mécanisme a été lié à une phéromone, émise par toute la colonie, l'Ethyle Oléate (EO). Retrouvée majoritairement sur le couvain et la reine, elle est aussi retrouvée chez les butineuses. Lorsque cette phéromone est injectée en grande quantité à des abeilles adultes, il a été montré que celles-ci arrêtent le butinage et voient leur taux d'HJ diminuer.

L'Ethyle Oléate n'est pas une phéromone volatile, elle est majoritairement transmise par contact, principalement lors d'échange de nourriture et de nettoyage mutuel : lorsqu'une abeille nettoie une autre, ou lorsqu'une nourrice nettoie une larve. Elle serait aussi transmissible sur de courtes distances par évaporation, mais nous avons décidé d'ignorer ce mécanisme pour l'instant.

Dans le cas classique du polyéthisme d'âge, les jeunes abeilles sont nourrices, et les plus âgées sont butineuses. Mais, comme nous venons de le voir, cet âge est souple : Une nourrice peut accélérer son vieillissement, et une butineuse peut même l'inverser. C'est pour ceci que nous parlerons ici d'âge physiologique, opposé à l'âge réel. Une abeille avec un faible âge physiologique possède les GH nécessaires aux nourrices, et les âgées physiologiques possèdent les GH et les muscles nécessaires au vol et au butinage.

Mécanismes de l'auto organisation Rôles et fonctions physiologiques associées.
Différents rôles de différentes phéromones.

Modélisation estimée hypothèse :

Cas classique de la vie d'une abeille.

Quels changements provoquent quelles réactions dans le métabolisme de l'abeille, et donc dans la répartition du travail.

1.2 Modèles existants de répartition des tâches

La division du travail se produit lorsque les agents doivent décider quelle tâche exécuter dans un environnement partagé. Les sociétés d'individus (ou d'agents) doivent trouver des moyens de répartir efficacement leur main-d'œuvre entre les tâches nécessaires pour survivre et s'étendre. En informatique, le contrôle décentralisé inspiré par les insectes sociaux a été étudié pendant des années et s'est avéré efficace dans de nombreuses applications. Dans cette section, nous allons passer en revue ce qui a été fait dans le domaine des modèles de répartition des tâches.

1.2.1 Foraging For Work [11]

Dans ce modèle, les différentes tâches que les agents doivent accomplir sont spatialement dispersées en zones. Les agents, en recherche active de travail, tentent d'exécuter la tâche associée à leur zone ou se déplacent de manière aléatoire. Ainsi, les zones surpeuplées "poussent" les agents vers les zones voisines offrant du travail, ce qui entraîne une division du travail. Lorsque de nouveaux agents apparaissent dans une zone spécifique et que les agents les plus âgés meurent à un certain âge, ce modèle assez simple recrée le polyéthisme d'âges : les agents du même âge effectuent globalement les mêmes tâches. Les agents nouveau-nés prennent les offres de travail dans leur zone, repoussant ainsi les agents plus âgés. En suivant des règles simples, un agent peut se rediriger dans d'autres zones s'il ne trouve pas de travail à faire dans sa zone actuelle. Pour que ce modèle fonctionne, les agents doivent avoir la capacité d'évaluer la nécessité de réaliser chaque tâche. Ce pré-requis, ajoutée à l'hypothèse que les tâches sont dispersées dans des zones, font que ce modèle n'est pas adapté à la problématique, et doit être affiné. Il s'agit toutefois d'un bon point de départ : il peut en effet reproduire une partie du polyéthisme d'âge observé dans la colonie d'abeilles. En effet, une des hypothèses sur la migration des nourrices vers le rôle de butineuse est qu'elle est provoquée par l'émergence de nouvelle nourrices au centre de zones de couvain, repoussant ainsi les nourrices plus âgées.

1.2.2 Modèles à Seuils

FTM : "Fixed Threshold Model" [3]

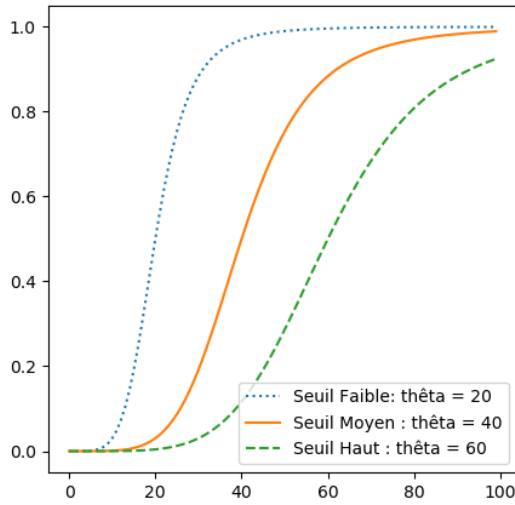
Chaque tâche a un score, représentant sa priorité. Un agent s'engage puis exécute la tâche ayant la priorité la plus élevée. Le FTM est basé sur quelques hypothèses fondatrices, dont voici la première : chaque tâche doit être associée à un stimulus. Le score de chaque tâche est calculé à partir de l'intensité du stimulus associé perçu par l'agent, généralement à l'aide d'une fonction sigmoïde. Soit T la tâche évaluée par l'agent, $F(T)$ le score de la tâche T et x_T le stimulus associé (simple ou complexe) perçu par l'agent. Ces fonctions sigmoïdes prennent alors la forme :

$$F(T) = \frac{x_T^n}{x_T^n + \Theta_T^n} \quad (1.1)$$

Avec n un entier pour la non-linéarité de la fonction (généralement $n = 2$ [16]) et Θ_T le seuil de la tâche, aussi appelé biais, de la sigmoïde. Vous trouverez Figure 1.1 différentes sigmoïdes mettant en valeur l'impact du paramètre Θ_T . Le seuil sert en quelque sorte de point d'ancrage : lorsque le seuil est strictement équivalent au stimulus d'entrée, alors la valeur du résultat est exactement 0,5. Ce biais est utilisé pour modifier la perception des agents : avec un biais très faible, les agents sont très sensibles au stimulus associé et s'engagent dans la tâche plus tôt que les agents avec un biais plus élevé [9].

Largement utilisés pour modéliser et piloter des simulations d'insectes sociaux, les modèles à seuils reposent fortement sur l'association entre tâches et stimulus. Voici les autres hypothèses fondatrices : ils supposent également que l'exécution d'une tâche diminue le stimulus qui lui est associé, et que ne pas exécuter une tâche augmente son stimulus associé. Dans le cas contraire, les agents exécuteraient constamment cette tâche, ou du moins même jusqu'à ce qu'elle ne soit plus prioritaire. Le stimulus doit être une représentation de la priorité de la tâche qui lui est associée.

Par exemple, Bonabeau et al. [4] utilisèrent un FTM pour modéliser la répartition du travail au sein d'une espèce de fourmi contenant deux types d'individu aux caractéristiques physiques très différentes [20]. Appelés "Majors" et "Minors" dans leurs travaux, ces castes correspondent respectivement à ce que nous pourrions voir comme de grands soldats et de petites ouvrières. Dans la nature, il a été observé que les ouvrières travaillent en permanence, mais les soldats ne travaillent seulement lorsque la demande est trop forte par rapport au nombre d'ouvrières présentes. Ainsi, ces deux castes ont été modélisées, chacune avec un seuil différent pour une même tâche abstraite. Ainsi, les ouvrières ont

FIGURE 1.1 – L’influence du paramètre θ (Θ) sur la forme des sigmoïdes.

reçu un seuil très faible, elles s’engagent donc dans la tâche même lorsque le stimulus déclencheur est relativement faible. À l’inverse, les soldats ont un seuil élevé, elles nécessitent donc un stimulus déclencheur très intense pour engager la tâche. Ainsi, lorsque le nombre d’ouvrières est suffisant pour maintenir le stimulus à un niveau faible (elles sont suffisamment nombreuses par rapport à la demande), les soldats ne travaillent pas car le stimulus n’atteindra jamais une valeur suffisamment élevée. En revanche, lorsque des ouvrières sont retirées de la simulation (ou de la colonie), le peu qui reste ne parvient plus à maintenir le stimulus bas : la demande dépasse l’offre. Le stimulus grimpe donc régulièrement, jusqu’à atteindre le seuil déclencheur pour les soldats, qui se mettent alors au travail. Ce qui est intéressant c’est que lors de la réintroduction des ouvrières, les soldats arrêteront rapidement de travailler, le stimulus déclencheur redevenant trop faible. On obtient donc un magnifique exemple d’auto-organisation sans aucun contrôle central, sur une seule tâche et avec deux populations aux seuils fixes, mais différents.

Chaque tâche a également une probabilité d’interruption aléatoire évaluée à chaque pas de temps. Un agent peut avoir, par exemple, 0.5% de chances d’interrompre sa tâche en cours [17]. Lorsque c’est le cas, l’agent recherche une nouvelle tâche en utilisant les scores de chaque tâche et choisit celle au score le plus élevé. Cette interruption totalement aléatoire se repose sur les hypothèses fondatrices des modèles à seuils.

RTM : "Response Threshold Model", Renforcement du biais

Sur la base du FTM et de l'équation 1.1, différents travaux des années 90 [19, 10] ont proposé de mettre en place des mécanismes de renforcement de la valeur Θ , en modifiant la sensibilité des agents pendant l'exécution, formant ainsi efficacement des spécialistes. Cette mise à niveau du FTM est plus généralement appelée "Response Threshold Model" (RTM).

Par exemple, Cicirello et Smith [6] utilisèrent un modèle à seuils pour résoudre un problème d'allocation de ressource. Une ligne d'assemblage de *General Motors* qui doit peindre des camions tout juste assemblés, de différentes couleurs. Chaque compartiment de peinture est alors vu comme un agent, qui possède une tâche par couleur de camion. Ainsi, une tâche consiste à peindre un camion d'une couleur, et changer de couleur signifie changer de tâche. Chaque tâche possède un seuil variable, permettant d'exprimer à la fois la spécialisation d'un compartiment pour une couleur, mais aussi indirectement d'exprimer le coût du changement de couleur. En effet, lors d'un changement de couleur, beaucoup de temps est perdu car il faut purger tout le système du compartiment, gâchant du même coup une bonne quantité de peinture. L'idée est donc de minimiser les coûts en peinture ainsi que le temps pour peindre une grande série de camion de couleur différentes et inconnues *a priori*. Une file de camion à peindre arrive en entrée et les compartiments doivent en accepter certains pour les peindre. Un compartiment ajuste les seuils de ses tâches à chaque pas de temps. Ainsi, il diminue la tâche correspondant à sa couleur actuelle, augmentant ses chances d'accepter de peindre un camion de cette couleur, et à l'inverse augmente les seuils de toutes ses autres tâches. Lorsqu'un compartiment n'a aucun camion à peindre, il diminue alors tous ses seuils, de plus en plus vite avec le temps qui passe.

De cette manière, Cicirello et Smith arrivent à grandement limiter le nombre de changement de couleurs nécessaires, tout en conservant un rendement proche des méthodes traditionnelles comme l'approche basée sur les lois du marché.

Conclusion

Le modèle "Foraging For Work" nous intéresse car il permet de simuler un cas intéressant de la colonie, la migration des nourrices vers le butinage. En revanche, il ne nous permettra pas de simuler l'ensemble de la colonie. C'est pour ceci que nous nous tournons vers les modèles à seuils, les "RTM". Ils présentent trois hypothèses fondatrices pour

fonctionner : chaque tâche doit être associée à un stimulus déclencheur, l'exécution de la tâche viens réduire l'intensité de son stimulus associé, qui augmente lorsque la tâche n'est pas (ou pas assez) exécutée par les agents. D'après nos connaissances sur l'abeille, nous trouvons des tâches qu'elles réalisent qui ne respectent pas ces deux conditions : pas de stimulus direct pour pousser au butinage (sauf quelques cas précis) ou à l'alimentation du couvain. Nous nous intéressons donc ici aux situations dans lesquelles ces hypothèses ne sont pas vraies. Nous décrivons dans le chapitre suivant notre modèle fondé sur un RTM et agrémenté d'un mécanisme supplémentaire basé sur la motivation interne pour gérer ces tâches ne respectant pas les hypothèses. Nous allons aussi devoir nous passer de l'interruption aléatoire proposée par ces modèles, qui ne fait sens que lorsque les deux hypothèses sont valides.

PROPOSITION : PRISE DE DÉCISION ET INTERRUPTION

Dans ce chapitre et à l'aide de ce que nous venons d'apprendre au sujet de la répartition des tâches, nous allons pouvoir construire notre propre mécanisme générique, que nous utilisons ensuite pour notre cas d'application : la colonie d'abeilles (Chapitre 3). Nous allons voir comment modéliser nos tâches et comment les exécuter. Nous verrons ensuite les mécanismes de sélection, puis d'interruption que nous avons mis en place afin que nos agents effectuent toujours une tâche qui a du sens par rapport à l'état actuel de l'environnement et de l'activité des autres agents. Nous terminerons ce chapitre par un exemple possible d'application de ce modèle dans le cadre de la robotique en essaim, où une population de robot devra se partager deux tâches : collecte de ressources et patrouille.

2.1 Modélisation des tâches : Exécution du comportement

2.1.1 Actions, Activités et Tâches

Afin de modéliser nos tâches, nous allons utiliser 3 concepts : Actions, Activités et Tâches.

Une Action est définie comme une interaction avec l'environnement extérieur, non interruptible et d'une durée déterminée et courte (pas plus de quelques pas de temps, pour ne pas bloquer l'agent). Elle n'est donc pas forcément élémentaire, mais doit s'en approcher. Chaque Action possède une condition d'activation.

Ensuite, une Activité est un ensemble d'Actions et/ou d'autres Activités. Une Activité possède aussi sa propre condition d'activation. Indirectement, tout ce qu'elle contient partage alors sa condition d'activation, ce qui nous permet de factoriser cette condition et d'alléger notre écriture, et ainsi de modéliser des comportements complexes.

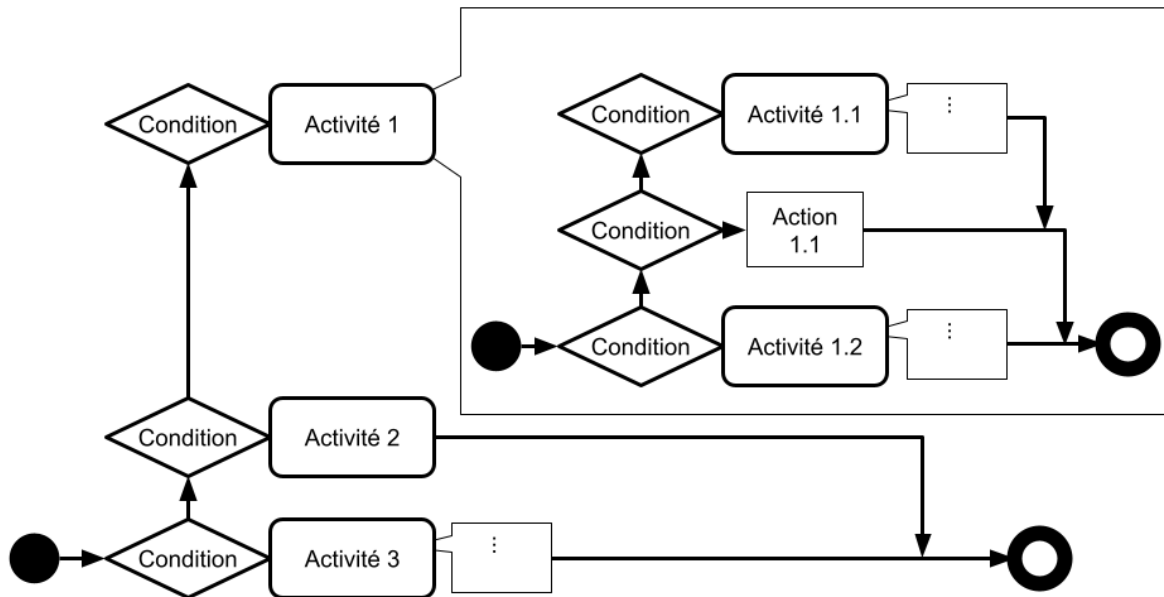


FIGURE 2.1 – Modélisation d'une tâche à l'aide d'une subsomption hiérarchique.

Pour finir, une Tâche est l'ensemble des Activités et Actions. On peut donc voir une Tâche comme l'Activité racine, un peu à la manière d'un système de fichiers : les Activités sont des dossiers et contiennent d'autres dossiers et/ou des fichiers, que sont les Actions.

2.1.2 Subsomption Hiérarchique et Exécution

Une architecture de subsomption permet de hiérarchiser différents comportements entre eux, afin d'obtenir un comportement général cohérent[5]. Dans un ordre défini, la subsomption interroge tour à tour la condition d'activation de chacun de ses différents blocs comportements, et exécute le premier dont la condition est valide. Par exemple, modéliser le comportement d'un mouton peut se faire en trois blocs. Un premier bloc "Chercher à manger", toujours valide. Au dessus de celui-ci, donc avec une priorité plus importante, nous plaçons un autre bloc : "Brouter". Ce-dernier s'active lorsque le mouton a trouvé de quoi manger. Enfin, nous plaçons au sommet le bloc "Fuir", s'activant dès que le mouton perçoit un prédateur, et reste activé le temps de le semer. Ainsi, tant qu'aucun grand méchant loup n'est en vue, le mouton va brouter paisiblement. Dès qu'il en verra un, alors il pourra fuir.

