

Une architecture mixte agent/environnement pour le calcul de la dynamique des émotions

Julien Saunier^a Hazaël Jones^b
julien.saunier@ifsttar.fr hazael.jones@lip6.fr

^aUniversité Paris Est, LEPSiS, IFSTTAR,
58 Bld Lefèbvre, 75015 Paris, France

^bLaboratoire d'Informatique de Paris 6 (LIP6) - Université Pierre et Marie Curie (UPMC),
4 place Jussieu, 75005 Paris

Résumé

La simulation de comportements humains nécessite la prise en compte des émotions au sein du processus de décision. Récemment, la thématique de la contagion émotionnelle a émergé pour expliquer un certain nombre de phénomènes collectifs émergents, tels que les comportements de foule ou l'efficacité de groupes dans la résolution de tâches. Dans cet article, nous proposons l'architecture MA/SDEC pour la gestion de l'ensemble des dynamiques émotionnelles. Une émotion évolue grâce à trois influences : la perception d'événements, la dynamique temporelle et la contagion émotionnelle. Dans une approche d'agent incarné, la première influence est sous la responsabilité de l'esprit de l'agent, la seconde sous celle de son corps, et la troisième sous celle de l'environnement. Ensuite, nous proposons une formule de calcul de la contagion émotionnelle pour les cas où la topologie sociale des agents est inconnue. Finalement, nous donnons les résultats d'expérimentations pour valider le modèle et le calibrer.

Mots-clés : *Simulation, Emotions, Contagion émotionnelle, Architecture, Environnement*

Abstract

Human and animal behaviour simulation has to take into account the role of emotions in the decision process. Recently, the topic of emotional contagion has emerged to explain a number of emerging collective phenomena such as crowds or the groups efficiency in task solving. In this article, we propose the MA/SDEC architecture to manage all the emotion dynamics. Emotions evolve in function of three influences : punctual events, temporal dynamics and external influences. In an embodied agent approach, the first is the responsibility of the agent's mind, the second of the agent's body, and the third of the environment. Then, we propose a specific emotion contagion formula for the case where the social topology of the agents is unknown. Fi-

nally, we show the results of several experiments to validate the model and calibrate it.

Keywords: *Simulation, Emotions, Emotional contagion, Architecture, Environment*

1 Introduction

Pour reproduire fidèlement la réalité, la simulation de comportements humains et animaux nécessite la prise en compte des émotions au sein du modèle de décision [2, 14]. Les émotions ont un impact sur l'ensemble du cycle de l'agent : perception, décision et action sont orientés par l'état émotionnel de l'agent. Dans cet article, nous nous intéressons au calcul des émotions des agents, et plus précisément aux différentes influences générant leur état émotionnel.

Récemment, la thématique de la contagion émotionnelle a émergé pour expliquer un certain nombre de phénomènes collectifs, tels que les comportements de foule [13] ou l'efficacité de groupes dans la réalisation de tâches [1]. Le comportement collectif n'est pas un simple agrégat de comportements individuels indépendants [16], en particulier à cause de la capacité humaine à synchroniser son état émotionnel avec celui de ses congénères. Ce phénomène prend place grâce à deux mécanismes : l'empathie [18] et la contagion émotionnelle [1]. L'empathie est un phénomène cognitif, la "faculté intuitive de se mettre à la place d'autrui, de percevoir ce qu'il ressent"¹. A l'inverse, la contagion émotionnelle est un phénomène réactif désignant "un processus par lequel une personne ou un groupe de personnes influence les émotions ou le comportement d'une autre personne ou d'un autre groupe par l'induction consciente ou inconsciente d'états émotionnels et d'attitudes comportementales" [21]. Si l'évaluation de l'état émotionnel d'un agent en fonction de

1. Dictionnaire Larousse.

sa perception a été étudié de façon extensive dans la littérature (voir par exemple [10, 22]), la contagion émotionnelle n'a pas bénéficié de la même attention [3, 5, 9] et laisse un certain nombre de questions ouvertes : (i) Quelle architecture multi-agents pour mettre en place des simulations d'agents émotionnels, (ii) comment simuler des foules désorganisées (par opposition à des groupes dans lesquels les relations sont connues), et (iii) comment équilibrer les dynamiques émotionnelles internes et externes ?

Concernant le point (i), les travaux sur la simulation de contagion émotionnelle au sein d'un groupe n'explicitent pas quelle(s) partie(s) du système gère(nt) les différentes influences. Nous proposons une architecture hybride dans laquelle une partie des dynamiques émotionnelles est déléguée à l'environnement multi-agents, en respectant les mécanismes réels sous-jacents.

Sur le point (ii), les travaux antérieurs s'appuient sur une hypothèse forte : les membres d'un groupe et leurs relations sociales sont connues. Cependant, dans des foules désorganisées ou dans des situations où les participants ne se connaissent pas, les groupes et les relations sociales ne pré-existent pas et émergent des interactions entre agents. Dans ce cas, nous proposons d'utiliser la topologie physique, dérivée de travaux sur les interactions indirectes, pour permettre la formation de groupes en levant les autres pré-requis.

Enfin, concernant la calibration des dynamiques des émotions (iii), les agents possèdent aussi une dynamique interne des émotions. Cette dynamique est fondée sur l'évaluation des événements perçus et un facteur temporel de stabilisation. Il est donc nécessaire d'équilibrer ces effets et ceux de la contagion émotionnelle pour que les trois dynamiques puissent s'exprimer.

En section 2, nous approfondissons les motivations de notre architecture de gestion des dynamiques émotionnelles. En section 3, nous introduisons l'architecture, MA/SDEC (*Mixed Agent/Social Dynamics for Emotion Computation*), ainsi que nos formules de calcul de l'émotion. En section 4, nous donnons les résultats d'expérimentations pour valider notre modèle à l'échelle d'un groupe, puis montrer ses propriétés et le calibrer pour des simulations de plus grande taille. Enfin nous discutons notre approche et proposons quelques perspectives en section 5.

