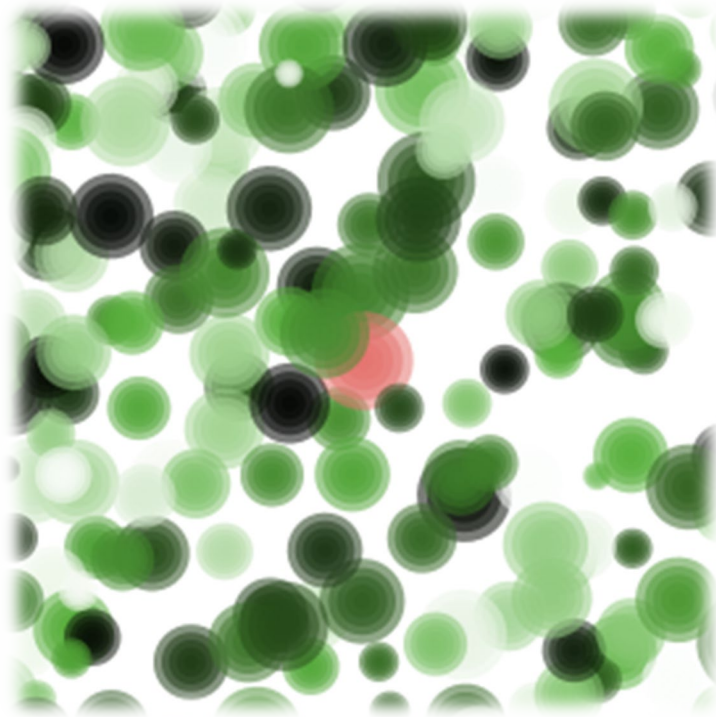


ART ET SYSTEMES COMPLEXES

PROJET TUTEUR – PHASE PRATIQUE

JUIN 2022



ETUDIANTS :

Justine AUBRY
Léa MARAIS
Antoine ROSSIGNON

ENCADRANTS :

Christine BOURJOT, équipe Simbiot, LORIA
Olivier AGERON, Gamelab, ENSAD



ÉCOLE **NATIONALE**
SUPÉRIEURE D'ART ET DE
design **DE nancy**



M1 – Sciences cognitives
IDMC – Nancy Université de Lorraine

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Rappel du sujet	1
1.2	Fil rouge : les dynamiques d'opinion.....	1
1.3	Démarche employée.....	2
2	Modéliser une dynamique d'opinion	3
2.1	Netlogo comme support de nos modèles.....	3
2.2	Différentes déclinaisons d'un modèle de dynamique d'opinion.....	3
2.2.1	Modèle de confiance limitée	3
2.2.2	Utilisation des réseaux sociaux dans les dynamiques d'opinions.....	9
2.3	Différents types de réseaux	10
2.3.1	Réseau aléatoire uniforme	10
2.3.2	Réseau « petit monde »	13
2.3.3	Réseau à invariance d'échelle	15
2.4	Construction d'un réseau basé sur l'homophilie.....	16
2.5	“Perturber l'état stable”	19
2.5.1	L'ajout d'opinions aux bornes extrêmes	19
3	Démarche artistique.....	22
3.1	Etat de l'art	22
3.1.1	Diagrammes noeuds-liens	22
3.1.2	Représentations alternatives	22
3.2	Approche visuelle	24
3.2.1	La couleur	24
3.2.2	La forme.....	25
3.2.3	Représenter une structure en réseau	29
3.3	Varié les modalités sensorielles : le son	30
3.4	Retour sur les variations de modalités sensorielles.....	31
4	Conclusion	31
5	Tutoriel d'utilisation de Netlogo et livrables du projet.....	33
6	Bibliographie.....	34
7	Figures.....	36
8	Annexes.....	37
8.1	Annexe 1	37
8.2	Annexe 2	47
8.3	Annexe 3	50
8.4	Annexe 4	60
8.5	Annexe 5	62