Afin de respecter l'aspect quasi-élémentaire des comportements, le bloc "Fuir" sera

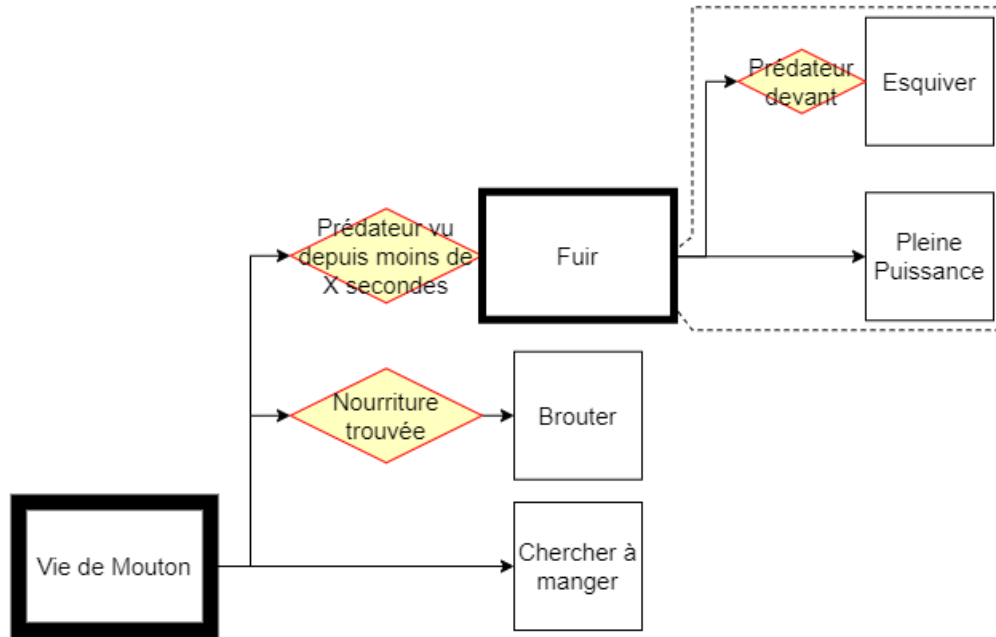


FIGURE 2.2 – Modélisation de la tâche "Vie de Mouton" contenant tout le comportement du mouton de notre exemple.

réalisé une multitude de fois. Ainsi, une seule exécution de Fuir ne fera faire au mouton qu'un pas l'éloignant du prédateur. Il va y faire appel plusieurs fois avant de considérer avoir semé le loup, tant que la condition du bloc "Fuir" sera valide.

Une subsomption hiérarchique ajoute à cette structure simple, le fait que chaque bloc comportement puisse être une autre architecture de subsomption[12]. Cette légère modification apporte une grande modularité dans la conception de ces architectures, et permet de modéliser des comportements plus complexes sans la lourdeur des subsomption classiques.

Ce que nous avons appelé "bloc comportement" des subsomptions correspond à nos actions et activités. Les blocs qui contiennent une autre subsomption sont appelés activités, et ceux qui contiennent du comportement sont des actions. Ensuite, la subsomption en elle-même est alors une tâche. La Figure 2.1 présente la notion de subsomption hiérarchique contenant nos concepts définis plus tôt.

Ainsi, pour qu'un agent puisse exécuter une tâche, il interroge l'activité racine puis va récursivement interroger ses composants. Chaque activité ou action interrogée va ainsi vérifier sa condition d'activation. Une activité dont l'activation est valide va alors continuer

d'interroger ses composantes. On a donc une recherche en profondeur, par ordre de priorité, qui s'arrête à la première action interrogée avec une condition d'activation valide. Cette action est alors remontée à l'agent, qui pourra alors l'exécuter pendant toute sa durée. Ensuite, une fois l'action terminée, tout ce processus recommence afin de pouvoir déterminer une nouvelle action à exécuter.

Pour reprendre l'exemple du mouton, nous pouvons complexifier son comportement en transformant son Action "Fuir" en une Activité "Fuir" contenant deux Actions. L'Action prioritaire "Esquiver" a pour condition le fait de voir le loup droit devant, et consiste à fuir mais en tournant, afin d'éviter le loup. Ensuite, la deuxième action, "Pleine Puissance" est l'action par défaut, sans condition, qui consiste à courir tout droit tant que ça ne fait pas suffisamment de temps que le loup n'a pas été vu.

La condition d'activation de l'activité "Fuir" définie plus tôt, le fait d'avoir vu un prédateur dans les dernières secondes/minutes, est alors nécessaire à l'activation des deux actions "Esquiver" et "Pleine Puissance" sans que nous ayons à les réécrire explicitement. La Figure 2.2 reprends la structure de la tâche du mouton que nous décrivons dans cette section.

2.2 Sélection : Modèle à Seuil

Maintenant que nous avons modélisé le fonctionnement interne de nos tâches, nous allons pouvoir construire le mécanisme permettant à nos agents de sélectionner la plus prioritaire.

Pour cette sélection nous allons utiliser un modèle à seuil, que nous allons légèrement adapter en lui ajoutant un mécanisme d'interruption, décrit dans la section 2.3. Dans un modèle à seuil, chaque tâche possède une fonction lui permettant de calculer son score. Un agent peut ainsi sélectionner la tâche qui possède le plus élevé. Très souvent lié à un stimulus déclencheur, le score de la tâche est calculé à l'aide d'une fonction sigmoïde, paramétrée par un seuil, qui prend en entrée le stimulus (ou une combinaison linéaire de plusieurs stimulus), et nous donne en résultat le score de la tâche, comme nous avons pu le constater dans l'état de l'art, sous-section 1.2.2.

Même si plusieurs agents sont en mesure d'effectuer la même tâche, les seuils de ses tâches lui sont propres. Chaque agent possède une instance différente des tâches, et chaque instance de tâche possède son propre seuil. En modélisant nos tâches, il arrive que certaines

n'aient pas de stimulus déclencheur. C'est le cas pour les abeilles butineuses : le butinage de nectar semble être leur comportement par défaut, aucun stimulus global n'a encore été identifié. Dans ce cas, nous appliquons la notion de motivation interne *source*, que nous avons décrit juste avant, pour créer un stimulus artificiel, qui sera inséré dans la sigmoïde afin de calculer le score de la tâche. Ainsi, toutes nos tâches, stimulus artificiel ou non, sont capables de produire un score cohérent. Nous pouvons alors dire d'une Tâche qu'elle est "motivée" lorsqu'elle utilise un stimulus déclencheur artificiel.

Nous avons désormais à notre disposition deux mécanismes influant sur le score d'une tâche : nous pouvons jouer sur sa motivation source, et modifier son seuil. Afin de garder une approche cohérente, nous proposons de modifier le seuil pour représenter l'état interne de l'agent (caractéristiques physiques, physiologiques, etc.). De la même manière, modifier la motivation source permet de représenter un changement de perception, ou une décision de la part d'un agent.

Afin de toujours réaliser une tâche utile à la communauté, nos agents doivent très régulièrement interroger leurs perceptions, afin de se "mettre à jour". C'est pour ceci que nous avons introduit la notion d'évaluation systématique : un agent réévalue l'ensemble de ses tâches à chaque fois qu'il termine une action. C'est également pour cette raison que les actions doivent avoir une durée courte, de préférence atomique, pour permettre la mise à jour. Ce rafraîchissement des perceptions est essentiel pour que le système puisse réagir face à une urgence. Même si notre mouton est paisiblement en train de brouter, il est intuitif de l'autoriser à fuir à la vue d'un loup avant d'avoir parfaitement terminé de brouter. Il doit aussi pouvoir faire une pause lors de la résolution d'un casse tête afin de se nourrir, pour ne pas mourir de faim.

2.3 Interruption : Motivation et Flow

2.3.1 Motivation : État de l'art

Avant de continuer à construire notre modèle, nous avons besoin d'un mécanisme nous permettant d'améliorer les modèles à seuils dont nous avons discuté dans l'état de l'art. En effet, ceux-ci ne permettent pas de modéliser des tâches n'ayant pas de stimulus déclencheur : par exemple, la faim est un stimulus déclencheur de l'action de manger. En revanche, le stimulus déclencheur de rédiger un état de l'art, ou de ranger sa chambre,

est beaucoup plus complexe. Nous proposons donc une solution simple, permettant de prendre en compte ces tâches sans stimulus tout en utilisant un modèle à seuils : en utilisant la motivation interne de l'agent. Avant d'aller plus loin dans notre utilisation de la motivation, voici un rapide état de l'art sur son utilité, et notre positionnement par rapport à celui-ci.

Pour les psychologues, la motivation est la source de l'action et guide son exécution. Deux types de motivations existent : extrinsèque (ou externe), lorsqu'une récompense est offerte par le monde extérieur, et intrinsèque (ou interne), qui n'a à voir qu'avec les croyances ou besoins de l'agent, comme l'amusement ou la curiosité. La théorie du Flow[8], de son côté, dit que la motivation interne d'un individu est maximale lorsque la difficulté rencontrée lors de la réalisation d'une tâche est suffisante pour susciter l'intérêt (qu'elle n'est pas ennuyeuse) mais suffisamment faible pour ne pas être décourageante (qu'elle n'est pas impossible à réaliser pour l'agent).

On note dès lors que la motivation interne présente dans la littérature peut se diviser en deux catégories : d'un côté la motivation source, comme la faim, qui va provoquer un comportement, et de l'autre côté la motivation guide, motivation au sens d'implication, d'intérêt, qui elle sera plutôt un guide de cette action, comme la curiosité. On retrouve ces notions en éthologie, par exemple chez Lorenz[13], pour qui la motivation interne (guide), couplée à un stimulus (source), va déclencher et entretenir un comportement.

En intelligence artificielle, la motivation intrinsèque *source* est particulièrement utilisée pour les systèmes d'apprentissage [18], *e.g.* pour aider ou guider des agents apprenants [2], notamment en apportant la notion de curiosité à des agents informatiques. Certains travaux [10, 14] s'attachent à sa définition proche de l'éthologie, dans laquelle la motivation intrinsèque peut venir de nombreux stimulus internes différents et plus primitifs, tels que la faim ou la peur.

D'autres travaux se basent sur la théorie du Flow : Un agent qui ne parvient pas à réaliser sa tâche ressent de l'anxiété et cherche une tâche moins difficile [7]. De la même manière, un agent qui accomplit une tâche facile s'ennuie et passe à des tâches plus difficiles. L'idée de compétence apportée par Roohi et al.[15] rejoint ces notions : la compétence est, pour un agent, le sentiment d'être en contrôle et capable d'accomplir sa tâche actuelle. Ainsi, un agent ayant un niveau de compétence qu'il juge trop faible pour la tâche actuelle cherchera une tâche plus facile, plus adaptée.

Nous distinguons donc bien deux catégories dans la motivation interne. La première, que nous allons continuer à appeler la motivation source, proche de l'éthologie, décrit une motivation comme un stimulus interne servant à déclencher des comportements. Pour reprendre l'exemple de notre mouton, si voir un loup ne déclenche pas de réaction physique directe (au final ce ne sont que des pixels plus sombres sur le fond de sa rétine), son cerveau va pourtant reconnaître le loup et faire augmenter la soudaine motivation de prendre ses jambes à son coup. On peut le voir comme si c'était la peur qui déclenchait la fuite.

La deuxième, la motivation guide, proche de l'idée du *Flow*, permet à l'agent de se situer par rapport à la difficulté de la tâche qu'il exécute, afin de maximiser son apprentissage, et donc d'optimiser l'usage de son temps. L'exemple de notre mouton sera ici un peu capilo-tracté, mais nous nous y tiendrons : nous souhaitons apprendre à ce mouton comment résoudre un Rubik's cube. Si le casse-tête lui est donné sans introduction, la tâche est insurmontable, décourageante. Le mouton n'apprend rien, il perd son temps et va donc naturellement se déconcentrer et essayer autre chose (peut être essayera-t-il d'apprendre à jongler avec plusieurs cubes ?). En revanche, si la courbe de difficulté est adaptée, en exercices simples et incrémentaux, le mouton apprendra bien mieux et restera concentré : la difficulté sera alors toujours adaptée à ses compétences.

Avec ces deux notions en tête, motivation source et motivation guide, nous pouvons passer à la suite de la description de notre modèle, dont la sélection et l'interruption des tâches se feront dorénavant grâce à ces motivations.

2.3.2 Action Démotivante et Tâche Motivée

La réévaluation systématique nous autorise à ne pas avoir de mécanisme d'interruption : dans le cas général, la fluctuation des stimulus internes et externes suffit à l'agent pour effectuer la bonne tâche. En revanche, la question se pose lorsqu'une tâche possède un stimulus déclencheur artificiel, lié à une motivation source, fixe. Pour décider quand arrêter une telle tâche, nous avons besoin de ce mécanisme d'interruption. Dans ce cas, nos agents vont essayer d'estimer leur apport à la communauté dans leur tâche actuelle. Ainsi, lorsqu'un agent verra qu'il n'arrive pas à réaliser sa tâche, il sera dans l'état de malaise décrit pas le *Flow* et cherchera de plus en plus à changer de tâche. Nous cherchons alors à mesurer l'efficacité de chaque agent dans sa tâche, afin de pouvoir détecter lorsqu'il arrive à la réaliser, mais surtout lorsqu'il n'y arrive pas. Il suffit alors de déterminer, dans le contenu de la tâche, quelles sont les Actions effectuées représentatives de son échec. Par

exemple, un robot ayant pour tâche de récolter des ressources aura dans cet algorithme une séquence de déplacement aléatoire lorsqu'aucune ressource n'est en vue. Répéter en boucle ce déplacement aléatoire, cette Action, est un signe que ce robot n'arrive pas à correctement réaliser sa tâche, il devrait donc essayer de faire autre chose.

Nous proposons alors d'ajouter aux Actions définies plus tôt le fait de pouvoir être "Démotivantes" (notées **M-** dans nos schémas). Lors de l'exécution d'une Action "Démotivante", un agent va baisser sa motivation interne d'un montant défini. Le but est d'augmenter les chances qu'il abandonne cette tâche au profit d'une autre, lors du processus de sélection. L'Action de déplacement aléatoire du robot que nous venons de citer est un bon exemple d'Action démotivante. Une action démotivante doit forcément être dans une tâche motivée : si la motivation interne ne joue aucun rôle dans la sélection de la tâche, il n'y a aucun intérêt à la diminuer.

Le fait de placer une motivation source artificielle brise une des hypothèses de base des modèles à seuil : exécuter une tâche doit faire baisser son stimulus déclencheur. Or ici, ce stimulus déclencheur étant fixe, il n'est pas du tout corrélé à la quantité de fois que son action liée est réalisée. Afin d'intégrer ces motivations au modèle à seuils que nous avons présenté plus tôt, nous modifions légèrement le calcul des scores des tâches motivées : le score d'une tâche motivée est remplacée par la motivation interne de l'agent, si c'est cette tâche que l'agent exécutait au pas de temps précédent. Ainsi, une tâche motivée est bien sélectionnée grâce à son score classique, mais est interrompue par une valeur de motivation plus basse, qui aura tendance à favoriser d'autres tâches. Lorsqu'une nouvelle tâche motivée est sélectionnée (et qu'elle n'était pas la tâche sélectionnée au pas de temps précédent), la motivation interne de l'agent est remontée à sa valeur maximale.