2 Emotion, environnement et agents incarnés

Les émotions évoluent en fonction de trois influences [8] : les événements ponctuels, la dynamique temporelle et la contagion émotionnelle. Traditionnellement en modélisation agent, l'ensemble des processus est intégré dans l'architecture de l'agent, voir par exemple [10, 22]. Si l'évaluation cognitive de l'impact des événements ponctuels fait nécessairement partie du processus de l'agent, nous proposons de décentraliser les autres processus dans le corps logiciel de l'agent et dans l'environnement.

La notion d'environnement explicite a longtemps été associée au paradigme des agents réactifs, mais des travaux [26] ont montré les avantages de l'exploitation de cette abstraction dans le cadre général des SMA. Ces travaux mettent en exergue la délégation d'un certain nombre de responsabilités des agents vers l'environnement. En particulier, celui-ci peut être en charge de médiatiser une partie de l'état de l'agent. Dans la même logique, on peut considérer que l'agent est constitué de deux parties : son esprit et son corps (lequel peut éventuellement être un corps logiciel, *i.e.* non physique mais fonctionnellement séparé de l'agent) [19]. Il s'agit alors d'agents incarnés. L'esprit contient le processus décisionnel de l'agent et est autonome. Le corps est influencé par l'esprit, mais régulé par l'environnement. Cela correspond au fonctionnement humain : celui qui décide de se téléporter en sera empêché par son corps et son environnement. En pratique, cela signifie que l'accès à l'état du corps de l'agent est régulé par l'environnement, y compris pour l'agent lui-même. Pour le calcul des émotions, nous proposons ainsi que la perception émotionnelle des événements soit sous la responsabilité de l'esprit de l'agent, la dynamique temporelle sous celle de son corps et la contagion émotionnelle sous celle de l'environnement.

L'évaluation des émotions générées par un percept est le résultat d'un double processus intuitif (*appraisal*) et cognitif² [20]. Le premier est semi-automatique, il représente le changement affectif immédiat résultant d'un percept et concerne les émotions dites primaires (telles que le plaisir ou la peur). Le second est une évaluation cognitive, qui dérive de la cohérence entre les croyances, les buts et les percepts de

2. Certains auteurs appellent *appraisal* l'ensemble du processus, par exemple [10]. Cependant, même dans ce cas, la majorité des auteurs considère les deux facettes du processus.

l'agent et les émotions qu'il ressent, il concerne les émotions à la fois primaires et secondaires. Cette évaluation est interne.

Comme nous l'avons mentionné dans l'introduction, l'empathie [18] et la propagation émotionnelle sont nécessaires pour l'apparition de comportements collectifs cohérents. Si l'empathie et plus généralement la conscience des autres nécessitent une représentation symbolique de l'autre et de ses activités, Hatfield *et al.* [11] ont montré que la contagion émotionnelle se déroulait à un niveau de conscience significativement plus bas que l'empathie, via des processus automatiques non contrôlés.

Un certain nombre de membres de la communauté multi-agents considère qu'une telle modélisation enfreint le principe d'autonomie de l'agent. Nous pensons au contraire qu'elle permet de séparer clairement ce qui est du ressort de chaque élément du système, en se fondant sur les mécanismes intervenant dans le monde réel. L'agent (ou l'humain) étant toujours situé dans un environnement (logiciel, réel ou simulé), il n'en est jamais indépendant au sens strict.

Pour évaluer l'autonomie des agents dans le cadre de notre proposition, nous reprenons la définition de l'autonomie de Castelfranchi [7], qui considère l'autonomie comme l'état de dépendance d'un agent vis-à-vis des autres éléments du système en fonction d'un but, d'une fonction ou d'une action. Concernant l'*autonomie non-sociale*, i.e. vis-à-vis de l'environnement, l'agent est autonome en terme de gestion et génération de ses états internes et de ses buts. Il est également autonome dans le sens où il peut diriger son attention au sein de l'environnement. En revanche, il est dépendant de l'environnement pour une partie inconsciente/automatique de son processus émotionnel, et pour l'état de son corps logiciel. En effet, dans la mesure où l'être humain ne possède qu'un contrôle limité sur ses propres émotions du fait de leur aspect automatique [11], nous considérons que l'environnement régule les accès à l'état émotionnel de l'agent de la même façon que le corps maintient automatiquement une dynamique temporelle et des réponses physiologiques à l'état des autres agents. L'agent est également dépendant de l'environnement pour la réalisation des actions qu'il tente d'effectuer. Cette notion est classique pour les agents situés [26] : l'agent influence son environnement, mais ce dernier décide si et dans quelle mesure cette action est réussie en fonction d'un ensemble de règles de fonctionnement.

3 L'architecture MA/SDEC

Le modèle d'architecture MA/SDEC (*Mixed Agent/Social Dynamics for Emotion Computation*) définit les mécanismes globaux pour le calcul des émotions et de leur dépendances. MA/SDEC décrit les dynamiques et responsabilités de chaque composant du système multi-agent, mais ne repose pas sur une représentation particulière des émotions et de la personnalité.

3.1 La dynamique émotionnelle

Nous choisissons de représenter les émotions dans un intervalle $[-1, 1]$. Pour chaque émotion e , la formule de mise à jour est composée de trois termes indépendants représentant les trois façons dont l'émotion peut évoluer :

$$e_{t+1} = e_t + \Psi(b, i, p, e) + \Phi(p, e) + \Omega(p, e)$$

avec

- b, i, p : croyances, intentions et personnalité de l'agent,
- $\Psi(b, i, p, e)$ la dynamique liée à la perception des événements : les émotions évoluent en fonction des stimuli et de l'état interne de l'agent,
- $\Phi(p, e)$ la dynamique temporelle : les émotions ont tendance à décroître vers un équilibre en fonction des traits de personnalité de l'agent,
- $\Omega(p, e)$ la contagion émotionnelle : les émotions varient en fonction des autres agents et de la sensibilité de l'agent.