8.6 Annexe 6 64

1 Introduction

1.1 Rappel du sujet

Le sujet proposé par Christine Bourjot et Olivier Ageron a pour objectif de mêler les disciplines de l'art et des systèmes complexes, à l'image des œuvres présentées au salon Artex¹ auquel nous avons assisté en octobre 2021. Le but de cette deuxième moitié de projet est de proposer une présentation artistique d'un ou plusieurs systèmes complexes. Nous n'avons pas plus de restrictions ni de consignes et avons donc été très libres durant ce semestre. Ce projet a été initié en septembre 2021 et ne constitue pas une reprise d'un projet antérieur. Nous sommes partis de zéro et notre objectif principal est de proposer une première ébauche artistique d'un système complexe, soit à des fins purement esthétiques, soit pour en éclaircir la compréhension et l'accessibilité.

La première moitié du projet nous a permis de réaliser une bibliographie afin de définir les systèmes complexes, de les comprendre mais aussi et surtout d'en extraire leurs caractéristiques. Nos recherches sur la datavision ont encouragé notre envie d'utiliser l'art et en particulier la datavision pour expliquer ces systèmes et mettre en évidence les caractéristiques propres de ces derniers.

Dans la conclusion de notre rapport bibliographique, nous émettions la possibilité de traiter des données sociales car elles nous semblaient être les plus accessibles et les plus aisément manipulables. Pour cette phase de réalisation, nous avons étudié cette idée et approfondi nos connaissances sur les dynamiques sociales pour définir précisément le système complexe que nous souhaitons modéliser. Lors de cette phase, nous devons être accompagnés par des étudiants de l'Ecole Nationale Supérieure d'Art et de Design (ENSAD) de Nancy. Cette collaboration a pour but de mêler nos différents domaines d'expertise, notre formation nous apportant des compétences techniques et nous facilitant la modélisation du système complexe, là où les étudiants de l'ENSAD, de par leur formation, ne se laissent pas brider par les limites techniques et apportent un point de vue artistique sur nos propositions. Pour des raisons propres à l'ENSAD et indépendantes de notre volonté, cette collaboration n'a pas pu avoir lieu. Celle-ci s'avérait prometteuse et nous regrettons de ne pas avoir pu profiter de leurs compétences qui complétaient les nôtres dans la perspective de notre sujet. Nous avons alors mobilisé nos sensibilités propres concernant les différents domaines artistiques.

1.2 Fil rouge : les dynamiques d'opinion

Là où les sciences sociales analysent le comportement de la société à grande échelle, les interactions entre les individus sont étudiées davantage par la psychologie sociale [Gargiulo & Huet, 2010]. La modélisation sociale permet, dans ce cadre, de faire office de pallier intermédiaire entre ces deux niveaux d'observation. Son intérêt est d'indiquer comment, à partir de la description microscopique des interactions entre les personnes (aussi appelées agents), les phénomènes globaux observés dans la société peuvent être reproduits.

L'opinion des autres personnes peut être à l'origine d'une incohérence cognitive individuelle, que Festinger a appelé spécifiquement "dissonance cognitive" [Festinger, 1957]. En psychologie sociale, elle est vécue comme un inconfort psychologique que les personnes cherchent à réduire. Concrètement, la dissonance cognitive est une perception d'informations

¹ <https://iscpif.fr/programme-artex/>

contradictoires entre elles. Elle provoque une certaine forme de stress psychologique, notamment lorsqu'une personne s'engage dans une action qui va à l'encontre d'une ou plusieurs de ses idées, croyances, valeurs... Selon cette théorie, lorsque deux actions ou idées ne sont pas psychologiquement cohérentes l'une avec l'autre, les individus tentent de les changer jusqu'à ce qu'elles le deviennent [Cognitive dissonance - Wikipédia].