2.4 Définir un Agent

À l'aide de ces définitions nous pouvons désormais décrire nos agents. Un agent est situé dans l'environnement, possède une série de senseurs internes et externes (comme la faim et l'odorat), et contient aussi une liste de tâches qu'il sera peut-être amené à réaliser au court de sa vie. Lors d'une sélection de tâche, l'agent pourra confronter ses perceptions courantes aux différents seuils et conditions de l'algorithme de sélection de tâche, donnés par son état interne ainsi que son environnement direct, afin de savoir quelles actions effectuer. La Figure 2.3 reprend ces notions et décrit le comportement et

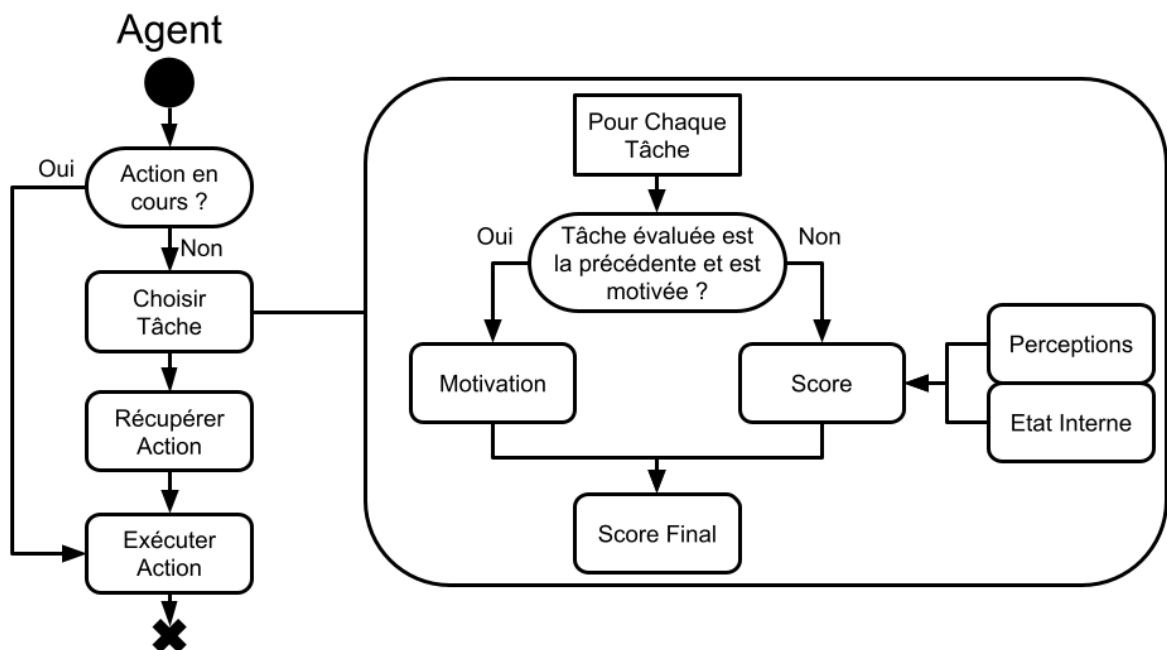


FIGURE 2.3 – Sélection et exécution des tâches par chaque Agent, à chaque pas de temps. Si l'action en cours est terminée, l'agent va sélectionner une nouvelle tâche, en extraire l'action à réaliser puis l'exécuter.

la prise de décision d'un agent à chaque pas de temps : si l'agent n'a pas d'Action en cours, il sélectionne une nouvelle Tâche en fonction de son état interne, de sa motivation interne et de ses perceptions, récupère l'Action à réaliser de sa Tâche nouvellement sélectionnée grâce à son architecture de subsumption hiérarchique, puis l'exécute.

Parmi les perceptions internes de l'agent, nous trouvons une variable de motivation interne, servant aussi à la sélection de tâche. Associer une valeur de motivation à chaque tâche aurait aussi été possible et nous pouvons en trouver des équivalences dans d'autres travaux [1], nous avons donc décidé de tenter l'expérience avec une valeur transversale à toutes les tâches, liée à l'agent lui même.

Un agent peut aussi présenter des variations individuelles, un léger *offset* que nous pouvons utiliser pour ajuster légèrement les seuils de ses différentes tâches, en plus des conditions internes et externes, afin de créer une population d'agents plus ou moins homogène. Via ses tâches, un agent possède des seuils variables qui lui sont propres : deux agents avec les mêmes tâches présentent le plus souvent des seuils différents.

2.5 Application possible à la Robotique en Essaim

Les systèmes multi-agents sont souvent utilisés dans la mise en place d'essaims de robots, ce qu'on appelle le domaine des "Swarm Robotics". Ces essaims consistent en une grande quantité (dizaines, voire centaines) de robots simples, amenés à exécuter des tâches complexes en collectivité. L'image de la capacité de fourragement des fourmis est souvent utilisée comme cas d'application, nous avons donc construit notre exemple dans ce contexte. Un ensemble de robots va devoir ramener des ressources à leur base commune. Les ressources sont éparpillées dans l'environnement et doivent être traitées par un robot avant d'être déplacées jusqu'à la base. En plus de cette activité de collecte, les robots vont devoir assurer une surveillance de la base, en patrouillant autour. Ces robots possèdent une mémoire limitée : ils connaissent leur position ainsi que celle de la base, et peuvent se rappeler de la position de gisements de minerai qu'ils ont directement observés.

De plus, nous ajoutons la notion d'outil : un robot devra posséder le bon outil pour exécuter une tâche, par exemple une pioche pour collecter des ressources, et des jumelles pour patrouiller. Les ressources brutes devront être traitées sur place avant de pouvoir être collectées puis amenées à la base.

Nous pouvons dès lors commencer à construire nos tâches :

- **Patrouiller** : le robot effectue des cercles larges autour de la base, observant les alentours. Il se démotive légèrement au fil du temps (noté M- sur la Figure 2.4), et un peu plus lorsqu’il croise un autre robot (noté M- sur la Figure 2.4). Ceci permet aux robots d’éviter de patrouiller si un grand nombre de robots le fait déjà. Le seuil est élevé, sauf si l’agent est équipé des jumelles.
- **Collecter** : le robot parcourt l’environnement aléatoirement à la recherche d’un gisement. Une fois trouvé, il traite le gisement pour collecter des ressources, puis les ramène à la base. Il se démotive légèrement à chaque pas de temps où il exécute un déplacement aléatoire. Le seuil est élevé, sauf si l’agent est équipé d’une pioche.
- **Recharger** : le robot se connecte à la base pour recharger ses batteries.
- **Mémoriser** : lorsque le robot voit un gisement qu’il ne connaît pas, il l’ajoute à sa mémoire. A l’inverse, lorsqu’il ne voit pas de gisement (ou qu’il voit un gisement épuisé) là où il en avait retenu un, il l’oublie. Ainsi, un robot qui patrouille peut découvrir de nouveaux gisements, tout autant qu’un robot qui en cherche activement un.

Pour *Patrouiller* et *Collecter*, si l’agent active la tâche sans posséder le bon outil, la tâche commencera par le faire retourner à la base pour équiper le bon. Cet outil va alors changer les seuils de ces deux tâches, priorisant celle dont l’outil est le bon. Ainsi, un agent ne changera d’outil que lorsque cela sera nécessaire, les seuils ajoutent ici une notion de coût du changement d’outil. Ensuite, si nous le souhaitons, en ajustant les valeurs des seuils bas (prioritaires) et haut (changement d’outil nécessaire) et/ou la force répulsive des actions démotivantes, nous pouvons ajuster ce coût empiriquement. Les Figures 2.4 et 2.5 présentent respectivement nos modélisations en subsomption hiérarchique des tâches de patrouille et de collecte de ressources.

Ensuite, si *Recharger* a un stimulus déclencheur évident, le niveau courant de batterie, ce n’est pas le cas pour *Patrouiller* et *Collecter*. Nous leur appliquons donc une motivation source. Nous pouvons ensuite modifier ces motivations sources avec des perceptions de l’agent, sans qu’elles soient la majorité du stimulus déclencheur : nous pouvons réduire légèrement cette stimulation pour la tâche *Patrouiller* lorsqu’un robot avec des jumelles est dans le champ de vision. De même, nous pouvons réduire la stimulation de *Collecter* lorsqu’un robot avec une pioche est en vue, et l’augmenter lorsqu’un gisement de minerai est en vue.

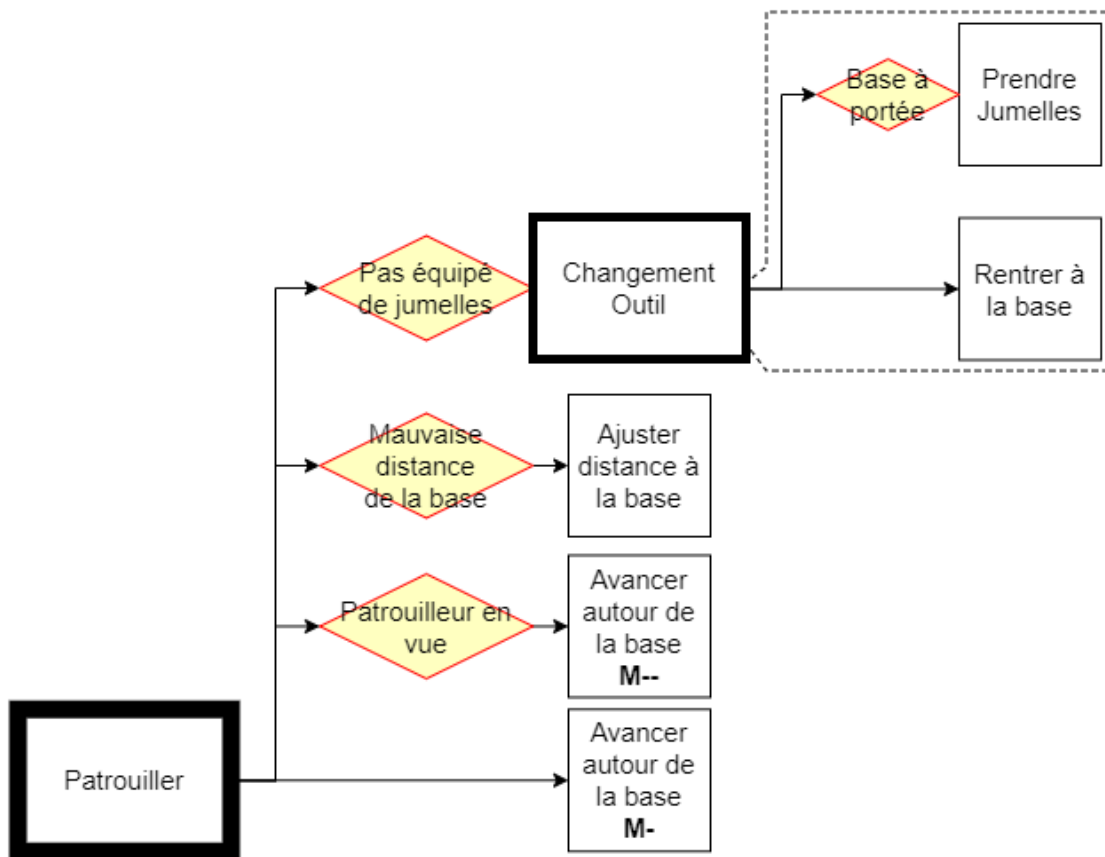


FIGURE 2.4 – Robotique en essaim : modélisation de la tâche de patrouille.

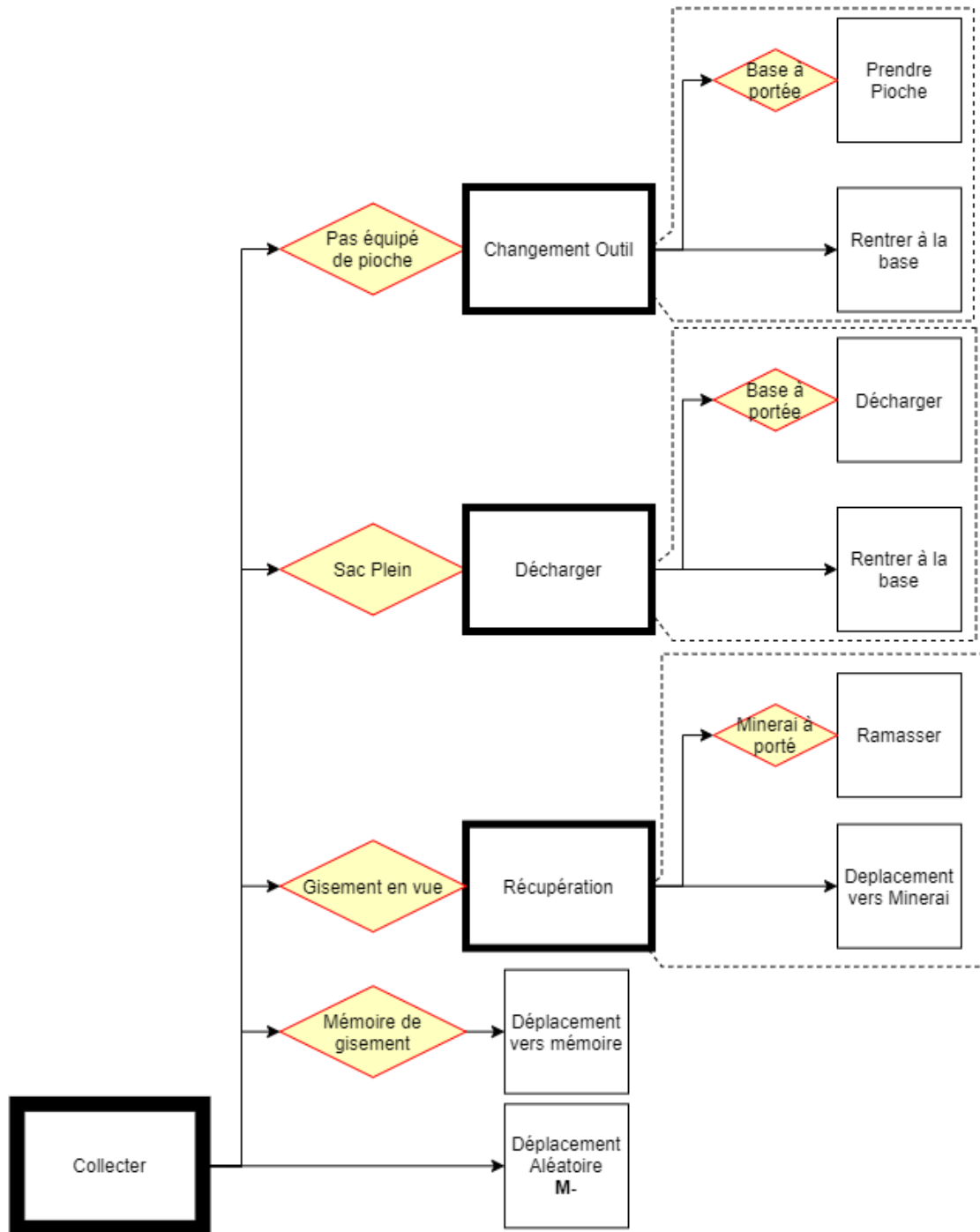


FIGURE 2.5 – Robotique en essaim : Modélisation de la tâche de collecte de ressources.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit notre modélisation des tâches en Activités et Actions, ainsi que l'adaptation du modèle à seuils pour notre sélection de tâches. La sélection de tâche se fait via un système à seuil adapté afin de prendre en compte les motivations source (nous venant plutôt de l'éthologie) et interne (ou guide, nous venant de la théorie du *Flow*), afin d'inclure des tâches ne présentant pas de stimulus déclencheur définit. Un score est calculé par tâche selon les perceptions et l'état interne de l'agent, et ce dernier sélectionne la tâche qui possède le plus grand. Lorsque la tâche précédemment réalisée est une tâche motivée, le score est remplacé par la motivation guide, interne à l'agent et transversale à toutes les tâches de cet agent. Une fois la tâche sélectionnée, l'agent utilise notre architecture de tâches en subsomption hiérarchique afin d'obtenir le comportement, l'Action qu'il doit réaliser. Certaines actions peuvent être démotivante : un agent qui exécute une Action démotivante va réduire sa motivation interne, augmentant ainsi ses chances de changer de tâche au prochain pas de temps. On parle alors de mécanisme d'interruption. Nous avons décrit un exemple possible d'application à un essaim de robot, et nous allons désormais pouvoir aborder l'implémentation de l'application principale de ces travaux, la colonie d'abeilles et son simulateur.

MODÉLISATION ET IMPLÉMENTATION POUR LA COLONIE D'ABEILLES

Nous allons désormais voir ensemble l'implémentation du modèle que nous venons de décrire, appliqué au cas qui nous intéresse ici : la colonie d'abeilles. Pour une première itération, nos abeilles auront pour objectif de correctement se répartir le travail entre deux tâches principales : Nourrir le couvain et Butiner. Nous allons commencer par discuter de notre simulateur et de son architecture logicielle, puis du modèle physiologique de l'abeille adulte et du couvain, tiré de la biologie mais fortement simplifié. Nous verrons ensuite comment nous avons intégré le modèle de répartition des tâches décrit dans le chapitre précédent. Nous finirons par discuter de la calibration de ce système complexe, au plus proche de la biologie, tout en prenant en compte les différentes hypothèses et simplifications de notre modèle.

3.1 Description du Simulateur

3.1.1 Architecture Logicielle

Pour réaliser ce simulateur, nous avons en tête quelques points clés. Cette thèse s'inscrit dans un projet plus grand, l'idée était donc de produire un simulateur propre, qui serait simple d'entretien et facile à améliorer et complexifier par la suite. De plus, notre bonne maîtrise du langage Java, ainsi qu'un compromis entre confort d'écriture et performances nous a poussé à utiliser ce langage. Pour nous aider à mettre en place ces notions de propreté du code, nous avons utilisé des Interfaces Java, permettant de découpler des grande parties du programme, facilitant l'implémentation de modifications. Nous avons, le plus possible, pensé l'architecture en composants indépendants échangeant le moins d'informations possibles. Nous allons désormais décrire les principaux composants de cette architecture, la Figure 3.2 résume le tout graphiquement.