Dans les sections qui suivent, nous détaillons chacune de ces dynamiques.

3.2 Dynamique liée aux évènements

La figure 1 représente une architecture agent générique gérant les émotions. Un exemple d'architecture compatible est exposé dans [15]. L'agent obtient de nouvelles informations (perception, messages) de l'environnement. Ces nouvelles informations génèrent immédiatement des émotions, gérées par le corps de l'agent, à partir d'une première fonction de mise à jour. Ensuite, l'agent change ses croyances en fonction de ses émotions. La sélection des désirs et des intentions est similaire au modèle BDI, mis à part la prise en compte de l'influence des émotions. Une fois que les intentions sont sélectionnées, l'agent met à jour ses émotions grâce à une seconde fonction de mise à jour. Si cette mise à jour modifie son état émotionnel, l'agent

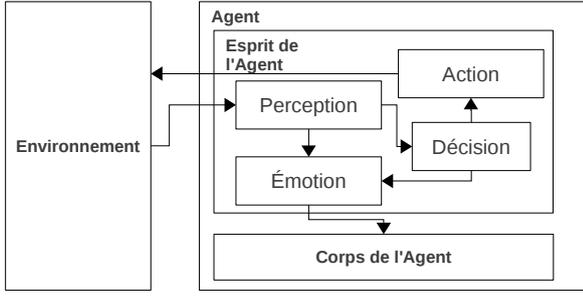


FIGURE 1 – Architecture agent.

remet à jour ses croyances, ses désirs et ses intentions en conséquence. Enfin, il planifie ses actions et exécute son nouveau plan.

La fonction de mise à jour des émotions est définie ainsi :

$$\Psi : B \times I \times P \times E \rightarrow E$$

avec B l'ensemble des croyances, I l'ensemble des intentions, P l'ensemble des personnalités et E l'ensemble des émotions.

3.3 La dynamique temporelle interne

Les dynamiques temporelles internes sont impulsées par l'agent lui-même ou par l'environnement. Par contre, celle-ci se déroulant au sein du corps de l'agent, elle sera contrôlée par l'environnement pour conserver la cohérence des règles du système. Elles représentent la tendance des émotions à se stabiliser dans le temps.

Plusieurs auteurs ont observé que l'intensité des émotions tend à décroître dans le temps, soit vers un état neutre [25], soit vers un niveau émotionnel de base [5, 20] qui dépend de la personnalité de l'agent. Puisque cette dynamique dépend du modèle de représentation des émotions, elle a rarement été explicitée dans la littérature. Par exemple, dans [8], les émotions sont tri-modales $\{-1, 0, 1\}$ et le paramètre de décroissance de l'émotion correspond au nombre de pas nécessaires à un retour à l'état neutre si aucun événement ne se produit. Pour les émotions représentées dans l'intervalle $[-1, 1]$, nous proposons la formule suivante :

$$\Phi : P \times E \rightarrow E$$

$$\Phi(p, e) = (1 - \alpha_e)e_{base} + (\alpha_e - 1)e_t$$

avec e_{base} le niveau émotionnel de base dépendant de la personnalité, e_t le niveau de l'émotion et α_e la vitesse de décroissance de l'émotion e . La même formule gère les dynamiques de toutes les émotions.

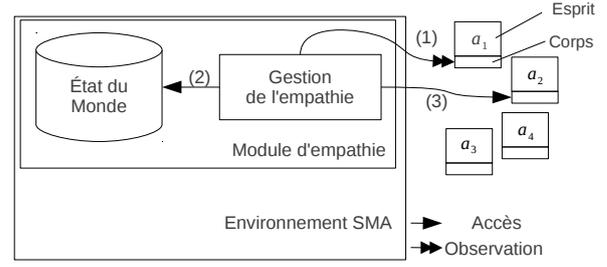


FIGURE 2 – Module de propagation de la contagion émotionnelle de l'environnement et interaction avec les agents.

3.4 La contagion émotionnelle

La propagation des émotions permet aux agents d'être influencés par les états d'autres agents. La proximité spatiale et/ou psychologique est nécessaire pour que la propagation de l'émotion se produise.

Les dynamiques externes sont gérées à partir de la fonction de gestion de la perception de l'environnement multi-agent [26], afin de donner la bonne information aux bons agents.

Le module de gestion de la propagation des émotions est dans l'environnement multi-agent (Figure 2). Il met à jour cycliquement les états des corps des agents. Il obtient (1) l'état courant de l'agent, ici a_1 . Il met à jour (2) cet état dans le monde. L'état du monde contient les propriétés du corps de tous les agents. Ensuite, le module de gestion de la propagation des émotions calcule les effets de l'émotion sur les agents voisins en fonction des états précédents et de leur tendance à l'empathie. Enfin, l'environnement multi-agent propage (3) ces informations dans le corps des agents concernés, a_2 dans notre exemple.

Le calcul de la contagion des émotions est inspiré de plusieurs travaux dans la modélisation des influences entre agents. Il y a un consensus sur les facteurs qui impactent la force de la contagion [3, 13, 17] : le niveau d'émotion de l'émetteur, la force d'expression de l'émetteur, la réceptivité du récepteur à l'égard d'une émotion (trait de personnalité) et la force de la relation entre le receveur et l'émetteur. Ces travaux sont tous basés sur le modèle de Barsade [1]. Cependant, dans cette étude de psychologie sociale, Barsade ne trouve pas de liens significatifs entre la force d'expression de l'expéditeur et la contagion, ce qui nous incite à ne pas inclure ce paramètre. Tous ces travaux considèrent une

contagion des émotions dans des groupes, mais ne considèrent pas la création de ces groupes, ou comment le mécanisme fonctionne quand de tels groupes ne préexistent pas. De même, la force de la relation entre deux agents dépend de leurs relations sociales, supposées connues.