Ce phénomène de dissonance cognitive a récemment été observé au sein de groupes sociaux [Gargiulo & Huet, 2010], car propices aux échanges d'idées et d'informations entre les individus. Un individu dispose de différents procédés pour réduire la dissonance créée par la différence de son opinion avec celle des autres membres de son groupe : il peut changer son opinion pour être en accord avec les autres, influencer les autres pour qu'ils changent d'opinion, ou rejoindre un groupe différent. Les deux premières suggestions sous-entendent des règles de base régissant les interactions individuelles. La troisième peut être liée à la configuration du réseau dans lequel l'individu est intégré.

De ces constats, de nombreux modèles ont vu le jour pour décrire et étudier les dynamiques d'opinion. Certains ont traduit l'opinion par un booléen discret, autrement dit par deux valeurs strictes 0 (non, faux) ou 1 (oui, vrai). D'autres, comme le modèle présenté par Deffuant et al. (2000), ont plutôt décrit l'opinion comme continue. Le modèle de Deffuant est basé sur le concept de confiance limitée : deux individus dont la différence d'opinion est inférieure à un seuil donné vont rapprocher leurs opinions respectives lorsqu'ils discutent entre eux.

L'intérêt de ce type de modèle pour la dynamique d'opinion augmente lorsqu'on étudie conjointement les dynamiques d'évolution des opinions et l'étude de la structure du réseau social dans lequel se trouvent les agents. En effet, divers types de graphes de réseaux sociaux existent ; nous reviendrons sur les caractéristiques de certains d'entre eux plus bas dans ce rapport.

De nombreux travaux ont ainsi été réalisés sur l'évolution de la structure des réseaux et leur adaptation au contexte social. Les personnes peuvent s'influencer mutuellement pour provoquer un changement d'avis, et les divergences d'opinion sur des sujets très importants peuvent également conduire à la rupture d'un contact social. L'opinion d'une personne a, en effet, une influence sur ses préférences en matière de connexions : les gens préfèrent être liés à une personne ayant une opinion similaire, on parle alors d'homophilie [Gargiulo & Huet, 2010].

1.3 Démarche employée

Le cadre scientifique ainsi posé, nous allons pouvoir présenter plus en détail les démarches pratique et artistique que nous avons conduites ce semestre. Dans un premier temps, nous reviendrons sur notre volonté de modéliser des dynamiques sociales, en complétant les propos tenus précédemment. Nous expliquerons quels sont les principes et intérêts de la modélisation informatique assistée par le logiciel Netlogo, et plus particulièrement ceux de la modélisation d'opinion basée sur des réseaux sociaux. Nous aborderons dans une deuxième sous-partie quels modèles de réseaux existent et quelles sont leurs particularités. Notre travail est passé indéniablement par des simulations logicielles de ces différents graphes, et nous vous en présenterons nos observations et constats. Nous verrons que le modèle de dynamique d'opinion finalement choisi fait émerger des propriétés particulières des systèmes complexes, que nous avons tenté de bousculer. Enfin, la part esthétique et sensitive de notre phase pratique a pris son sens, au travers de tests divers et variés pour donner vie et sens à nos recherches. Nous vous exposerons nos expérimentations visuelles et sonores, toutefois limitées au cadre imposé par le logiciel Netlogo.

2 Modéliser une dynamique d'opinion

2.1 Netlogo comme support de nos modèles

NetLogo est un logiciel gratuit et open source qui propose un environnement pour la simulation de modèles centrés agents. Le logiciel dispose de son propre langage de programmation que nous avons déjà découvert et utilisé lors de l'étude bibliographique qui précède le présent rapport. Le logiciel dispose de plus d'une interface graphique qui permet de visualiser l'évolution de l'environnement en cours de simulation et de faire varier différents paramètres du modèle étudié.

Nous avons naturellement choisi cet outil afin de tester et valider les différents modèles que nous avons produits au cours de la réalisation de cette phase pratique du projet car nous en connaissons les bases et nous pouvons profiter de son interface intégrée pour expérimenter différentes représentations esthétiques et artistiques de nos modèles.

La plupart des illustrations du présent rapport sont issues de l'interface du logiciel Netlogo.