Le simulateur, en bon projet orienté objet, est pensé en couches d'abstraction successives. Au plus haut niveau, nous trouvons le lanceur, la classe *BeekeeperLauncher*, le célèbre "*main*", qui se charge des simulations. Il Présente deux modes :

- Interactions : mode pour lequel le simulateur est construit. Ce mode permet de lancer une simulation et prends en compte les interactions de l'utilisateur (via le réseau) pour altérer le comportement de la simulation.
- Barrage de Simulations : mode permettant de lancer un grand nombre de simulation à la suite, sans interactions possibles. Ce mode sert principalement pour calibrer certains paramètres.

Dans le mode "Interactions", le lanceur prépare le composant réseau qui servira à envoyer et recevoir les informations de l'application interactive, composant qui n'est pas instancié dans le mode "Barrage de Simulations". Le lanceur instancie ensuite le *MainController*, le contrôleur principal, et lui partage le composant réseau si besoin. Le *MainController* se charge de gérer une simulation. Désormais nous trouvons deux comportements différents pour les modes : en "Barrage de Simulations", les simulations s'enchainent à pleine vitesse, souvent en variant quelques paramètres. En mode "Interactions", lorsque la simulation est arrêtée, soit le programme s'arrête soit une autre est relancée avec les mêmes paramètres, selon ce qui a été décidé par l'utilisateur.

Le *MainController* gère une simulation, une colonie d'abeilles. Il se charge d'instancier correctement les différents composants d'une simulation, et du bon déroulement de l'ensemble. Il compte les pas de temps, ce qui lui permet d'envoyer un signal aux agents, via un autre composant, leur ordonnant de vivre un pas de temps, ou lorsqu'il est temps de "logger". Via une interface Java, il offre un grand nombre de services haut niveau à différents composants, notamment au *CombManager*, le manager des cadres, qu'il instancie avec les bons paramètres. Le *CombManager* se charge d'instancier le bon nombre de faces de cadres, qui seront associées par deux en deux pour former les cadres, puis instancie les agents initiaux et les répartit sur ces cadres, via un autre composant, l'*AgentFactory*, qui simplifie et centralise la création d'agents. La Figure 3.1 illustre les différentes interactions entre composants logiciels lors de l'initialisation d'une simulation.

Chaque face de cadre possède une liste de cellules, des *Cell*, qui elles même possèdent quelques attributs : leur numéro et leur position x et y sur le cadre ($numéro = y * largeur + x$), ainsi qu'une place "visite" pour un agent qui serait au dessus de la cellule, et une place "contenu", pour un agent à l'intérieur de la cellule ou de la nourriture, ou même rien, pour une cellule vide. Chaque face de cadre possède une liste contenant tous

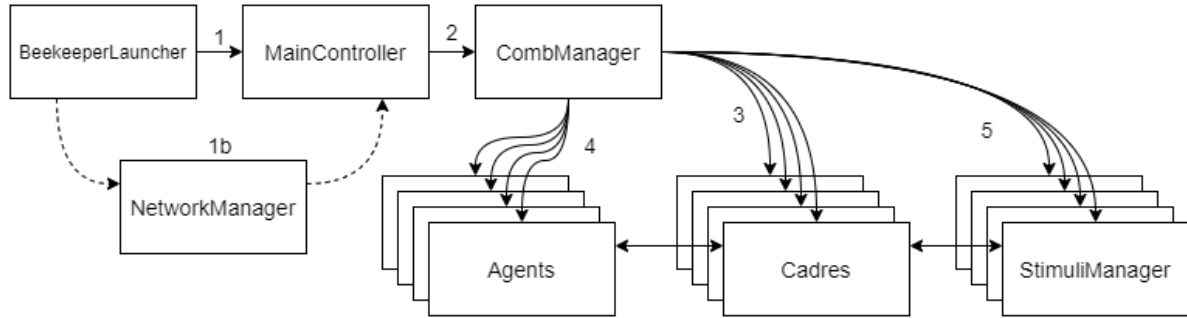


FIGURE 3.1 – Séquençage de l'initialisation d'une simulation.

- 1- Le lanceur *BeekeeperLauncher* instancie et initialise le *MainController* qui se chargera d'une simulation. 1b- Dans le cas où le lanceur est dans le mode Interactions, il instancie un *NetworkManager* et en donne la référence au *MainController* (Lors d'un changement de simulation, le *MainController* est remplacé mais le *NetworkManager* reste le même).
- 2- Le *MainController* se charge désormais d'instancier un *CombManager* avec les bons paramètres. 3- Le *CombManager* commence par initialiser les *Cadres*, il instancie en réalité des faces de cadres qu'il va associer par deux pour former les cadres de la simulation. 4- Une fois créés, les *Cadres* sont alors peuplés par le *CombManager* avec des *Agents*. 5- Ensuite, des *StimuliManager* sont instanciés par le *CombManager* et associés à des faces de cadres.

les agents que contiennent ces cellules. Cette liste agit comme un raccourci, et permet de ne pas avoir à interroger toutes les cellules à chaque fois qu'on veut accéder aux agents. Le *CombManager* possède aussi une liste d'agents, ceux qui n'appartiennent à aucun cadre, la liste de tous les agents à l'extérieur de la ruche, les butineuses.

Le *CombManager* est aussi responsable de la création, mise à jour, et bonne association des *StimuliManager*, les managers de propagation des différents stimulus dans l'environnement. Chaque cadre a deux faces, et sont placés côte à côte. Ainsi, les faces se faisant face partagent le même *StimuliManager*.

Un *StimuliManager* est une grille 2D de la même taille qu'un cadre, dont chaque case possède plusieurs flottants, représentant les intensités des différents stimulus présents sur le cadre. Sa mise à jour utilise une méthode de "double buffering" : la grille est lue et une deuxième est remplie avec les nouvelles valeurs. Une fois la lecture terminée, la deuxième grille prend la place de la première. La propagation se fait à chaque pas de temps pour chaque stimulus, afin de gagner du temps, l'évaporation se fait en même temps que le calcul de la propagation. Pour propager les stimulus, nous utilisons une fonction proche d'un flou en traitement d'image. Chaque pixel devient une moyenne pondérée de lui même et de tous ses voisins. Pour nous, chaque cellule voit son intensité devenir la moyenne

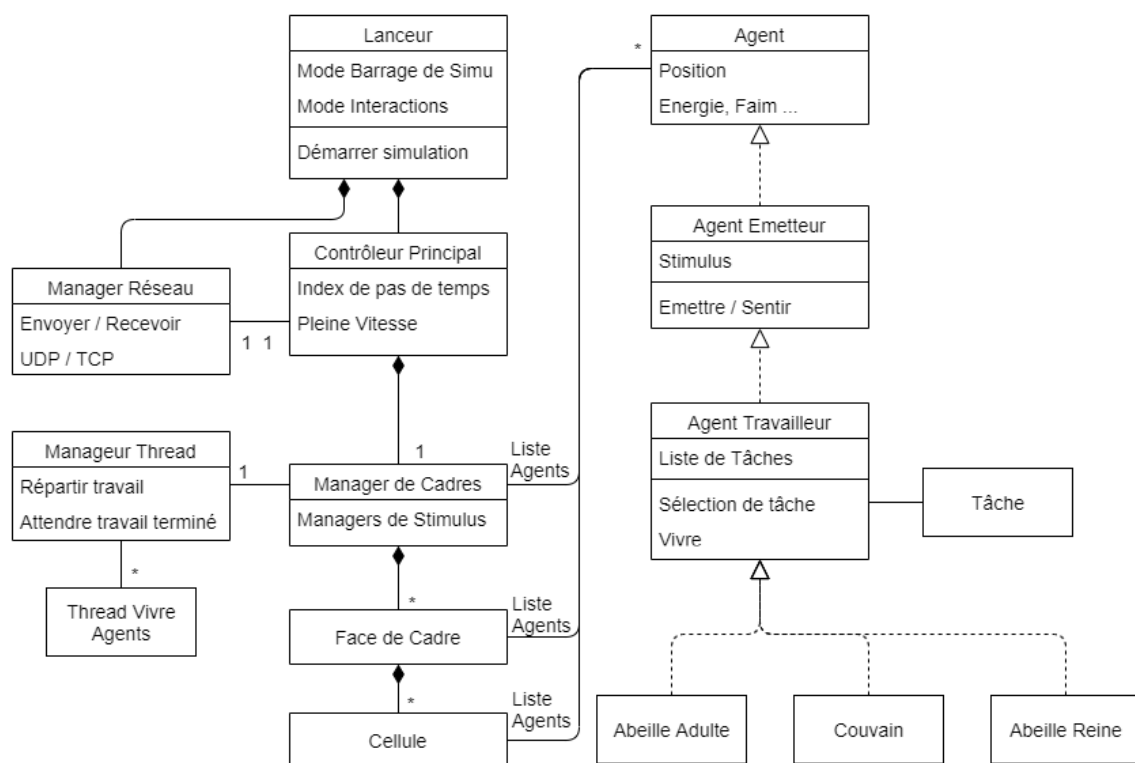


FIGURE 3.2 – Diagramme de classe esquisant l’architecture logicielle du simulateur.

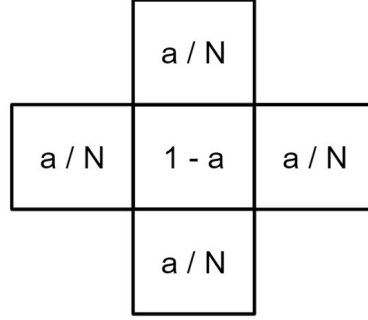


FIGURE 3.3 – Filtre utilisé pour connaître la nouvelle valeur de l'intensité du stimulus évalué. Avec a la volatilité du stimulus évalué, et N le nombre de voisin, ici $N = 4$. Chaque pixel prend alors comme valeur la combinaison linéaire de sa valeur et de celles de ses voisins avec ce filtre pour coefficient.

pondérée de sa propre intensité et de celles de ses voisins, en suivant cette équation :

$$V0_{t+1} = p * ((1 - a) * V0_t + \sum_{n=1}^N Vn_t * \frac{a}{N}) \quad (3.1)$$

Avec $V0_t$ la cellule évaluée à l'instant t , Vn ses voisines et N le nombre total de voisines. Nous utilisons aussi a et p deux paramètres de stimulus : la propagation dans l'espace a (volatilité) et dans le temps p (évaporation/amortissement). Ces paramètres nous permettent d'obtenir des comportements variés partageant les mêmes mécanismes. La figure 3.3 illustre cette équation sous la forme d'un filtre. Les valeurs d'évaporations sont alors utilisées sous la forme "par pas de temps". Pour mieux les contrôler, nous utilisons l'équation suivante pour les exprimer en demie-vie (durée après laquelle le stimulus aura perdu la moitié de son intensité), notion plus courante en biologie, puis les convertir en valeurs "par pas de temps" utilisables par l'algorithme :

$$k = \exp\left(\frac{-\ln(2) * C}{\lambda}\right) \quad (3.2)$$

Avec λ la demie vie en seconde, C le coefficient appliqué pour convertir des secondes en pas de temps, et k le coefficient à appliquer à chaque pas de temps pour obtenir une demie-vie de λ .

3.1.2 Architecture des Agents

Avec les mêmes objectifs en tête, lisibilité et facilité d'ajouts, nos agents ont été pensés en niveaux d'abstraction successifs. Au plus haut niveau nous trouvons la classe abstraite

Agent, qui regroupe l’âge, la position, l’énergie, la faim, une fonction abstraite *live()*, ainsi que des fonctions de déplacement simples, comme le mouvement aléatoire. Nous définissons ensuite la classe *EmitterAgent*, ou Agent Émetteur, qui hérite d’*Agent* et ajoute les interactions avec un *StimuliManager*, permettant d’émettre, ressentir des stimulus dans l’environnement. Enfin, héritant d’*EmitterAgent*, nous trouvons la classe *WorkingAgent*, ou Agent Travailleur, qui implémente enfin *live()*, avec l’algorithme de sélection de tâches. La figure 3.2 reprends aussi cette architecture. La fonction *live()* se déroule en quelques étapes. D’abord on vérifie si l’agent est toujours en vie, ensuite nous mettons à jours ses perceptions. L’algorithme de sélection et exécution des tâches est alors appliqué, puis une fonction abstraite est appelée, fonction permettant de faire avancer le métabolisme de l’agent, et qui est implémentée différemment par nos différentes implémentations de *WorkingAgent*. Nous avons pour l’instant 3 classes implémentant *WorkingAgent*, les classes d’abeille adulte *AdultBee*, de couvain *BroodBee*, et de reine *QueenBee*. Chacune de ces implémentations ajoute différentes tâches à sa liste de tâches (que nous allons décrire Section 3.2), et implémente la fonction d’avancée du métabolisme.

Ainsi, dans les plus hautes couches d’abstraction, les différents composants ont des références *Agent*, ce qui améliore la modularité du programme, facilitant l’ajout de nouvelles implémentations de *WorkingAgent* à l’avenir.

3.1.3 Pas de temps et Multi-Thread

Afin d’accélérer nos simulations pour d’itérer plus confortablement dessus, nous avons mis en place un système de parallélisation, aussi appelé *multi-thread*. Chaque duo de faces de cadres se faisant face, ainsi que le groupe des butineuses, vivent en concurrence, car ces différents ensembles n’interagissent pas entre eux. Pour ceci nous avons créé une classe *WorkDispatcher*, qui s’occupe de gérer un groupe de *thread*, de leur répartir le travail, d’en créer de nouveaux si nécessaire et de surveiller le moment où tous ont terminé leur travail. À chaque pas de temps, sur signal du *MainController*, le *CombManager* récupère et combine si nécessaire les différents groupes d’agents à faire vivre ensemble. Il envoie alors ces ensembles au *WorkDispatcher* qui redirige la liste sur un *thread* disponible. Chaque *thread* va alors appeler la fonction *live()* de chacun des agents. La Figure 3.4 illustre ces échanges.

Pour le cas particulier des butineuses rentrant dans la ruche, ou en sortant, deux listes synchronisées spéciales ont été ajoutées au niveau du *CombManager*. Une liste contenant toutes les abeilles qui sont sorties de la ruche sur ce pas de temps, et une liste contenant

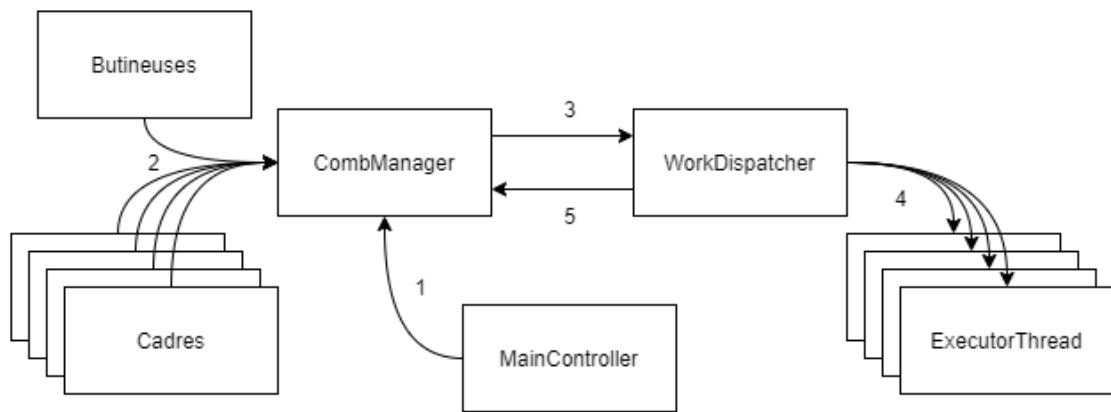


FIGURE 3.4 – Sequencement de la partie d’un pas de temps concernant les agents.

1- Le *MainController* envoie le signal au *CombManager* de faire vivre les agents d’un pas de temps. 2- Celui-ci va alors récupérer les listes d’agents présents sur les cadres ainsi que celle des butineuses. 3- Il réarrange ensuite ces listes en rassemblant les agents ne pouvant pas vivre en concurrence, puis envoie ces listes aux *WorkDispatcher*. 4- Ce-dernier va ensuite envoyer ces listes à des *ExecutorThread* et en instancier de nouveaux s’il le faut. Ils vont alors, chacun en concurrence, parcourir leur liste d’agents et les faire vivre chacun leur tour. 5- Enfin, lorsque le *WorkDispatcher* détecte que tous les threads ont terminé de faire vivre leurs agents, il le signale au *CombManager* qui rend alors la main au *MainController*.

celles qui sont rentrées. Les butineuses et les abeilles des cadres ne vivant pas sur les même *threads*, une abeille rentrante ne peut pas être ajoutée directement au cadre. Ce n'est qu'après avoir fait vivre tout le monde, que le *CombManager* se charge de faire les transferts, déplaçant les abeilles sortantes vers la liste des butineuses, et les abeilles entrante vers un cadre libre aléatoire.

3.1.4 Architecture des Tâches

Nos tâches sont décrites en subsomption hiérarchique dans le modèle, nous les avons donc implémenté de la sorte dans le simulateur. Au sommet de la hiérarchie nous trouvons la classe *Tâche*, associant un seuil, un nom de tâche, différents paramètres et une activité racine. Une *Tâche* est une classe abstraite : toute classe que nous voudrions instancier devra implémenter la fonction qui permet de calculer son score.