Pour lever cette hypothèse, nous proposons d'utiliser la distance physique pour qualifier la force de la contagion de l'émotion :

$$\begin{aligned}\Omega : P \times E &\rightarrow E \\ \Omega(p, e) &= \delta_R \times \gamma_R\end{aligned}$$

avec δ_R la réceptivité de l'agent et γ_r l'influence des autres agents sur l'agent R . Il a été montré que la réceptivité de l'agent peut être dérivée à partir de traits de personnalité (Agréabilité, Ouverture et Extraversion) exprimés via le modèle OCEAN [17].

γ_R est défini comme inversement proportionnel à la distance entre les agents :

$$\gamma_R = \sum_{\forall A \neq R | \text{dist}(A, R) < \tau} (e_A - e_R) \times \frac{\beta}{\text{dist}(A, R)}$$

avec e_A le niveau émotionnel de l'agent A et $\text{dist}(A, R)$ la distance euclidienne entre A et R . τ et β sont des paramètres utilisés respectivement pour définir la distance maximale de perception d'une émotion et la force des influences externes.

Nous notons qu'en cas de calcul séquentiel des effets de la contagion émotionnelle, l'ordre de calcul modifie le résultat obtenu. En pratique, cela implique de mettre à jour simultanément tous les états en fonction de l'état antérieur pour ne pas biaiser le résultat.

4 Expérimentations

A notre connaissance, les seuls travaux ayant proposé une validation quantitative de la contagion émotionnelle l'évaluent au sein d'une simulation de déplacement en situation de panique [4, 13, 24, 25]. Les auteurs valident leurs modèles par une comparaison entre des données de suivi des individus (issues de vidéos) et les mouvements observés dans la simulation. Cette méthode teste l'hypothèse selon laquelle un simulateur sans contagion émotionnelle n'est pas capable de reproduire une scène réelle de façon aussi précise qu'avec contagion émotionnelle. Il s'agit d'une validation indirecte de la contagion émotionnelle s'appuyant sur une calibration automatique des paramètres pour faire

correspondre la simulation aux données réelles. Ainsi, il est impossible de séparer les deux modèles en jeu (déplacement et contagion émotionnelle). Si ces études démontrent l'intérêt de l'ajout du mécanisme, elles ne valident pas les mécanismes choisis.

Aussi, nos expérimentations se déroulent en deux phases : la première a pour but de valider le mécanisme lui-même avec les données publiées dans une étude de psychologie sociale sur des groupes de petite taille, et la seconde a pour but d'étudier les propriétés macroscopiques du modèle en terme d'apparition de groupes homogènes, d'évolution et de stabilité du phénomène simulé, et de donner des éléments de calibration pour des groupes de grande taille. Dans nos simulations, les agents ne se déplacent pas, afin d'étudier le phénomène de contagion émotionnelle sans interférence d'un modèle de déplacement. Toutes les expérimentations ont été réalisées sur la plateforme MadKit³, une plateforme multi-agent générique.

4.1 Validation du mécanisme

La majorité des modèles computationnels de contagion émotionnelle sont fondés sur l'étude de Barsade [1]. Celui-ci a mené un ensemble d'expérimentations sur des groupes de 3 à 5 étudiants ne se connaissant pas et devant réaliser une tâche semi-coopérative. L'un des étudiants était un acteur devant jouer de façon constante au cours de l'exercice un état émotionnel particulier (enjoué/énergique, enjoué/peu énergique, triste/énergique, et triste/peu énergique). L'état émotionnel des autres individus du groupe était ensuite noté de deux façons : grâce à un questionnaire rempli par les participants, et par l'analyse par des experts de leur comportement enregistré sur vidéos. Nous proposons de valider notre modèle à l'aide des informations qualitatives et des données quantitatives données par Barsade dans son article.

Dans l'expérience de Barsade, les étudiants ne se connaissent pas, et la distance n'entre pas en jeu. Nous initialisons donc la distance entre tous les agents à une constante (15). Les autres variables sont initialisées comme montré en table 1. Nous considérons que le niveau émotionnel de l'acteur ne varie pas au cours du temps.

Validation qualitative. Dans cette première expérience, nous étudions la forme de l'évolution

3. <http://www.madkit.org>

Paramètre	Domaine	Valeur par défaut
δ_R	$[0.75, 1.25]$	Aléatoire uniforme
e	$[-1, 1]$	Aléatoire uniforme
e_{base}	$[-1, 1]$	Aléatoire uniforme
α_e	$[0, 1[$	0.9
β	\mathbb{R}^+	1

TABLE 1 – Paramètres de simulation

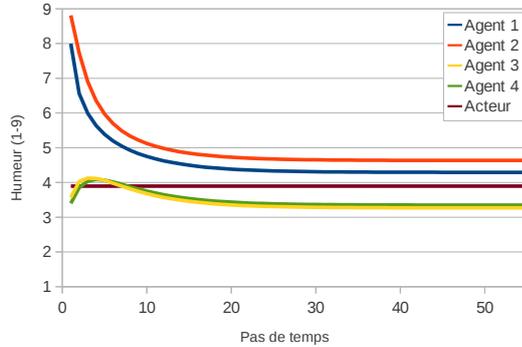


FIGURE 3 – Convergence de l'état émotionnel dans un groupe de 5 agents.

des émotions au cours du temps, avec l'acteur jouant le rôle d'attracteur par la création de stimuli constants.

La figure 3 illustre cette expérience pour un groupe de 5 agents. Le niveau émotionnel, ou humeur, est normalisé sur une échelle de 1 à 9 (au lieu de $[-1,1]$) par cohérence avec Barsade. Nous observons que l'état émotionnel des agents trouve un état d'équilibre autour de l'état de l'acteur. Ce n'est pas une convergence parfaite, puisque les points de stabilisation des agents diffèrent en fonction de leur paramètre e_{base} , lequel est respectivement 5.8, 6.6, 1 et 1.8 pour les agents 1, 2, 3 et 4.