2.2 Différentes déclinaisons d'un modèle de dynamique d'opinion

2.2.1 Modèle de confiance limitée

Le modèle de confiance limitée, aussi appelé de Deffuant car proposé de façon éponyme par Deffuant et al. en 2000, est un modèle de dynamique d'opinion, dans lequel chaque agent (chaque individu) adapte son opinion en continu selon les rencontres aléatoires qu'il fait avec d'autres agents de l'environnement. Cet ajustement d'opinion se produit lorsque la différence d'opinion entre les deux agents est inférieure à un seuil donné. De façon générale, des seuils différentiels d'opinion élevés entraînent une convergence des opinions vers une opinion moyenne partagée par tous les agents ; et s'ils sont faibles, la tendance est plutôt à de multiples clusters d'opinions, c'est-à-dire que plusieurs agents d'un même groupe partagent une opinion similaire, mais ils ne s'ajustent pas avec les agents provenant d'autres clusters. Nous allons voir cela de façon plus explicite par la suite.

2.2.1.1 Principes généraux

Les opinions ne sont pas considérées comme binaires ici. Autrement dit, les agents n'ont pas un avis tranché entre "d'accord" ou "pas d'accord". L'opinion est à l'inverse placée sur un continuum, c'est une variable continue. Pour aider à visualiser ce principe, nous pouvons prendre l'exemple de l'opinion politique : une personne peut ne pas strictement se positionner comme étant de gauche ou de droite, mais se situer dans un entre-deux. Et cette idée de continuité s'étend même, dans certains pays dont la France, jusqu'à la position des sièges des députés dans un hémicycle, selon l'appartenance de chacun à un parti politique. Cette explication étant faite, nous précisons à titre indicatif qu'aucune approche politique n'a été appliquée lors de nos travaux, et que la mention de termes politiques, voire "d'extrémistes" par la suite ne connote en aucun cas une prise de parti de notre part. Ces termes seront définis en temps et en heure afin de lever toute ambiguïté.

Ainsi, les chercheurs ont évalué l'opinion des agents par une valeur numérique comprise entre 0 et 1. Leurs travaux nous ont semblé pertinents et intéressants, puisqu'ils envisagent deux cas de figure pour évaluer les dynamiques sociales. D'une part, Deffuant et al. se sont penchés sur les dynamiques d'opinion dans un cadre global, au sein de la population en général ; c'est ce qu'ils ont appelé le "mélange complet". D'autre part, ils se sont intéressés aux interactions limitées

aux réseaux sociaux, où les échanges sont contraints aux connexions établies par les agents. Cette modification de l'environnement entraîne naturellement des modifications des observations faites.

Afin de nous approprier les principes du modèle, d'en observer les caractéristiques et les prédictions de simulation, nous l'avons implémenté au sein du logiciel Netlogo.

2.2.1.2 Mise en pratique du modèle en mélange complet

Le modèle considère N agents i , chacun ayant une opinion x_i . A chaque pas de temps, deux agents choisis aléatoirement se rencontrent. Ils réajustent leur opinion lorsque leur différence d'opinion passe sous un seuil d . Les chercheurs supposent que deux agents ont des opinions respectives x et x' , et que $|x - x'| < d$ (la valeur absolue est prise de façon à ce que la différence des opinions x et x' reste positive). μ est un paramètre de convergence des opinions (entre 0 et 0.5 dans l'étude). Les opinions s'ajustent alors comme suit :

- $x = x + \mu * (x' - x)$
- $x' = x' + \mu * (x - x')$

Le seuil d est une condition indispensable dans le modèle : les agents n'interagissent que lorsque leurs opinions sont déjà suffisamment proches, sinon ils ne prennent même pas la peine de discuter.