La classe *TaskNode*, ou Nœud de Tâche, est une interface très simple contenant deux fonctions : *search* (recherche) et *check* (vérifier). Elles nous permettent de mettre en place le fonctionnement de subsomption. La fonction *check* représente la condition de chacun des blocs de notre subsomption, condition booléenne que chaque Nœud devra implémenter. Ensuite, la fonction *search*, la principale, diffère selon les nœuds. La classe *TaskNode* est implémentée par deux classes, *Activité* et *Action*, respectant notre modèle vu plus tôt. Vous trouverez Figure 3.5 un diagramme de classe de cette architecture. La fonction *search* renvoi toujours une *Action*, et permet d'interroger récursivement toutes la subsomption hiérarchique. La fonction *search* de la classe *Action* renvoi l'instance d'*Action* sur laquelle elle est appelée. En revanche, une *Activité* est un peu plus complexe. Une *Activité* possède une liste de *TaskNode*, permettant la mise en place de la subsomption hiérarchique. Dans la fonction *search*, l'*Activité* va interroger un par un (dans l'ordre de priorité de la subsomption) la fonction *check* de tous ses nœuds. Si l'un d'eux valide son *check*, l'*Activité* appelle alors le *search* du nœud validé, mettant ainsi fin à la recherche.

Ainsi, pour qu'un agent puisse récupérer l'*Action* à effectuer de sa *Tâche* sélectionnée, il lui suffit d'appeler *search* sur l'*Activité* racine de la *Tâche*. Récursivement, la recherche va descendre dans la subsomption dans les blocs aux conditions validées. Dès qu'une *Action* est trouvée, sa fonction *search* la renvoie et elle est remontée dans toutes les fonctions *search* appelées précédemment, jusqu'à ressortir au niveau du tout premier *search* que nous avons appelé sur l'*Activité* racine de la *Tâche*. L'*Action* est prête à être exécutée par l'agent.

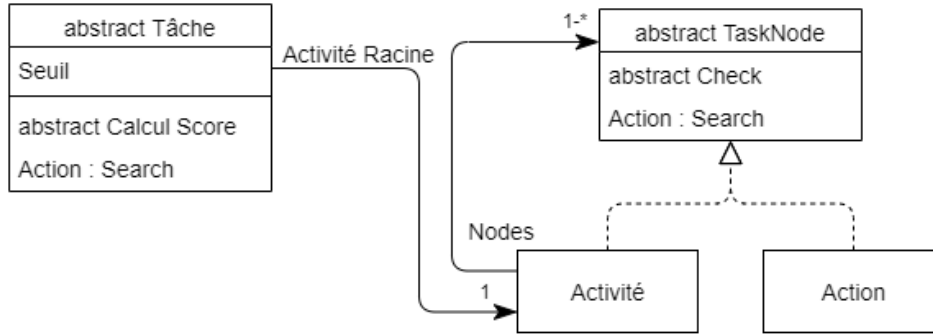


FIGURE 3.5 – Diagramme de classe de l'architecture logicielle de Tâche.

Pour conclure, lors d'un pas de temps, le contrôleur principal demande au manager des cadres de faire vivre tous les agents. Ce-dernier parcourt alors toutes ses faces de cadres et récupère tous leurs agents, afin de les envoyer aux gestionnaire de *thread* pour une exécution parallèle. Une fois tous les agents mis à jour, les agents entrant et sortant de la ruche sont transférés. Si le contrôleur principal a demandé à "log" le tour, alors une nouvelle mécanique s'enclenche. Le manager des cadres récupèrent à nouveau la liste de tous les agents, et leur demande de décrire en une ligne leur état : numéro d'identifiant, tâche, énergie, HJ et EO. À cette ligne est ajoutée au début le numéro du pas de temps transmis par le contrôleur principal. Toutes ces lignes sont alors envoyées au *Logger*, qui les transfère sur un autre *thread* afin d'être écrites dans un fichier, permettant une trace de la simulation, pour utilisations ultérieures en analyse de résultat.

3.2 Modélisation de la Colonie d'Abeilles

3.2.1 Modélisation des Agents "Abeille Adulte"

Dans notre colonie virtuelle et en bref, les adultes (qui sont désormais des agents) tendent toutes à aller butiner rapidement, grâce à l'Hormone Juvenile (HJ) qu'elles sécrètent, mais sont retenues "nourrices" par l'Ethyle Oléate(EO) émise par le couvain et les butineuses, qui "détruit" une part de leur HJ. Les détails de la biologie de l'abeille, des phéromones en jeu et leurs effets sur l'auto-organisation sont décrits dans la Section ??sectionBio), au début de ce manuscrit. Cette rétroaction permet de réguler le nombre de nourrices et de butineuses au sein de la colonie : lorsqu'il y a beaucoup de couvain, très peu d'adultes vont partir butiner, car le couvain va injecter de grande quantité d'EO dans

les agents de la colonie, et certaines butineuses peuvent même redevenir des nourrices. Lorsque les butineuses meurent de vieillesse, elles freinent moins le développement des nourrices, et certaines pourront partir butiner. Ces différentes interactions ont été synthétisées Figure 3.6. Dans les colonies réelles, les butineuses échangent très régulièrement des phéromones avec les receveuses, qui sont chargées de délester les butineuses de leur cargaison pour aller les stocker dans un endroit adapté dans la ruche. Nous posons une hypothèse ici, qui est que les receveuses sont un vecteur majeur de l'effet rajeunissant des butineuses sur les nourrices. Or, comme nous ne simulons pas de tâches de receveuses dans cette itération du modèle, nous nous attendons à ne presque pas observer ce mécanisme.

L'Hormone Juvénile (HJ) représente directement la physiologie de nos agents abeilles adultes, ce que nous appelons l'âge physiologique en référence au polyéthisme d'âge que nous observons dans les colonies réelles. Un agent avec très peu d'HJ ($HJ < 0.5$), sera capable de nourrir le couvain mais incapable de butiner. À l'inverse, un agent avec un fort taux d'HJ ($HJ > 0.5$), sera capable de butiner mais incapable de nourrir le couvain. On parle donc de nourrices lorsque nous considérons les agents physiologiquement jeune, et de butineuses pour les agents physiologiquement âgées. Nous avons ajouté un paramètre à nos agents, leur développement ovarien, toujours nul sauf la reine pour qui il vaut 1. Cette variable n'est pas utilisée dans cette itération de l'implémentation, mais permettra de simuler les ouvrières pondeuses que nous retrouvons dans la réalité, lorsque les phéromones de la reine ne parviennent plus à certaines ouvrières en périphérie de la colonie et que ces dernières commencent à pondre.

Dans nos lectures, nous avons pu apprendre que les abeilles d'hiver pouvaient vivre jusqu'à une année entière, mais que les butineuses meurent en une trentaine de jours, avec en moyenne les dix derniers jours passés à butiner. Les biologistes pensent que le vol est une activité très épuisante, et qu'il est possible qu'il réduise fortement l'espérance de vie des butineuses. Nous avons donc implémenté ce mécanisme pour les morts de vieillesse de nos agents. Ils meurent en une année, mais subissent une pénalité lorsqu'ils butinent. Ainsi, un agent qui butine voit son âge effectif (celui qui est utilisé pour déterminer la mort de vieillesse) augmenter trente fois plus vite qu'un agent à l'intérieur de la colonie.

Nos agents sont placés sur le cadre, savent que la sortie s'effectue par le bas (et savent aller vers le bas). Le travail de butinage est laissé très simple, le fourragement ne faisant pas partie de nos priorités ici. En effet, ce mécanisme passionnant fait déjà l'objet de grandes quantités de recherches, et nous nous concentrons ici sur l'intérieur de la ruche. À l'avenir, une simulation plus poussée des mécanismes de fourragement, sélection des

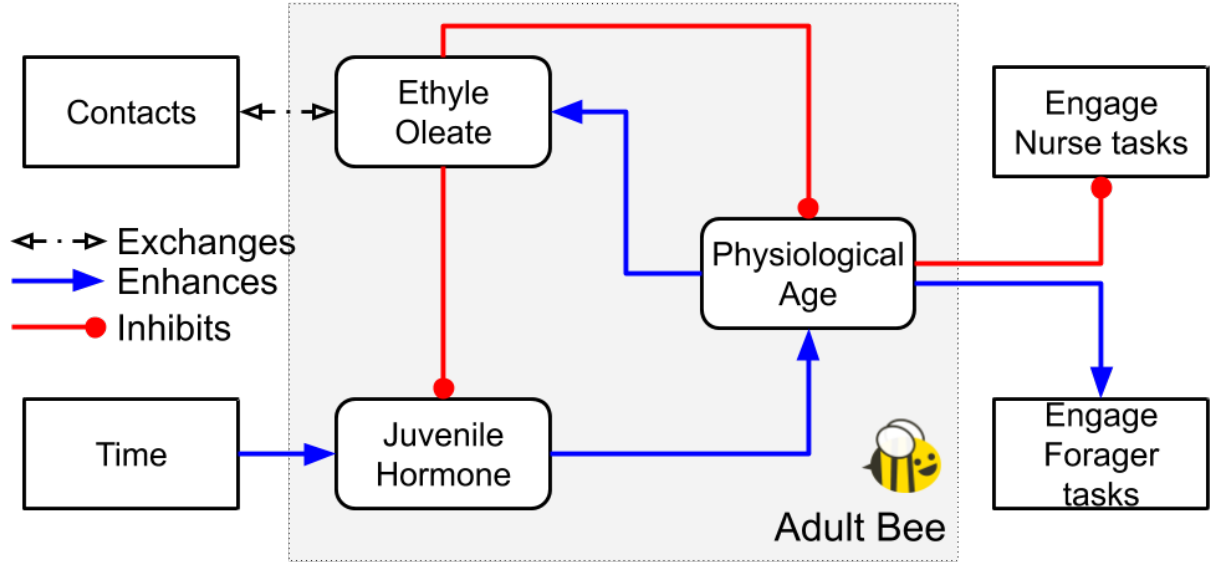


FIGURE 3.6 – Modélisation simplifiée des effets physiologiques responsables de l'auto-organisation.

sources de nectar, recrutement etc. pourront être ajoutés au modèle. Pour l'instant, les butineuses sortent de la ruche, attendent simplement pendant un nombre donné de pas de temps puis rentrent à nouveau dans la ruche, sur un cadre aléatoire possédant une case disponible au niveau de sa ligne la plus basse. La durée de ce butinage est pour l'instant la même systématiquement, pour tous les agents, et correspond à une valeur moyenne des temps de butinages observés pour des butineuses réelles.

3.2.2 Modélisation du Couvain

Nous avons modélisé les trois étapes majeures de la vie du couvain : œuf, larve et nymphe. Seule la larve requiert de la nourriture, les deux autres étapes n'ont pas besoin de nourriture pour se dérouler correctement. La nymphe n'émet aucune phéromone, la cellule étant fermée et l'EO que nous avons modélisée étant transmise par contact. Un agent larve émet de l'EO en permanence, nous avons aussi fait le choix de faire émettre ces phéromones par les agents œufs. Plusieurs aspects ont motivé ce choix, que nous n'avons pas pu confirmer ou infirmer en biologie : l'œuf est pondu par la reine qui émet des phéromones très puissantes, elle en transmet donc sûrement à l'œuf pendant la ponte. De plus, n'ayant pas simulé les receveuses, le mécanisme de rajeunissement des nourrices par les butineuses est minoré, l'œuf permet donc de compenser légèrement ce biais. L'œuf

ayant une durée de vie très courte, seulement 3 jours sur les 21 totaux, il est tout à fait possible que cette émission n'ait quasiment aucun effet.

Les phéromones émises par les agents du couvain le long de leur vie vont altérer la physiologie des agents adultes. Elles sont échangées lorsqu'un agent adulte passe sur la case d'un agent couvain, et en plus grande quantité lorsqu'un agent effectuant la tâche de nourrisse vient déposer de la nourriture à l'agent larve.

3.2.3 Tâches et Auto-Organisation

Le but de notre simulation est de retrouver un équilibre dans le partage des tâches entre ces deux tâches clés : Butiner et Nourrir le couvain. Ces deux tâches ne présentent pas de stimulus déclencheur direct comme nous avons pu en discuter dans le chapitre précédent. Nous avons donc recourt à une motivation source pour ces deux tâches, que nous plaçons arbitrairement à 0.5. Cette motivation source est abaissée à 0 lorsque l'abeille n'est pas physiologiquement apte à réaliser la tâche, ou, pour le butinage, si l'agent n'a pas suffisamment d'énergie pour survivre le vol aller-retour. Ensuite, nous utilisons la HJ de chaque agent pour ajuster le seuil de chacune de ces deux tâches. Moins une abeille a d'HJ, plus elle aura de chance de sélectionner la tâche de nourrice, et plus une abeille aura d'HJ, plus elle aura de chance de sélectionner la tâche de butineuse (vous retrouverez la description des modèles à seuils Section 1.2.2 Le débattement des seuils a été ajusté pour empêcher le score de la tâche de dépasser 0.8 : l'intervalle $[0.8; 1]$ est réservé aux tâches prioritaires, que nous allons maintenant décrire. En effet, si nos agents doivent se répartir deux tâches principales, ce ne sont pas les seules, nous avons ajouté des tâches d'entretiens : se reposer, donner à manger, demander à manger. Ces tâches ne sont pas motivées, elles possèdent des stimulus déclencheur, la faim et l'énergie. La tâche de repos est prioritaire, son score est donc autorisé à dépasser 0.8. En effet, si l'énergie d'un agent devient négative, il meurt¹. Le couvain possède aussi trois tâches très simple, une pour chacune de ses étapes de développement. Ces différentes tâches altèrent seulement leurs émissions de phéromones (en effet, le seul rôle du couvain est de se nourrir). La reine possède une tâche lui permettant de pondre. Vous trouverez Table 3.1 un récapitulatif de toutes les tâches implémentées.

1. Dans cette version du modèle nous avons fait le choix de ne représenter la nourriture qu'au plus simple. Ainsi, la mort par sous alimentation ne fait pas partie de cette itération. L'importance des butineuses en est donc fortement réduite : même si 100% de la colonie s'occupe du couvain, il y aura toujours suffisamment de nourriture. Ajouter la nourriture, détailler ses mécanismes de distribution et introduire son mécanisme de collecte est une des perspectives privilégiées pour la suite.

TABLE 3.1 – Les différentes tâches que nos agents peuvent exécuter.

Nom de tâche	Calcul du score
Tâches d'entretien	
Se reposer	1-Energie $[0;1]$
Demander à manger	Faim $[0;0.8]$
Donner à manger	Stimulus de demande détecté $[0;0.8]$
Déplacement aléatoire	0.2 (tâche par défaut)
Tâches Principales (et motivées)	
Butiner	0 si $HJ < 0.5$, sinon Sigmoïde seuil : 1-JH déplacé dans $[0.3;1]$
Nourrir le couvain	0 si $HJ > 0.5$, sinon Sigmoïde seuil : JH déplacé dans $[0.3;1]$
Tâches du couvain et de la reine	
Tâche d'oeuf	1 si âge d'oeuf, 0 sinon (le couvain n'a pas besoin de repos)
Tâche de larve	1 si âge de larve, 0 sinon
Tâche de nymphe	1 si âge de nymphe, 0 sinon
Pondre	0.8 si développement ovarien, 0 sinon

3.3 Calibration des Phéromones

La répartition des tâches au sein de la colonie, en particulier le nourrissage et le butinage, dépendent majoritairement de mécanisme d'hormones et de phéromones. Comme nous l'avons vu plus tôt, nous nous intéressons ici au bras de fer entre l'Hormone Juvénile (HJ) et l'Ethyle Oléate (EO), comme décrit Figure 3.6.

Paramétrer cette dynamique a été un processus complexe : notre grande simplification du modèle, et surtout des différentes phéromones nous détache, pour cette partie, de la réalité biologique. Nous avons donc émis des hypothèses, fixé des paramètres arbitrairement, dans le but de retrouver d'autres "macro-paramètres" émergents. Les deux points clé de cette paramétrisation sont 1) La quantité relative d'EO émise par rapport à l'HJ, et 2) La force des effets de l'HJ et de l'EO. De plus, la paramétrisation s'articule autour de deux points d'équilibre : l'équilibre en EO (EO_{Eq}), qui représente le moment où un agent a suffisamment d'EO pour parfaitement compenser son vieillissement, et donc son émission d'HJ. L'autre point d'équilibre, cette fois a l'HJ (HJ_{Eq}), représente le moment où un agent sécrète la bonne quantité d'HJ pour parfaitement compenser l'évaporation d'EO, et donc maintenir le niveau de cette-dernière.

3.3.1 Hypothèses et décisions arbitraires

Étant loin de la biologie, les quantités absolues des différentes substances ne sont en rien liées à la réalité, nous avons donc pu choisir arbitrairement les quantités et points d'équilibres. Nous avons donc décidé de fixer la quantité d'HJ dans $[0; 1]$, et $HJ_{Eq} = 0.8$. De son côté, la quantité d'EO est simplement comprise dans $[0; \infty[$, et avec $EO_{Eq} = 1$.