Par rapport à Bosse *et al.* [3] et à Lhommet *et al.* [17], nous obtenons le même type de forme, hormis que dans ces travaux, la convergence se fait en un point pour tous les agents percevant les émotions des autres. La stabilisation autour de ce point que nous observons, différenciée selon les agents, est liée à l'effet de la dynamique interne. Notons que pour $\alpha_e = 1$ (autrement dit, la dynamique temporelle interne est nulle), les courbes convergent vers l'état de l'acteur, et que plus α diminue, plus les points d'équilibre s'éloignent de cet état.

Notre courbe est cohérente avec les résultats de Barsade, qui a trouvé à la fois une convergence émotionnelle et une assez forte disparité des humeurs individuelles (l'écart-type des ré-

sultats de questionnaires est entre 0.99 et 1.16), qui se traduit dans notre modèle par l'équilibre des dynamiques externes et internes.

Validation quantitative. Dans cette seconde expérience, nous souhaitons comparer quantitativement nos simulations aux données de Barsade. Pour cela, nous avons initialisé l'état de l'acteur aux valeurs estimées par les participants (enjoué : 6.62 et triste : 3.82), et observé l'évolution des autres agents. Nous avons effectué 100 simulations dans chaque modalité de l'acteur, et présentons les résultats dans la table 2, avec les résultats originaux de Barsade.

Cas	Variable	Barsade [1]	Simulation
Enjoué	Humeur du groupe ¹	5.07 ² (0.8)	4.7 ³ (0.45)
Triste	Humeur du groupe	3,75 (0.94)	3.54 (0.45)
Enjoué	Variation ⁴ individuelle	0.41 (1.13)	0.93(0.85)
Triste	Variation individuelle	- 0.25 (1.01)	-0.61 (0.85)

¹Echelle 1-7

²Moyenne de la note donnée par les participants et de celle donnée par les observateurs

³Moyenne de l'état émotionnel des agents (acteur exclu)

⁴Echelle 1-9

TABLE 2 – Résultats comparatifs. Les écart-types sont entre parenthèses.

Sur la notation de l'humeur du groupe, au niveau collectif, nos résultats de simulation sont très proches des données observées par Barsade, avec une erreur respective pour chaque modalité de 6.2% (enjoué) et 3.5% (triste).

Sur les variations individuelles de l'humeur des participants, nous pouvons observer que si les tendances sont cohérentes avec les données de Barsade, les valeurs sont plus grandes en simulation, avec un facteur d'échelle autour de 2.3, mais qui reste raisonnable en valeur (6 à 7% sur l'échelle 1-9). Une explication de cette différence est l'initialisation des paramètres des agents : dans les simulations, l'état initial e des agents est tiré au hasard indépendamment de la tendance de l'agent e_{base} . Autrement dit, un agent de nature enjouée a autant de chance de commencer la simulation de bonne humeur que triste, ce qui n'est probablement pas le cas dans les expérimentations originales. L'état final ne dépendant que de l'acteur et des e_{base} des agents, la variation est alors surévaluée dans nos simulations.

4.2 Propriétés du mécanisme

Dans cette partie, nous étudions la formation et l'évolution de groupes homogènes d'agents en fonction des paramètres suivants : inclusion du mécanisme de contagion émotionnel, état initial, nombre d'agents, force de la contagion β et distance de perception τ . Nous étudions l'évolution d'une seule émotion, la peur, mais le mécanisme est le même pour toutes les émotions.

Dans ces simulations, les agents sont placés de façon pseudo-aléatoire dans un espace bidimensionnel. Les simulations sont exécutées 100 fois et les résultats sont une moyenne des simulations. Nous récapitulons les différents paramètres par défaut en table 3. Nous considérons qu'une moitié des agents a un niveau émotionnel de base à -1 et l'autre moitié à 1 , de façon à créer des différences plus tranchées dans l'évolution de l'état émotionnel des agents.

Paramètre	Domaine	Valeur par défaut
N_{agents}	\mathbb{N}	19×19
δ_R	$[0.75, 1.25]$	aléatoire uniforme
e	$[-1, 1]$	aléatoire uniforme
e_{base}	$[-1, 1]$	Bimodal : -1 or 1
α_e	$[0, 1[$	0.99
β	\mathbb{R}^+	1
τ	\mathbb{N}	20

TABLE 3 – Paramètres de simulation

Comportement global et stabilité. Un exemple d'évolution de simulation est montré en figure 4. Les agents sont représentés par des points. Plus le point est foncé, plus l'agent est effrayé. Au début de la simulation les agents ont un état émotionnel aléatoire dans $[-1, 1]$, simulant l'occurrence d'un évènement évalué par les agents de façon différente en fonction de leur perception de l'évènement, de leur personnalité et de la façon dont ils ont évalué la situation. Au bout d'une minute, l'état des agents s'est stabilisé. La capture d'écran de droite montre que des groupes d'agents ayant le même niveau de peur se forment grâce à la contagion émotionnelle. La capture d'écran de gauche montre la situation finale si on ne met pas en place de contagion émotionnelle (situation de contrôle). Dans ce cas, seule la dynamique temporelle est prise en compte, et aucun phénomène collectif n'apparaît.