De ces bases théoriques et mathématiques, nous avons donc implémenté un premier modèle programmé sur le logiciel Netlogo, dans lequel les agents se déplacent aléatoirement dans l'environnement et ajustent leurs opinions d'après les équations précédentes, en fonction des agents qu'ils croisent. Pour ce faire, nous avons d'abord modélisé une situation contenant 2000 agents, un seuil de différence d'opinion à 0.5 et un paramètre de convergence des opinions de 0.5. Les résultats obtenus dans Netlogo (Figure 1) mènent à la même conclusion que dans l'article de référence, à savoir une convergence uniforme des opinions au cours du temps :

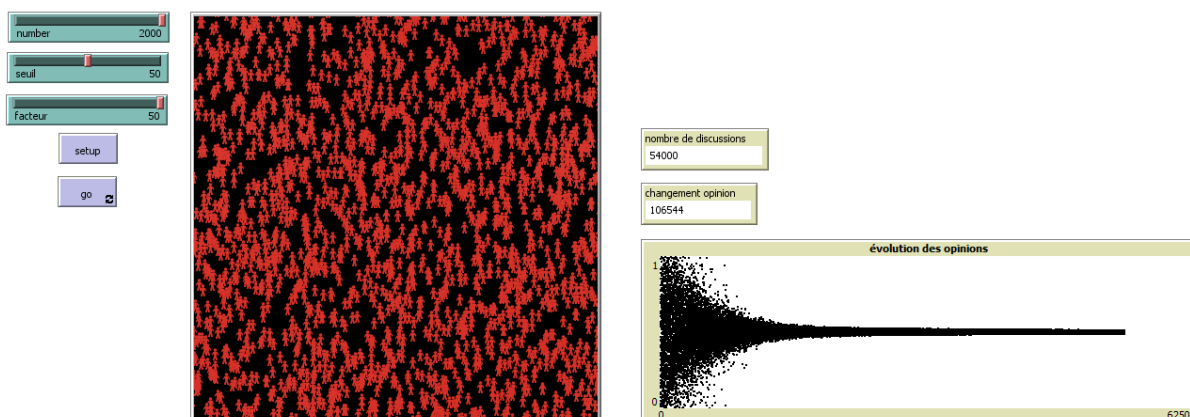


Figure 1 : interface Netlogo présentant l'environnement avec, de gauche à droite, les paramètres testés ($N = 2000$ agents, $d = 0,5$, $\mu = 0,5$), la représentation visuelle de l'environnement composé d'agents (leur degré de couleur est proportionnel à leur opinion dans un nuancier allant du rouge foncé pour une opinion proche de 0 au rouge clair pour une opinion proche de 1), des indicateurs chiffrés de la simulation et le graphe temporel de répartition des opinions. On observe une uniformisation des opinions pour le seuil d considéré vers une opinion moyenne de 0,5.

L'intérêt de la simulation étant de prédire l'évolution des phénomènes dans des conditions diverses, nous avons effectué une batterie de tests, dans lesquels nous avons fait varier les valeurs des paramètres. Les résultats les plus intéressants ont été observés lorsque nous faisons varier les valeurs du seuil de différence d'opinion, notamment lorsque nous l'abaissions. Le fait de le diminuer implique une tolérance plus faible des agents pour modifier leur opinion et cela transparaît visuellement et graphiquement en Figure 2. L'uniformisation des opinions vers une tendance centrale s'efface pour laisser apparaître deux clusters modérés :