Ainsi, un agent abeille adulte avec un taux d'HJ supérieur à HJ_{Eq} va émettre plus d'EO qu'il ne s'en évapore sur lui, et va rajeunir. Un agent avec un taux d'EO inférieur à EO_{Eq} va éliminer moins d'HJ qu'il n'en émet, et va donc vieillir.

Nous faisons ici l'hypothèse que la réduction d'HJ par l'EO se fait seulement avec une fonction prenant en compte la quantité d'EO. De même pour l'émission d'EO en fonction de la quantité d'HJ qui ne se fait que via une fonction dépendante de la quantité d'HJ de l'agent concerné. Nous posons aussi que ces fonctions ont la forme x^n , avec n un paramètre fixé expérimentalement (que nous décrirons plus tard) et x la différence entre le taux courant et la valeur d'équilibre donnée plus tôt.

Les deux effets énoncés précédemment sont imbriqués dans une boucle de rétroaction. Les quantités absolues de ces éléments ne sont donc pas pertinentes, en revanche, les écarts entre ces deux produits provoquent la dynamique que nous recherchons. Nous avons ainsi décidé, pour simplifier le paramétrage, d'en fixer un et de chercher le deuxième. Nous avons donc fixé l'émission d'EO en fonction de l'HJ à une fonction linéaire :

$$EO_{em} = (HJ - HJ_{Eq}) * EO_{Evap} \quad (3.3)$$

Avec EO_{Evap} la quantité d'EO qui s'évapore lorsque l'on considère une quantité d'EO égale à EO_{Eq} . Nous retrouvons donc la fonction sous la forme $s = x^n$ décrite plus tôt, avec $n = 1$ et x l'écart d'HJ à l'équilibre facteur de EO_{Evap} .

3.3.2 Intensités des effets

Après avoir fixé ces paramètres, nous devons nous atteler à trouver la bonne combinaison d'intensité des effets des substances, ainsi que la quantité à laquelle on veut les émettre. Pour l'HJ, il suffit de prendre le point de transition, nous avons choisi 0.5, et de le diviser par la quantité de pas de temps minimum qu'il faut pour l'atteindre. Nous pouvons décider de la majorer légèrement afin de prendre en compte l'effet de l'EO, ralentissant

très légèrement le vieillissement en faible quantité. Ce ralentissement est cependant très faible pour un agent isolé, ainsi nous n'avons pas gardé l'option de la majoration.

Nous avons ainsi la quantité d'HJ émise par chaque agent à chaque pas de temps, que nous appellerons désormais HJ_{Incr} . L'EO présente sur chaque agent viendra éliminer une partie de son HJ, combattant ainsi indirectement cet HJ_{Incr} , dont nous pouvons désormais nous servir comme référence. Nous voulons qu'à EO_{Eq} , la réduction d'HJ HJ_{red} soit égale à HJ_{Incr} , pour compenser parfaitement le vieillissement de l'agent. Nous pouvons donc écrire :

$$HJ_{red} = (EO - EO_{Eq})^n * HJ_{Incr} \quad (3.4)$$

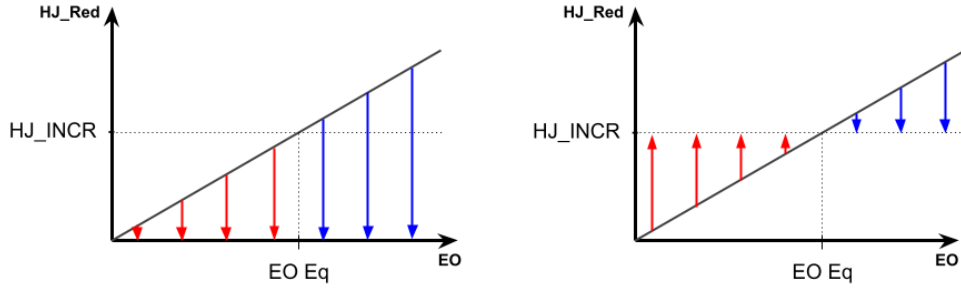
Avec n un coefficient dont nous allons nous servir pour modeler l'intensité de l'effet de réduction d'HJ. Avec $n = 1$ (Figure 3.7a), notre fonction est linéaire, nous nous servirons de cette fonction comme base de comparaison. Lorsque $n > 1$, on obtient une fonction quadratique (Figure 3.7b). L'effet rajeunissant de l'EO est diminué avant EO_{Eq} et amplifié après. Nous obtenons donc un vieillissement ainsi qu'un rajeunissement plus rapide. L'effet de l'EO est amplifié lorsque n augmente. Enfin, avec $n < 1$, on obtient une fonction racine (Figure 3.7c). De la même manière, avec une racine, l'intensité des effets de l'EO est réduite.

Pour illustrer, nous pouvons aussi imaginer que l'abeille vieillit naturellement rapidement. Mais, cet état d'équilibre est altéré par l'EO, nous pouvons donc visualiser ceci comme l'abeille étant attachée par un ressort à ce point d'équilibre. La rigidité de ce ressort peut alors être interprétée comme la puissance de l'EO, proportionnelle à n . Plus n est grand, plus l'abeille sera tirée vers ce point d'équilibre, qu'elle soit avant ou après.

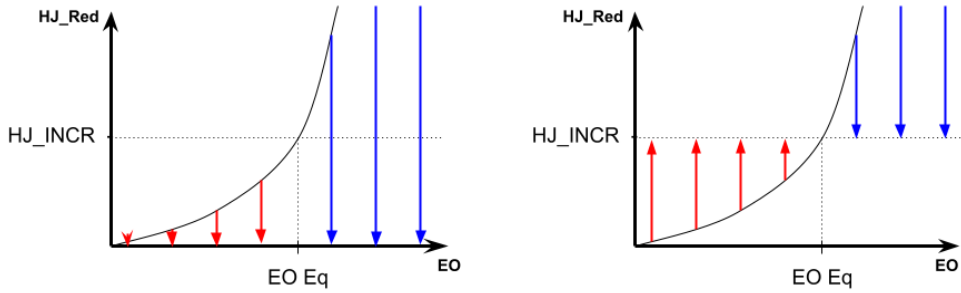
Nous n'avons pas trouvé de moyen de fixer mathématiquement n , ni dans la littérature, ni même après mûres réflexions : il a donc été trouvé expérimentalement, nous y viendrons dans la partie suivante, concernant la calibration.

3.3.3 Quantités Émises par les Agents Larves

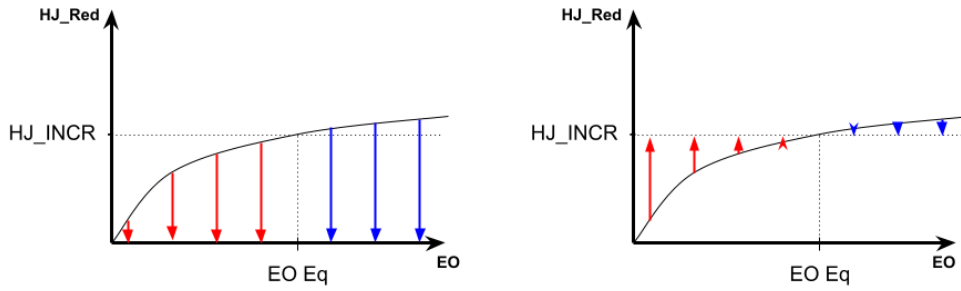
Un autre point clé de ce modèle est la capacité des agents larves à influencer directement la physiologie des adultes, en contraignant certains à rester physiologiquement jeunes. Il faut donc que ces larves en émettent la bonne quantité : trop peu et il n'y aura pas assez de nourrices pour s'occuper du couvain, trop et il n'y aura plus assez de butineuses à la récolte de nourriture.



(a) Réduction d'HJ **linéaire** (exposant = 1) par l'abeille en fonction de la quantité d'EO qu'elle possède. Lorsque $EO = EO_{Eq}$, la réduction compense parfaitement le vieillissement naturel de l'agent : $HJ_{Red} = HJ_{Incr}$.



(b) Lorsque la fonction de réduction est **quadratique** (exposant > 1) plutôt que linéaire (Fig 3.7a), on observe à gauche que l'EO a moins de puissance avant EO_{Eq} , et beaucoup plus après. A droite, on voit donc que le vieillissement ainsi que le rajeunissement (quand $EO > EO_{Eq}$) sont plus intenses.



(c) Lorsque la fonction de réduction est **une racine** (exposant < 1) plutôt que linéaire (Fig 3.7a), on observe à gauche que l'EO a plus de puissance avant EO_{Eq} , et beaucoup moins après. A droite, on voit donc que le vieillissement ($EO < EO_{Eq}$) ainsi que le rajeunissement ($EO > EO_{Eq}$) sont plus doux.

FIGURE 3.7 – Différents degrés de fonctions pour ajuster l'intensité des effets de l'Ethyle Oléate sur les abeilles adultes. Pour toutes les figures, à gauche les flèches indiquent la force de réduction de l'EO, à droite elles indiquent la vitesse de vieillissement (en rouge lorsque l'agent vieilli, en bleu lorsqu'il rajeuni).

La quantité d'EO émise par chaque larve est donc importante, car elle est censée permettre à l'abeille de rester jeune, et même de rajeunir. Nous avons donc commencé par placer cette émission à EO_{Evap} (Voir eq. 3.3). De plus, les contacts étant assez bref, l'émission d'EO des larves doit permettre à une nourrice sollicitée de rester jeune malgré quelques temps de trajets. Ce dernier point porte une incertitude liée à l'émergence de ce comportement : la répartition des larves sur le cadre, les temps de trajets des nourrices entre les larves qui accepteront de la nourriture, l'aléatoire dans le trajet même que va choisir la nourrice etc. Nous avons donc décidé de placer l'émission des larves à $k * EO_{Evap}$, avec k un coefficient que nous allons trouver expérimentalement, qui sera forcément supérieur à 1. En effet, nous savons qu'en dessous les larves n'auront pas le pouvoir d'empêcher les nourrices de vieillir et de partir butiner par la suite. La question est donc de savoir, à quel point il doit être supérieur à 1.

3.3.4 Objectifs de calibration

Nous saurons que le coefficient k de l'émission d'EO des larves est juste lorsque, peu importe la quantité de larves, la proportion de nourrice par rapport aux butineuses sera globalement constante. Avec une émission trop importante, augmenter le nombre de larve va drastiquement augmenter le ratio de nourrices. Par exemple lors d'un essai, nous obtenions un ratio de 1 butineuse pour 1 nourrice avec 500 larves, mais presque 100% de nourrice pour 1000 larves. A l'inverse, lorsque trop peu de nourrices sont captées par le couvain, ce coefficient doit être augmenté.

Ensuite, il arrive qu'il faille diminuer la quantité d'EO émise par les larves, alors qu'elle est déjà trop faible pour un petit nombre de larves (ou vice versa). C'est ici le signal que l'intensité des effets de l'EO sur les adultes est à ajuster, en variant l'exposant de l'équation donnant HJ_{Red} (Eq 3.4). Ainsi, lorsque 500 larves maintiennent un ratio nourrices/butineuses correct mais faible, mais que 1000 retiennent trop de nourrice, c'est que l'EO a trop d'effet, il faut alors abaisser l'exposant de HJ_{Red} .

Nous avons gardé un exposant entier lorsqu'il est supérieur à 1, et de la forme $1/x$ (avec x entier) pour un exposant inférieur à 1.

Ce mécanisme par échange de phéromones est à la base de ce que nous cherchons à démontrer ici, et est profondément émergent, car dépendant des interactions entre tous nos agents, ce qui explique notre recours ici à un paramétrage expérimental. La méthodologie et les résultats de la calibration seront présentés et discutés dans le chapitre suivant.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons discuté de l'architecture logicielle du simulateur qui fait tourner notre première itération du modèle. Nos agents à l'intérieur de la colonie doivent se répartir deux tâches automatiquement, "Nourrir les larves" et "Butiner". Plusieurs couches d'abstraction nous offrent une grande modularité dans le développement, et l'utilisation de plusieurs *thread* d'exécution permet d'accélérer la simulation, nous permettant d'itérer plus confortablement sur le modèle. Nous avons ensuite décrit l'implémentation concrète du modèle de sélection et d'interruption de tâche, à partir de ce que nous avons pu construire au chapitre précédent : les seuils pour la physiologie de l'agent, modéliser les tâches en Activité ainsi qu'en Action, parfois démotivante etc. Nous avons aussi décrit l'implémentation du modèle physiologique simplifié de l'abeille adultes, ses glandes, hormones, phéromones et leurs influences mutuelles et sur le comportement de nos agents. Après calibration de certains paramètres émergents difficile à pré-calculer ou à estimer, nos agents devraient être capable de se répartir le travail sans contrôle central, et de manière dynamique, en s'adaptant aux changements d'environnement et de populations. Dans le chapitre suivant nous allons pouvoir nous intéresser à cette auto-organisation, comment la mesurer, est-elle satisfaisante ? Nous parlerons aussi de calibration expérimentale, amenée par le caractère émergent de beaucoup de paramètres à retrouver nous venant d'observation de colonies réelles.

ÉVALUATION DE L'IMPLÉMENTATION DE LA SIMULATION DE COLONIE D'ABEILLES

Après avoir modélisé puis construit notre modèle multi-agents et son simulateur, il est désormais temps d'en observer, interpréter puis valider (ou non) les résultats qu'ils nous donnent. Nous allons donc définir ce que nous attendons de ce modèle et sa calibration. Nous discuterons ensuite des résultats obtenus puis les interpréterons, afin d'en sortir notamment des perspectives d'améliorations.

4.1 Hypothèses et Calibration

4.1.1 Hypothèses de Validation

Nous avons mis en place deux grandes familles de vérifications, afin de cerner le problème sous plusieurs approches. La première approche vise à vérifier les capacités d'auto-organisation de notre modèle, elle consiste donc en plusieurs simulations aux paramètres identiques mais dont nous avons fait varier la situation initiale. La seconde approche vise à vérifier si notre modèle de la colonie arrive à reproduire les colonies réelles. Afin de mieux préciser cette deuxième vérification, pour l'instant très large, nous nous sommes concentrés sur un cas particulier de la vie d'une colonie : l'adaptation de la colonie suite à une division. une division est une opération apicole qui consiste à séparer une colonie dont la population a dépassé un certain seuil, afin de créer deux colonies. L'apiculteur doit alors faire de son mieux pour bien répartir les différentes populations sur les deux colonies. Les deux nouvelles colonies ainsi créées doivent alors faire face à un changement rapide d'environnement, et donc s'auto-organiser, afin de survivre cette épreuve.

Nous avons donc deux hypothèses principales :

- **H1** : Notre modèle de colonie d'abeilles virtuelle est capable d'auto-organisation.
- **H2** : Notre modèle est capable d'approcher les dynamiques de populations observés dans les colonies d'abeilles réelles.

Afin de valider **H1** nous avons simplifié le modèle de la colonie, afin d'obtenir un environnement plus stable, mettant mieux en valeur l'adaptation de nos agents. Ainsi, le cycle de vie n'était pas simulé : aucune naissance (et donc, pas de reine pour pondre), aucune mort de vieillesse. En revanche, les larves manquant de nourritures meurent de faim. Nous pouvions ainsi conserver un nombre d'ouvrières et de larves constant, faisant de ce fait mieux ressortir les différents ratio. Dans cette validation, la proximité avec la biologie de l'abeille n'est pas nécessaire, nous avons ainsi largement accéléré les phénomènes physiologiques de nos agents, ainsi que réduit le nombre d'agents pendant les simulations. Ceci nous a permis d'itérer plus confortablement. Valider **H1** consiste alors à observer un point d'équilibre dans les populations d'ouvrières, entre le nombre de butineuses et de nourrices. Il faut aussi que ce point d'équilibre dépende du nombre de larves présentes dans la colonie. Nous parlons alors de "ratio d'ouvrières par larve". Nous avons donc mis en place 5 scénario :

- **Scénario 1.1** : Répartition initiale aléatoire des âges avec 150 abeilles adultes et 150 larves.
- **Scénario 1.2** : 150 adultes et 150 larves mais toutes les abeilles adultes commencent très jeunes.
- **Scénario 1.3** : 150 adultes et 150 larves, mais toutes les abeilles adultes commencent âgées.
- **Scénario 1.4** : Répartition initiale aléatoire des âges avec 150 adultes et 50 larves.
- **Scénario 1.5** : Répartition initiale aléatoire des âge avec 150 adultes et 300 larves.