Cette expérience montre que la distance physique est suffisante pour permettre l'émergence de groupes homogènes malgré des personnalités

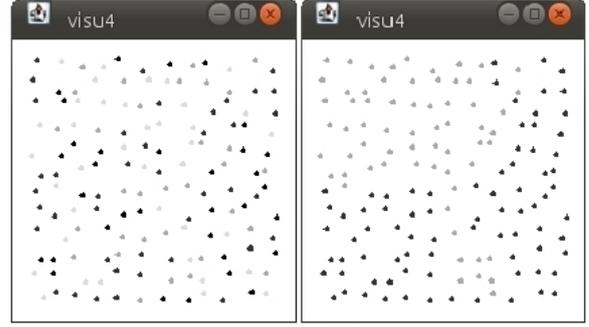


FIGURE 4 – Etat final sans contagion émotionnelle (gauche) et avec contagion (droite)

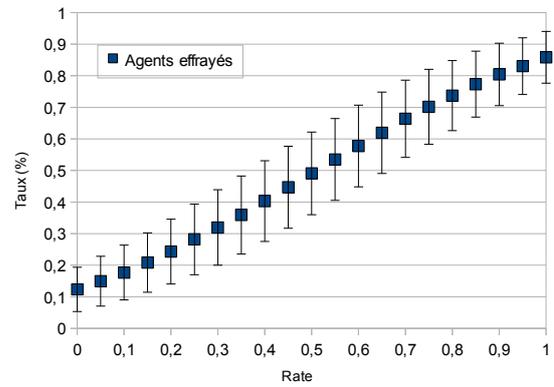


FIGURE 5 – Proportion stabilisée d'agents effrayés en fonction de la proportion initiale.

hétérogènes, ce qui est typique de la psychologie des foules.

Nous étudions également l'impact de la proportion initiale d'agents dont la peur est supérieure à 0. La figure 5 représente la proportion stabilisée d'agents effrayés en fonction de leur proportion initiale. Un agent est considéré comme effrayé si la valeur de sa variable peur est supérieure à 0. Les expérimentations montrent que la relation est quasiment linéaire. Des groupes d'agents (comme ceux montrés en figure 4) se forment quelle que soit la situation initiale, même lorsqu'il n'y a aucun agent effrayé au départ. Nous avons vu que du fait de la formule de dynamique temporelle, les agents ayant un niveau émotionnel de base égal à 1 devrait atteindre la valeur de peur maximale au fil du temps. Pour un taux initial de 0% (valeurs initiales distribuées uniformément dans $[-1, 0]$), le résultat montre que bien que la moitié des agents aient une tendance à avoir peur, la régulation sociale limite l'effet de cette tendance dans des situations non émotionnellement chargées. Ce-

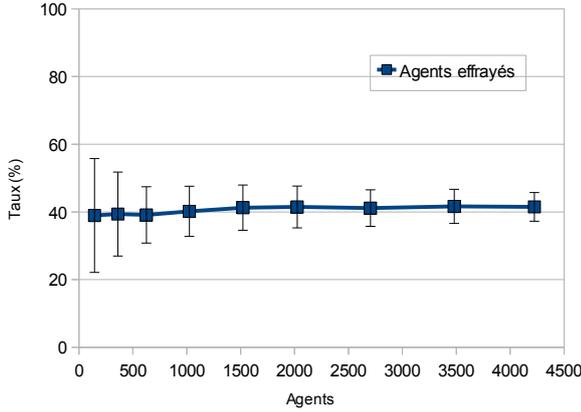


FIGURE 6 – Proportion stabilisée d’agents effrayés en fonction du nombre d’agents.

pendant, quelques agents deviennent effrayés. Ceux-ci sont situés en bord de foule, et sont donc moins influencés par les autres agents, limitant ainsi l’effet régulateur de la foule.

L’écart type est montré sous forme de barre d’erreur. Il montre que le résultat d’une simulation est relativement dépendant du tirage initial. L’écart type maximal (13%) se retrouve au milieu de la courbe.

Nous testons maintenant la stabilité de nos résultats en fonction du nombre d’agents, de façon à évaluer à quelles échelles le mécanisme reste cohérent. La figure 6 illustre la proportion d’agents effrayés en fonction du nombre d’agents. Un agent est considéré *influencé* si le signe de sa valeur de peur est contraire à celui de son niveau émotionnel de base. Elle montre que le nombre d’agents n’a pas d’impact majeur sur le mécanisme, puisque les proportions sont équivalentes pour 144 à 4225 agents. Cette proportion varie de moins de 1% pour plus de 1000 agents. L’écart type est très fort pour un nombre d’agents faible (16% pour 144 agents), mais décroît quand le nombre d’agents augmente. Ainsi, l’écart-type important trouvé dans l’expérimentation précédente (figure 5) est aussi expliqué par la taille de la foule.

Ces expérimentations montrent que lorsque l’on augmente l’échelle de la simulation, le mécanisme reste cohérent et stable, aussi bien en situation normale qu’après des événements modifiant les facteurs émotionnels.

Calibration. De façon à calibrer α_e et β , *i.e.* la force des influences internes et externes, nous étudions l’impact de la variation de β . Nous

avons choisi d’étudier β car α ne modifie pas le résultat final moyen. La table 4 montre la proportion d’agents influencés en fonction de β , pour une proportion initiale de 40%. Il n’y a pas de contagion émotionnelle pour $\beta = 0$, puisque cela implique une influence externe générale de 0. Ensuite, pour $\beta < 1$, la proportion stabilisée d’agents influencés augmente rapidement, puis le rythme de cette croissance diminue pour $\beta > 1$.

β	0	0.25	0.5	0.75	1	1.25	1.5
Tx	0	12.7	20.3	24.3	27.1	28.9	30.4
β	1.75	2	2.25	2.5	2.75	3	4
Tx	31.5	32.5	33.3	34.1	34.8	35.3	36.9

TABLE 4 – Proportion stable d’agents influencés en fonction de β

La calibration du paramètre β dépend donc de la situation simulée. N’importe quelle valeur supérieure à 0.25 permet la création de groupes. Une foule composée de petits groupes et de beaucoup d’individualités est obtenue avec $\beta \in [0.25, 0.75]$, tandis que des groupes plus grands (proportionnellement à la situation initiale, comme indiqué dans la figure 5) seront formés pour $\beta \geq 1$.