Afin de valider **H2**, nous avons mis en place une expérimentation dont nous parlerons bien plus tard dans la Section 6.4, dont une partie est dédiée à cette hypothèse. Nous avons montré des graphiques de populations de nos simulations à des apiculteurs de différents niveaux. Ils ont ensuite été invités à noter les évolutions de populations de 1 à 5, si elles étaient ou non, selon eux, cohérentes avec ce qu'ils auraient attendu d'une colonie réelle. Notre modèle est alors dans sa dernière version, avec cycle de vie et calibration au plus proche de la biologie. Comme énoncé plus tôt, les scénario présentés aux apiculteurs correspondaient à des colonies sortant tout juste de division, sans reine pondreuse¹ mais

1. En réalité la reine est présente dans la simulation, mais n'est autorisée à pondre qu'après avoir attendu un certain temps, correspondant au temps avant ponte d'une reine réelle après une division.

avec réserve de couvain. Nous avons ensuite pu faire varier la répartition des âges de la population de la nouvelle colonie. Nous en avons ainsi fait 4 scénario :

- **Scénario 2.1** : Répartition initiale avec seulement des abeilles adultes très jeunes.
- **Scénario 2.2** : Répartition initiale avec 50% d'abeilles adultes jeunes, et 50% d'abeilles adulte âgées.
- **Scénario 2.3** : Répartition initiale avec 100% d'abeilles adultes âgées.
- **Scénario 2.4** : Répartition initiale avec 50% d'abeilles adultes jeunes, et 50% d'abeilles adulte âgées, mais la reine ne commence pas à pondre en 30 jours, au lieu de 21.

Pour des raisons de temps de passage seulement les deux premiers ont été intégrés dans l'expérimentation. En effet, ces deux scénario présentent le plus d'intérêts : le troisième est très court et conduit à la perte de la colonie, et le quatrième n'est qu'une légère modification du second mais entraînant lui aussi la perte de la colonie. L'auto-organisation est donc beaucoup moins visible.

4.1.2 Calibration

La calibration du modèle pour les expériences visant à valider **H1** a été plus rapide et plus simple que la calibration du modèle complet, car nous ne cherchions pas à obtenir de résultat proche de la biologie, mais seulement retrouver l'auto-organisation. La méthode à tout de même été plus ou moins la même. En bon système complexe, nous avons à notre disposition une grande quantité de paramètres s'influant mutuellement de manières émergentes. Les deux principaux points de la calibration concernait les phéromones émisent par nos agents, ainsi que leurs effets sur ces mêmes agents. Notre objectif de calibration, comme détaillé plus tôt section 3.3.4, est de retrouver un équilibre des proportions entre les populations de couvain et de nourrices, avec le reste de la population se plaçant en butineuses. On remarque alors que l'objectif de la calibration est déjà, au final, de valider **H1**, le modèle est alors calibré pour répondre à l'hypothèse initiale. La question est en réalité légèrement différente : nous essayons de voir si l'espace offert par l'ensemble des paramètres du modèle nous permet d'atteindre une calibration pour laquelle le modèle réponds à l'hypothèse. Ce qui pose d'ailleurs d'autres soucis d'ordres pratiques : pendant la calibration, si nous n'arrivons pas à obtenir les résultats que nous souhaitons, est-ce parce que le modèle ne permet pas de les atteindre ou n'est-il seulement pas correctement calibré ?

Après une bonne quantité d'itérations sur le modèle complet, nous avons finis par

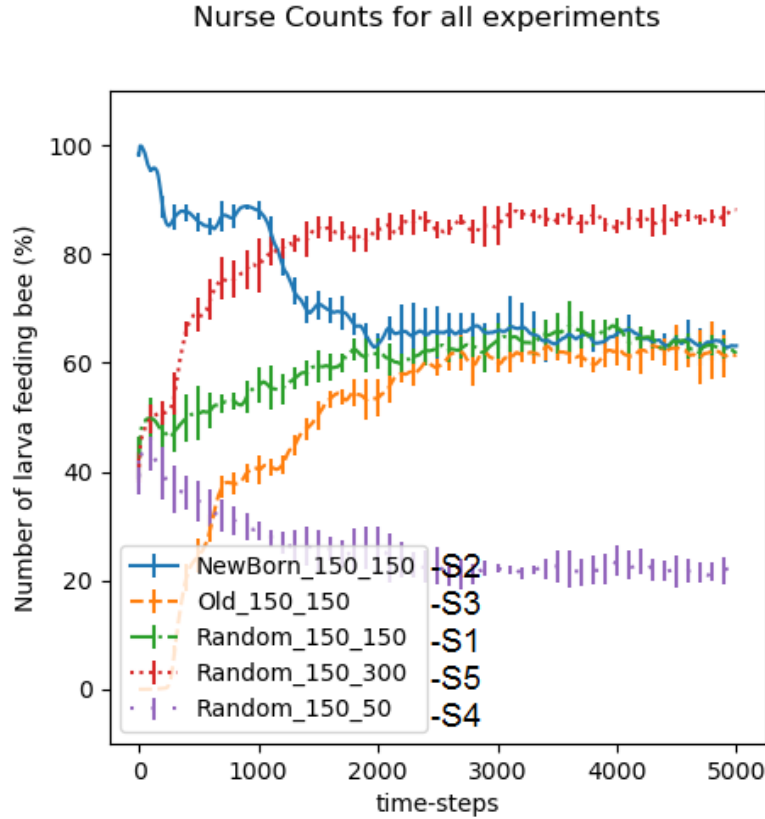


FIGURE 4.1 – Proportions de nourrices pour les 5 scénario visant à valider **H1**. Chaque scénario a été simulé 5 fois, les écarts-types sont visibles en barres verticales sur chacune des courbes.

positionner le coefficient n de l'intensité des phéromones à $n = \frac{1}{3}$ (equation 3.4), et le coefficient k de la quantité de phéromones émisent par les agents du couvain à $k = 2$ (section 3.3.3). Ces paramètres ont été ajustés pour une simulation démarrant avec 500 larves, 500 abeilles et une reine, sur deux faces de cadres. Nous avons réalisés quelques essais nous faisant penser que la calibration reste valide en changeant le nombre d'agents en présence ainsi que leur répartition spatiale, mais la question est vaste et pas si facilement répondue, plus de travaux devront donc être réalisés dans ce sens.

Nous allons pouvoir désormais aborder nos résultats, sous la forme de nombreuses courbes générées à partir de fichiers eux même générés pendant chaque simulation.

4.2 Résultats

4.2.1 Modèle à environnement constant

Le modèle à environnement constant, réalisé principalement pour vérifier la validité d'**H1**, comporte cinq scénarios détaillés plus tôt. Les résultats de ces scénarios sont décrits Figure 4.1, chacun de ses scénarios a été joué cinq fois, ainsi les écarts-types sont aussi présents sur la figure, on y observe :

- **Scénario 1.1 (S1)** : Répartition initiale uniforme des physiologies et ratio adultes/larves de 1. Au lancement de la simulation, 50% des adultes de la colonie sont des nourrices, du fait de notre initialisation. Nous observons ici une convergence en quelques milliers de pas de temps vers 60% d'agents effectuant un travail de nourrice, et donc environ 40% de butineuses.
- **Scénario 1.2 (S2)** : Répartition initiale des physiologies avec uniquement de jeunes adultes et ratio adultes/larves de 1. Au lancement de la simulation, 100% des adultes de la colonie sont des nourrices, du fait de notre initialisation. Nous observons ici la même convergence en quelques milliers de pas de temps vers ce même équilibre, 60% de nourrices.
- **Scénario 1.3 (S3)** : Répartition initiale uniforme des physiologies et ratio adultes/larves de 1. Au lancement de la simulation, 0% des adultes de la colonie sont des nourrices, toutes sont butineuses, du fait de notre initialisation. Nous observons à nouveau un équilibre à 60% de nourrices en un peu plus de 2000 pas de temps.
- **Scénario 1.4 (S4)** : Répartition initiale uniforme des physiologies et ratio adultes/larves de 1/3. Au lancement de la simulation, 50% des adultes de la colonie sont des nourrices, du fait de notre initialisation. Nous observons cette fois-ci un équilibre en un peu plus de 2000 pas de temps, mais à environ 20% de nourrices.
- **Scénario 1.5 (S5)** : Répartition initiale uniforme des physiologies et ratio adultes/larves de 2. Au lancement de la simulation, 50% des adultes de la colonie sont des nourrices, du fait de notre initialisation. L'équilibre est atteint un peu avant 2000 pas de temps, mais se situe cette fois-ci aux alentours de 85% de nourrices.

Le Tableau 4.1 reprend ces différents résultats de manière plus concise. Vous y trouverez, pour chaque scénario, le ratio adultes/larves ainsi que l'équilibre de répartition de travail atteint, donné en proportion de nourrices dans la population d'adultes de la colonie virtuelle.

Avant d'interpréter ces résultats, nous allons consulter les résultats du modèle complet

Scénario	Population Initiale	Nb Adultes par Larves	Équilibre
1.1	uniforme	1	60%
1.2	jeunes	1	60%
1.3	âgées	1	60%
1.4	uniforme	1/3	20%
1.5	uniforme	2	85%

TABLE 4.1 – Récapitulatif des différents scénario, leur ratio adultes par larves ainsi que leur valeur finale d'équilibre, en proportion de nourrices dans la colonie.

vis à vis d'**H1**, mais aussi de **H2**.

4.2.2 Modèle Complet, Division et Cycle de vie

Les Figures 4.2 et 4.3 présentent graphiquement respectivement les résultats des scénario 2.1 et 2.2. Sous la formes de différentes courbes de populations au court du temps, ces figures nous renseignent sur la vie de nos colonies virtuelles juste après une division, elle aussi virtuelle. Nous y observons les populations de nourrices, de butineuses, mais aussi de couvain ainsi que la population totale des adultes de la colonie, soit la sommes des nourrices et des butineuses. Dans ces simulations, des agents naissent et meurent régulièrement, ce qui rend la validation de **H1** moins triviale : le fameux ratio adultes par larves n'est pas constant, loin de la. Voici nos résultats :

Scénario 2.1 (Figure 4.2) : Répartition initiale des physiologies avec uniquement de très jeunes abeilles adultes, départ avec 500 adultes et 500 agents de couvain (1/3 d'œufs, 1/3 de larves et 1/3 de nymphes). Par ordre chronologique, nous observons à T0+11 (soit 11 jours après la division, et donc le début de la simulation) un important changement dans la répartition du travail, où le nombre de nourrices chute drastiquement au profit du nombre de butineuses. La quantité de couvain n'a de cesse de chuter jusqu'à T0+21 où il atteint zéro. La population totale cesse alors de croître. À T0+22, la reine commence sa ponte, le couvain repart à la hausse, mais le nombre de nourrices continue de chuter. Nous observons ensuite une chute de la population totale : les butineuses commencent à mourir de vieillesse. En effet, la reine vient seulement de recommencer à pondre. La population repart à la hausse à T0+43, lorsque les premières pontes de la reine émergent enfin, venant renforcer le faible contingent de nourrices. Enfin, à T0+58, nous observons à nouveau un transfert de répartition du travail : la population de nourrices qui croit alors très rapidement, va voir nombre de ses agents partir butiner. La population de nourrice

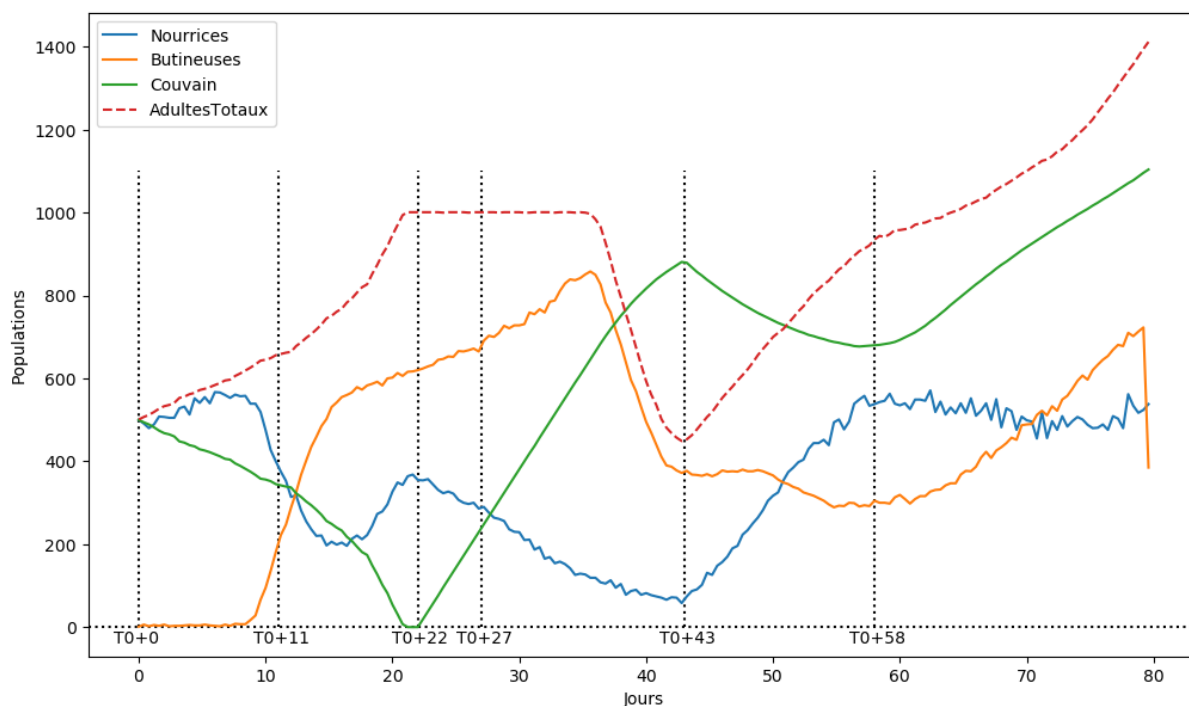


FIGURE 4.2 – Les différentes populations de la colonie après la division du Scénario 2.1.

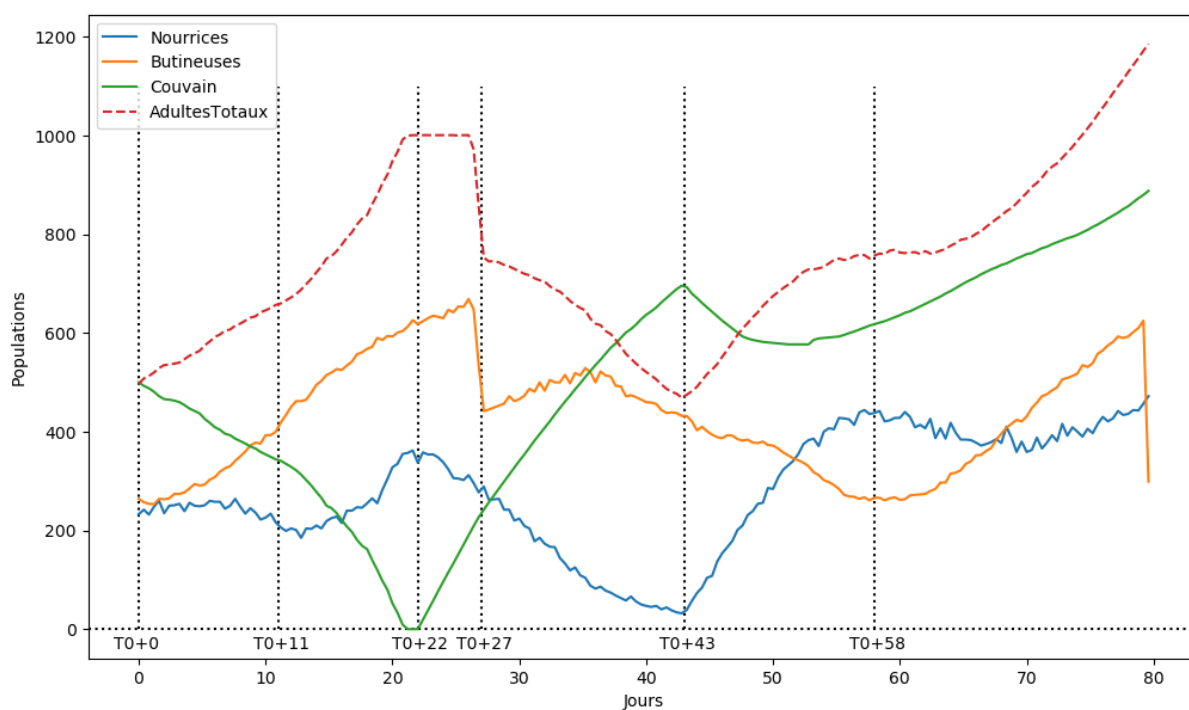


FIGURE 4.3 – Les différentes populations de la colonie après la division du Scénario 2.2.

Scénario	Moyennes	Ecart-types	Notes Individuelles (1-5)														
2.1	3.93	0.77	4	3	3	4	4	2	5	4	4	4	4	5	4	5	4
2.2	3.93	1.06	4	4	4	4	5	4	1	4	5	2	4	5	4	5	4

TABLE 4.2 – Résultats de l'expérimentation auprès de quelques apiculteurs concernant la cohérence des variations de populations de nos simulations par rapports aux colonies réelles.

se stabilise ensuite jusqu'à la fin de la simulation, 80 jours après la division, alors que le couvain augmente en permanence.

Scénario 2.2 (Figure 4.3) : Répartition initiale des physiologies uniforme, départ avec 500 adultes et 500 agents de couvain (1/3 d'œufs, 1/3 de larves et 1/3 de nymphes). Nous observons une population constante de nourrices, aidée par les émergences du couvain, et une population de butineuses croissante. La population de nourrices décrit alors un pic à T0+22, au moment où les dernières nymphes émergent, alors que la reine commence à pondre. À T0+27, les butineuses déjà présentent au début de la simulation meurent déjà de vieillesse. La progression suit ensuite de très près la chronologie du scénario précédent, avec une population globale légèrement plus faible.

Nous avons ensuite pu présenter ces deux courbes à des apiculteurs au cours d'une journée d'expérimentations organisée entre l'UBO, l'IMT-Atlantique et le GDSA29. Le Tableau 4.2 récapitule les réponses qu'ont donnés les participants à la question " *L'évolution de la population de la colonie vous semble-t-elle cohérente avec la façon dont la division a été réalisée ?* ", tour à tour pour les Figures 4.2 et 4.3. Les deux scénarios obtiennent alors la même note moyenne de 3.93 ainsi que la même médiane à 4, mais les écarts-types diffèrent, respectivement 0.77 et 1.06.

4.3 Interprétation et Perspectives d'Améliorations

Nous allons désormais comparer nos résultats à nos hypothèses, évaluer les écarts ainsi que les biais, et parler d'éventuelles perspectives d'améliorations, tant du côté que simulation que du côté évaluation.

Nous nous intéressons ici à notre première hypothèse, sobrement appelée **H1**, que nous rappelons :

H1 : Notre modèle de colonie d'abeilles virtuelle est capable d'auto-organisation.

Une première version du modèle, appelée version "à environnement constant" (car

elle conserve les niveaux de populations sur toute la durée de la simulation) nous sert principalement à vérifier cette hypothèse. Ses cinq scénarios, manipulant les conditions initiales ainsi que les rapports de populations permettent de faire ressortir les capacités d'adaptation de notre modèle. Ainsi, comme récapitulé dans le Tableau 4.1, on note que la répartition initiale de la physiologie de nos agents n'influe pas sur l'équilibre de la répartition des tâches entre eux. Le ratio adultes / larves en revanche semble être le facteur directeur de l'équilibre. Plus il y a de larves par agents adultes, plus ces derniers seront nombreux à effectuer un travail de nourrice. Ainsi, nous pouvons dire que notre modèle valide **H1** : nos agents se répartissent correctement les tâches selon les besoins de l'environnement, ici plus ou moins de larves.

Nous pouvons nous intéresser à ce qu'apporte les scénarios 2.1 et 2.2 en ce qui concerne cette première hypothèse. En effet, la calibration "temps réel", sans les accélérations physiologiques présentent dans le modèle environnement constant, ainsi que le cycle de vie apporte des nouveautés. La répartition du travail est toujours visible, mais le cycle de décision des agents est plus long. En effet, une abeille nourrice décidant de devenir butineuse va devoir attendre quelques jours que ses glandes soient en état (attendre que son niveau d'HJ soit assez élevé). Ce délai influe la réactivité des agents, mais représente plus fidèlement la réalité. Les scénarios 2.1 et 2.2 dans leurs figures respectives 4.2 et 4.3, présentent tout deux à T0+22 des répartitions de populations identiques, avec environ 350 nourrices et 600 butineuses, alors que les conditions initiales sont différentes. Ceci est un pas vers la vérification d'**H1** sur le modèle complet. Les suites de ces deux scénarios diffèrent car la reine ajuste sa vitesse de ponte en fonction de la population de la colonie, et que dans le scénario 2.2, les butineuses meurent beaucoup plus tôt, ralentissant plus rapidement la vitesse de ponte.

Il est toutefois étonnant de constater le temps que les nourrices continuent de devenir butineuses entre T0+22 et T0+43, alors que la population du couvain explose. Les premières larves ont besoin de soin aux alentours de T0+25 (après 3 jours en tant qu'œuf), il est donc très étonnant que la population de nourrices ne se stabilise pas. Une des raisons auxquelles nous pensons, et que nous avons déjà évoquée dans ce manuscrit, est l'absence des receveuses. Les receveuses agissent comme une intermédiaire systématique entre les butineuses et les nourrices, permettant ainsi aux butineuses, plus âgées, de mieux ralentir la production d'HJ de leurs jeunes compatriotes. Sans cet effet, la proportion de nourrice par rapport aux butineuses peut être très faible, alors qu'en réalité, il n'est jamais observé

de colonie avec si peu de nourrices.

Nous allons désormais pouvoir nous intéresser à notre deuxième hypothèse, **H2**, qui énonce :

H2 : Notre modèle est capable d'approcher les dynamiques de populations observés dans les colonies d'abeilles réelles.

D'après les retours donnés par les apiculteurs, avec une médiane à 4 sur 5 lorsque nous leur avons demandé de juger de la cohérence des évolutions de populations comparés à leur connaissances pratiques, nous pouvons dire qu'**H2** est validée. Pas parfaite, pour les quelques raisons que nous avons évoquées juste au dessus. Il nous a aussi été pointé que si les dynamiques semblent bonnes, la quantité n'est pas du tout respectée. En effet, les colonies d'abeilles comptent régulièrement jusqu'à 50 000 individus, ce qui est bien loin de nos 1000 individus. Il sera donc intéressant, à l'avenir et maintenant que la dynamique est validée, d'essayer d'augmenter drastiquement le nombre d'individu, afin d'observer si la calibration ainsi que ses propriétés sont toujours valident ou si elles ne passent pas à l'échelle. La calibration ne fonctionne peut être qu'avec un nombre réduit d'agents. En effet, la répartition spatiale peut avoir un impact très important sur l'émergence des propriétés d'auto-organisation.

Lors de nos premiers essais préliminaires sur de très grand nombre d'agents, nous observions dans nos simulations un "embouteillage" d'abeilles, où les agents se bloquent tellement entre eux que leur navigation devient impossible. Il est peut être possible de régler ce soucis en gérant différemment les déplacements, mais il sera peut être nécessaire de changer d'approche quant à la spatialisation des agents dans la ruche et sur les cadres.

Conclusion

ETAT DE L'ART : SIMULATION MULTI-AGENTS ET ENVIRONNEMENTS IMMERSIFS

5.1 SMA : Recréer et comprendre des systemes complexes existants par l'interaction

Comprendre les mécanismes, créer un modèle puis évaluer l'impact des différents paramètres sur l'évolution du comportement du système.

5.2 Manipuler et observer ces systèmes complexes

Systèmes en général non immersif, on s'arrête à la RA, et [de ce que j'ai vu], sans utilisation d'interacteurs tangibles. Comment mieux comprendre un système complexe : Environnement immersif et interacteurs tangibles. Ruche, cadre et connaissances apicoles.

5.3 DataViz

Comment visualiser de grande quantité de données, les données micro.

5.4 Interaction / visu immersive pour comprendre

Environnement immersif

5.5 Interaction tangible

Interacteurs tangibles

Conclusion

PROPOSITION VISU INTERACTION

Notre proposition

6.1 Interaction Immersive avec Manettes

Manipulation des cadres avec les manettes

6.2 Interaction Immersice ET tangible

L'apport et les contraintes du tangible (qu'il faut encore définir) pour la manipulation des cadres

6.3 Visualisation : Graph3D sur l'état interne de la colonie

Le graph3D et les information qu'il apporte

6.4 Résultats/Évaluation Visualisation Interactive proposée

Conclusion

CONCLUSION

Comment l'ensemble se comporte et avis critique sur la totalité. Notamment le modèle multi agent simplifié qui apporte une quantité gigantesque de biais.

Discussions

Perspectives

Tout est possible, pousser le modèle de l'abeille de la simulation, pousser le domaine tangible avec peut être un cadre manette (un cadre avec un ou deux boutons?)

Conclusion

C'était cool

Rideau

clapclapclapclapclapclapclapclapclapclapclap

BIBLIOGRAPHIE

- [1] W. AGASSOUNON, A. MARTINOLI et R. GOODMAN. « A scalable, distributed algorithm for allocating workers in embedded systems ». In : *2001 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. e-Systems and e-Man for Cybernetics in Cyberspace (Cat.No.01CH37236)*. IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetics. T. 5. Tucson, AZ, USA : IEEE, 2001, p. 3367-3373. ISBN : 978-0-7803-7087-6. DOI : 10.1109/ICSMC.2001.972039. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/972039/> (visité le 02/04/2021).
- [2] Gianluca BALDASSARRE et Marco MIROLI. *Intrinsically Motivated Learning in Natural and Artificial Systems*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2013. ISBN : 978-3-642-32374-4 978-3-642-32375-1. DOI : 10.1007/978-3-642-32375-1. URL : <http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-32375-1> (visité le 07/11/2019).
- [3] Eric BONABEAU, Marco DORIGO et Guy THERAULAZ. *From Natural to Artificial Swarm Intelligence*. New York, NY, USA : Oxford University Press, Inc., 1999. ISBN : 978-0-19-513158-1.
- [4] Eric BONABEAU, Guy THERAULAZ et Jean-Louis DENEUBOURG. « Quantitative Study of the Fixed Threshold Model for the Regulation of Division of Labour in Insect Societies ». In : *Proceedings : Biological Sciences* 263.1376 (1996), p. 1565-1569. URL : <http://www.jstor.org/stable/50403>.
- [5] R. BROOKS. « A robust layered control system for a mobile robot ». In : *IEEE Journal on Robotics and Automation* 2.1 (1986), p. 14-23. ISSN : 0882-4967. DOI : 10.1109/JRA.1986.1087032. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/1087032/> (visité le 18/01/2020).
- [6] Vincent A CICIRELLO et Stephen F SMITH. « Wasp-like Agents for Distributed Factory Coordination ». In : (2004), p. 30.

-
- [7] Miquel CORNUDELLA, Paul VAN EECKE et Remi van TRIJP. « How Intrinsic Motivation can Speed Up Language Emergence ». In : European Conference on Artificial Life 2015. The MIT Press, 20 juill. 2015, p. 571-578. ISBN : 978-0-262-33027-5. DOI : 10.7551/978-0-262-33027-5-ch100. URL : <https://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/978-0-262-33027-5-ch100> (visité le 12/11/2019).
- [8] Mihaly CSIKSZENTMIHALYI. *Finding flow : The psychology of engagement with everyday life*. Basic Books, 1997.
- [9] Anna DORNHAUS et al. « Task Selection in Honeybees - Experiments Using Multi-Agent Simulation ». In : (), p. 13.
- [10] Alexis DROGOUL et Jacques FERBER. « Multi-agent simulation as a tool for modeling societies : Application to social differentiation in ant colonies ». In : *Artificial Social Systems*. Sous la dir. de Cristiano CASTELFRANCHI et Eric WERNER. Réd. par J. G. CARBONELL et al. T. 830. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 1994, p. 2-23. ISBN : 978-3-540-58266-3 978-3-540-48589-6. DOI : 10.1007/3-540-58266-5_1. URL : http://link.springer.com/10.1007/3-540-58266-5_1 (visité le 14/01/2020).
- [11] Nigel R FRANKS et Chris TOFTS. « Foraging for work : how tasks allocate workers ». In : *Animal Behaviour* 48.2 (1994), p. 470-472.
- [12] Frederick W. P. HECKEL, G. Michael YOUNGBLOOD et Nikhil S. KETKAR. « Representational complexity of reactive agents ». In : *Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*. 2010 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games (CIG). Copenhagen, Denmark : IEEE, août 2010, p. 257-264. ISBN : 978-1-4244-6295-7. DOI : 10.1109/ITW.2010.5593345. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/5593345/> (visité le 18/01/2020).
- [13] Konrad LORENZ et Jeanne ETORÉ. *Les fondements de l'éthologie*. Flammarion Paris, 1984.
- [14] Pattie MAES. « The agent network architecture (ANA) ». In : *ACM SIGART Bulletin* 2.4 (1^{er} juill. 1991), p. 115-120. ISSN : 01635719. DOI : 10.1145/122344.122367. URL : <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=122344.122367> (visité le 12/11/2019).

-
- [15] Shaghayegh ROOHI et al. « Review of Intrinsic Motivation in Simulation-based Game Testing ». In : *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems - CHI '18*. the 2018 CHI Conference. Montreal QC, Canada : ACM Press, 2018, p. 1-13. ISBN : 978-1-4503-5620-6. DOI : 10.1145/3173574.3173921. URL : <http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=3173574.3173921> (visit   le 12/11/2019).
- [16] T SCHMICKL et K CRAILSHEIM. « TaskSelSim : a model of the self-organization of the division of labour in honeybees ». In : *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems* 14.2 (2008), p. 101-125.
- [17] Thomas SCHMICKL et Karl CRAILSHEIM. « Analysing honeybees' division of labour in broodcare by a multi-agent model ». In : (2008), p. 9.
- [18] J  rgen SCHMIDHUBER. « Formal Theory of Creativity, Fun, and Intrinsic Motivation (1990–2010) ». In : *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development* 2.3 (sept. 2010), p. 230-247. ISSN : 1943-0604, 1943-0612. DOI : 10.1109/TAMD.2010.2056368. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/5508364/> (visit   le 15/11/2019).
- [19] G. THERAULAZ, E. BONABEAU et J.-L. DENEUBOURG. « Response threshold reinforcements and division of labour in insect societies ». In : *Proceedings of the Royal Society B : Biological Sciences* 265.1393 (22 f  v. 1998), p. 327-332. ISSN : 0962-8452. DOI : 10.1098/rspb.1998.0299. URL : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1688885/> (visit   le 02/10/2019).
- [20] Edward O. WILSON. « The relation between caste ratios and division of labor in the ant genus *Pheidole* (Hymenoptera : Formicidae) ». In : *Behavioral Ecology and Sociobiology* 16.1 (nov. 1984), p. 89-98. ISSN : 0340-5443, 1432-0762. DOI : 10.1007/BF00293108. URL : <http://link.springer.com/10.1007/BF00293108> (visit   le 07/07/2021).

Titre : Visualisation et Interactions avec une colonie d'abeilles virtuelle : simulation, complexité et pédagogie.

Mot clés : de 3 à 6 mots clefs

Résumé : Eius populus ab incunabulis primis ad usque pueritiae tempus extremum, quod annis circumcluditur fere trecentis, circummuran pertulit bella, deinde aetatem ingressus adultam post multiplices bellorum aerumnas Alpes transcendit et fretum, in iuvenem erectus et virum ex omni plaga quam orbis ambit inmensus, reportavit laureas et triumphos, iamque vergens in senium et nomine solo aliquotiens vincens ad tranquilliora vitae discessit. Hoc immaturo interitu ipse quoque sui peritaeus excessit e vita aetatis nono anno atque vicesimo cum quadriennio imperasset. natus apud Tuscos in Massa Vetrernensi, patre Constantio Constantini fratre imperatoris, matreque Galla. Thalassius vero

ea tempestate praefectus praetorio praesens ipse quoque adrogantis ingenii, considerans incitationem eius ad multorum augeri discrimina, non maturitate vel consiliis mitigabat, ut aliquotiens celsae potestates iras principum molliverunt, sed adversando iurgandoque cum parum congrueret, eum ad rabiem potius evibrabat, Augustum actus eius exaggerando creberrime docens, idque, incertum qua mente, ne lateret adfectans. quibus mox Caesar acrius efferatus, velut contumaciae quoddam vexillum altius erigens, sine respectu salutis alienae vel suae ad vertenda opposita instar rapidi fluminis irrevocabili impetu ferebatur. Hae duae provinciae bello quondam piratico catervis mixtae praedonum.

Title: Visualisation and Interactions with a virtual honey bee colony : simulation, complexity and pedagogy

Keywords: de 3 à 6 mots clefs

Abstract: Eius populus ab incunabulis primis ad usque pueritiae tempus extremum, quod annis circumcluditur fere trecentis, circummuran pertulit bella, deinde aetatem ingressus adultam post multiplices bellorum aerumnas Alpes transcendit et fretum, in iuvenem erectus et virum ex omni plaga quam orbis ambit inmensus, reportavit laureas et triumphos, iamque vergens in senium et nomine solo aliquotiens vincens ad tranquilliora vitae discessit. Hoc immaturo interitu ipse quoque sui peritaeus excessit e vita aetatis nono anno atque vicesimo cum quadriennio imperasset. natus apud Tuscos in Massa Vetr-

ernensi, patre Constantio Constantini fratre imperatoris, matreque Galla. Thalassius vero ea tempestate praefectus praetorio praesens ipse quoque adrogantis ingenii, considerans incitationem eius ad multorum augeri discrimina, non maturitate vel consiliis mitigabat, ut aliquotiens celsae potestates iras principum molliverunt, sed adversando iurgandoque cum parum congrueret, eum ad rabiem potius evibrabat, Augustum actus eius exaggerando creberrime docens, idque, incertum qua mente, ne lateret adfectans. quibus mox Caesar acrius efferatus, velut contumaciae quoddam vexillum altius erigens, sine re-

spectu salutis alienae vel suae ad vertenda petu ferebatur. Hae duae provinciae bello
opposita instar rapidi fluminis irrevocabili im- quondam piratico catervis mixtae praedonum.