Nous nous tournons maintenant vers l’évaluation expérimentale de l’impact de la distance maximale de perception τ . La table 5 montre la proportion d’agents influencés en fonction de β , pour une proportion initiale de 40%. Le motif général est similaire à l’expérimentation précédente, bien que la proportion augmente plus rapidement dans la première partie de la courbe, et plus modérément dans la seconde.

τ	0-5	10	15	20	25	30	35
Tx	0	5.4	22.4	27	30.2	32.4	34.6
τ	40	45	50	55	60	65	70
Tx	35.9	36.5	36.9	37	37	38.1	37.8

TABLE 5 – Proportion stable d’agents influencés en fonction de τ

Pour $\tau \leq 5$, il n’y a pas de contagion, puisque très peu d’agents se trouvent à cette distance de perception. Toute valeur de τ supérieure à 15 permet la formation de groupes de taille moyenne, et au dessus de 40 elle ne modifie que marginalement le nombre d’agents influencés.

5 Discussion et conclusion

Dans cet article, nous avons proposé de calculer les dynamiques émotionnelles au sein d'une architecture multi-agents. Ce mécanisme est fondé sur trois dynamiques : événementielle, temporelle et externe. Les événements impactent les émotions en fonction de l'état interne de l'agent et de sa perception de l'évènement. La dynamique temporelle représente le phénomène de stabilisation des émotions au fil du temps. La dynamique externe est la contagion émotionnelle entre agents.

Le calcul d'une partie de l'état interne de l'agent en fonction de son équivalent dans l'état interne d'autres agents a été utilisé dans d'autres simulations sociales à base d'agents réactifs, voir par exemple le modèle satisfaction/altruisme [23] dans lequel la propagation de l'état des agents permet d'améliorer la coopération et la résolution de conflits entre agents.

Concernant l'architecture MA/SDEC, en comparaison avec un calcul au sein de chaque agent, cette modélisation d'agent incarné grâce à l'environnement offre deux avantages : tout d'abord, l'architecture d'agent est ainsi focalisée sur les décisions de haut niveau, tandis que l'environnement prend une part de la complexité de l'agent qui concerne les mécanismes de bas niveau. Ensuite, en ce qui concerne les coûts de calcul, encapsuler ce service dans l'environnement n'augmente pas la charge globale. Elle permet au contraire de mutualiser une partie des calculs, au lieu de refaire le calcul dans chaque agent. Cependant, cela peut créer un goulot d'étranglement si l'environnement n'est pas lui-même distribué. Il est important de noter que le fait de déléguer une partie du calcul à l'environnement (considéré en tant qu'abstraction architecturale) n'implique pas nécessairement une centralisation à l'exécution. Dans le cas de la simulation d'un espace physique, celui-ci peut être subdivisé en espaces distribuées sur plusieurs hôtes, la synchronisation étant facilitée par l'introduction d'une distance de perception.

L'architecture MA/SDEC ne s'appuie pas sur une représentation particulière des émotions et de la personnalité. Nous proposons des fonctions pour la dynamique des émotions, mais celles-ci peuvent être remplacées pour reproduire des situations particulières, par exemple des groupes dont on connaît la topologie sociale. Ainsi, n'importe quel modèle de contagion émotionnelle, comme [3], peut être utilisé pour gérer la dynamique externe.

L'utilisation de la proximité physique a été proposée dans [4], mais la formule proposée par les auteurs diffère de deux façons : l'utilisation d'une diminution exponentielle de la force du canal (au lieu de linéaire), et l'incorporation du seuil τ directement dans la formule. En ce qui concerne la force du canal, une diminution linéaire crée une tendance limitée à niveler les émotions. Cependant, cela permet également de prendre en compte l'ambiance collective en aplanissant le poids des influences des agents à l'intérieur de la distance de perception. Concernant la distance de perception, calculer l'influence de tous les autres agents du système (quand aucun sous-groupe n'existe) est coûteux en terme de temps de calcul. De plus, ce n'est pas nécessaire puisque tous les agents en dehors du champs de perception ont une influence négligeable. En conséquence, exclure ces agents du calcul de la contagion émotionnelle permet de réduire la complexité de calcul. Un travail similaire a été réalisé dans la modélisation des piétons : le modèle de forces sociales [12] utilise des forces répulsives et attractives pour diriger l'agent dans un espace 2D, et il a été montré dans [6] que la distance de perception pouvait être limitée à 9 mètres sans influence notable sur le résultat des simulations.

Notre spécification de la force de la relation entre deux agents en tant que distance physique permet l'émergence de groupes sans connaissance préalable de la topologie sociale, mais elle pourrait être affinée. Une perspective serait d'adjoindre un poids à la distance pour prendre en compte les petits groupes (par exemple les familles) qui font partie de la foule au sein de foules non organisées pour étudier l'influence de petits groupes dans une foule. Cependant, nous pouvons noter que notre formule est adéquate pour toute situation où il est possible de quantifier une distance sociale entre les agents.

Nous avons réalisé des expérimentations pour valider et étudier les propriétés de notre modèle, qui ont montré la cohérence de notre mécanisme de propagation des émotions par rapport aux données qualitatives et quantitatives trouvées dans la littérature. En particulier, nous notons l'émergence de groupes stables grâce au mécanisme de contagion. Nous avons également trouvé des indications de calibration du modèle pour balancer les influences internes et externes. Dans le futur, nous souhaitons étendre l'étude de sensibilité à d'autres paramètres du modèle, tels que δ_R et e_b , qui étaient simplifiés dans cet article. Par ailleurs, de nombreux travaux ont montré l'impact de l'émotion et de la

contagion émotionnelle sur l'efficacité du travail de groupe, la régulation de la rationalité face à un environnement dynamique ou la stabilisation sociale. L'intégration de notre mécanisme au sein de systèmes confrontés à ce type de tâche pourrait alors permettre de se rapprocher des modes de résolution humains.

Références

- [1] S.G. Barsade. The ripple effect : Emotional contagion and its influence on group behavior. *Administrative Science Quarterly*, pages 644–675, 2002.
- [2] L. Bisognin and Sylvie Pesty. Emotions et Systèmes Multi-Agents : Une Architecture d'Agent Emotionnel. In Olivier Boissier and Zahia Guessoum, editors, *Journées Francophones sur les systèmes Multi-Agents*, Paris, 2004. Hermes.
- [3] T. Bosse, R. Duell, Z.A. Memon, J. Treur, and C.N. Van Der Wal. A multi-agent model for mutual absorption of emotions. In *Proceedings of the 23rd European Conference on Modelling and Simulation, ECMS*, pages 212–218. Citeseer, 2009.
- [4] T. Bosse, M. Hoogendoorn, M. Klein, J. Treur, and C. van der Wal. Agent-based analysis of patterns in crowd behaviour involving contagion of mental states. *Modern Approaches in Applied Intelligence*, pages 566–577, 2011.
- [5] Tibor Bosse and Frank P. J. de Lange. Estimating emotion regulation capabilities. In *Proceedings of the 1st international conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments*, pages 93 :1–93 :8, New York, NY, USA, 2008. ACM.
- [6] L. Bourgois, J. Saunier, and J.M. Auberlet. Towards contextual goal-oriented perception for pedestrian simulation. In *4th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, 2012.
- [7] Cristiano Castelfranchi and Rino Falcone. From automaticity to autonomy : The frontier of artificial agents 1. In *Agent Autonomy*, volume 7 of *Multiagent Systems, Artificial Societies, and Simulated Organizations*, pages 103–136. Springer US, 2003.
- [8] A. Czaplicka, A. Chmiel, and J. A. Hoyst. Emotional agents at the square lattice. *ACTA PHYSICA POLONICA A*, 117 :688694, 2010.
- [9] A. García-Rojas, M. Gutiérrez, and D. Thalmann. Simulation of individual spontaneous reactive behavior. In *Proceedings of the 7th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 143–150, 2008.
- [10] Jonathan Gratch and Stacy Marsella. A domain-independent framework for modeling emotion. *Cognitive Systems Research*, 5(4) :269 – 306, 2004.
- [11] E. Hatfield, J.T. Cacioppo, and R.L. Rapson. *Emotional contagion*. Cambridge Univ Pr, 1994.
- [12] D. Helbing and P. Molnar. Social force model for pedestrian dynamics. *Physical review E*, 51(5) :4282, 1995.
- [13] M. Hoogendoorn, J. Treur, C. van der Wal, and A. Van Wissen. Agent-based modelling of the emergence of collective states based on contagion of individual states in groups. *Transactions on computational collective intelligence III*, pages 152–179, 2011.
- [14] R. Imbert, A. De Antonio, et al. Agents that combine emotions and rationality : a context independent cognitive architecture. *WSEAS Transactions on Computers*, 4(9) :1202–1209, 2005.
- [15] Hazael Jones, Julien Saunier, and Domitile Lourdeaux. Fuzzy rules for events perception and emotions in an agent architecture. In *EUSFLAT 2011, Advances in Intelligent Systems Research*, pages 657 – 664. Atlantis Press, 2011.
- [16] Gustave Le Bon. *The Crowd : A Study of the Popular Mind*. New York : The Macmillan Co, 1896.
- [17] M. Lhommet, D. Lourdeaux, and J.-P. Barthes. Never alone in the crowd : A microscopic crowd model based on emotional contagion. In *Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT), 2011 IEEE/WIC/ACM International Conference on*, volume 2, pages 89 –92, aug. 2011.
- [18] Ana Paiva, Joao Dias, Daniel Sobral, Ruth Aylett, Polly Sobreperez, Sarah Woods, Carsten Zoll, and Lynne Hall. Caring for agents and agents that care : Building empathic relations with synthetic agents. In *Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pages 194–201, Washington, DC, USA, 2004. IEEE Computer Society.
- [19] Eric Platon, Nicolas Sabouret, and Shinichi Honiden. Tag interactions in multiagent systems : Environment support. In *Proceedings of E4MAS, Workshop held at the Fifth Joint Conference in Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, volume 4389 of *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, pages 106–123. Springer Verlag, 2007.
- [20] F. Rosis, C. Castelfranchi, P. Goldie, and V. Carofiglio. Cognitive evaluations and intuitive appraisals : Can emotion models handle them both ? *Emotion-Oriented Systems*, pages 459–481, 2011.
- [21] G. Schoenewolf. Emotional contagion : Behavioral induction in individuals and groups. *Modern Psychoanalysis*, 15(1) :49–61, 1990.
- [22] B. G. Silverman, M. Johns, J. Cornwell, and K. O'Brien. Human behavior models for agents in simulators and games : Part i : Enabling science with pmfserv. *Presence*, 15(2) :139 – 162, 2006.
- [23] Olivier Simonin. *Le modèle satisfaction-altruisme : coopération et résolution de conflits entre agents situés réactifs, application à la robotique*. PhD thesis, LIRMM, Université de Montpellier, 2001.
- [24] J. Tsai, E. Bowring, S. Marsella, and M. Tambe. Empirical evaluation of computational emotional contagion models. In *Intelligent Virtual Agents*, pages 384–397. Springer, 2011.
- [25] L. Van Minh, C. Adam, R. Canal, B. Gaudou, H. Tuong Vinh, and P. Taillandier. Simulation of the emotion dynamics in a group of agents in an evacuation situation. *Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, pages 604–619, 2012.
- [26] Danny Weyns, Andrea Omicini, and James Odell. Environment as a first-class abstraction in multi-agent systems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 14(1) :5–30, February 2007. Special Issue on Environments for Multi-agent Systems.