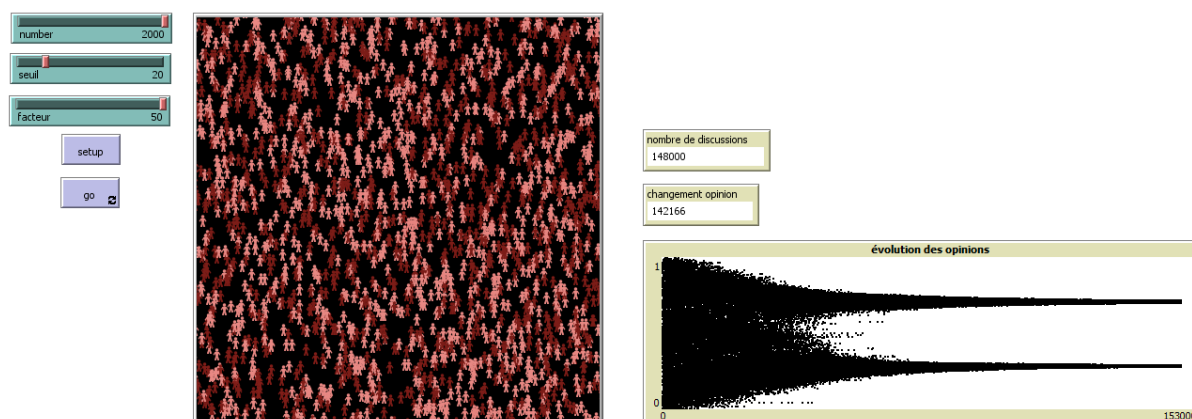


Figure 2 : reproduction de l'expérience précédente avec diminution du seuil différentiel d'opinion ($N = 2000$ agents, $d = 0,2$, $\mu = 0,5$).

Nous avons ainsi testé plusieurs paramétrages, disponibles en Annexe 1. Ceux-ci nous ont permis de mettre en évidence le rôle de chaque paramètre au sein de la simulation. Ainsi, le seuil d de différence d'opinion influe sur le nombre de pics observés sur la distribution finale des opinions : plus il est petit, plus le nombre de pics observé est grand. D'après Deffuant et al. (2000), la dynamique d'ajustement des opinions dépend essentiellement de lui. Nous en avons peu parlé jusqu'à présent, mais le paramètre μ de convergence des opinions n'influe pas sur l'état final de la dynamique d'opinion. Compris dans l'étude entre 0 et 0,5, son rôle est d'influer sur la vitesse de convergence des opinions. En effet, nous avons constaté au fil des essais que plus μ était petit, plus le moment de convergence des opinions semblait retardé, et plus les largeurs de distribution des opinions semblaient larges.

2.2.1.3 Mise en pratique du modèle en "réseau social"

Tout en conservant la condition de similarité d'opinion, Deffuant et al. ont ajouté une condition de voisinage dans l'espace : les agents n'interagissent que s'ils sont directement reliés par une relation sociale préexistante. Les chercheurs ont alors modifié l'environnement d'évolution en un réseau bidimensionnel d'agents connectés sur une grille carrée. Tout agent ne peut interagir qu'avec ses quatre voisins connectés (situés au nord, au sud, à l'est et à l'ouest). En ce sens, la modélisation se rapproche des automates cellulaires envisagés en conclusion du rapport bibliographique du semestre précédent. Ils utilisent ensuite le même échantillonnage aléatoire initial des opinions de 0 à 1, et le même processus d'interaction de base entre les agents. A chaque pas de temps, une paire est sélectionnée aléatoirement parmi les agents connectés et les opinions sont mises à jour selon les équations citées auparavant, à condition bien sûr que leur distance d'opinion soit inférieure au seuil d .

De nouveau, Netlogo nous a servi de support pour tester et appliquer cette version du modèle de confiance limitée. Les résultats ne sont pas très différents de ceux observés en mélange complet décrit dans le paragraphe précédent, du moins pour les plus grandes valeurs du seuil d ($d > 0,3$). Dans ce cas de figure, la grille est remplie d'une grande majorité d'agents qui ont atteint un consensus autour de 0,5, à l'exception d'agents isolés qui ont des opinions dites "extrémistes" plus proches de 0 ou de 1. Nous soulignons volontairement que par le terme "extrémiste", nous entendons clairement un agent ayant une opinion très proche des bornes extérieures de l'opinion (0 ou 1 donc) ; cela n'est en aucun cas une interprétation politique ou idéologique et ce n'est pas à interpréter comme tel. L'importance des extrémistes est la différence la plus notable avec le cas du mélange complet de la population décrit plus haut.

Nous avons d'abord simulé une situation proche du premier test effectué en mélange complet, avec un seuil différentiel d'opinion fixé à 0,5 dans notre grille d'agents. Les résultats,

disponible en Figure 3 ci-dessous, amènent de nouveau à conclure sur seul pic d'opinion uniformisée centrale, autour de 0,5 :

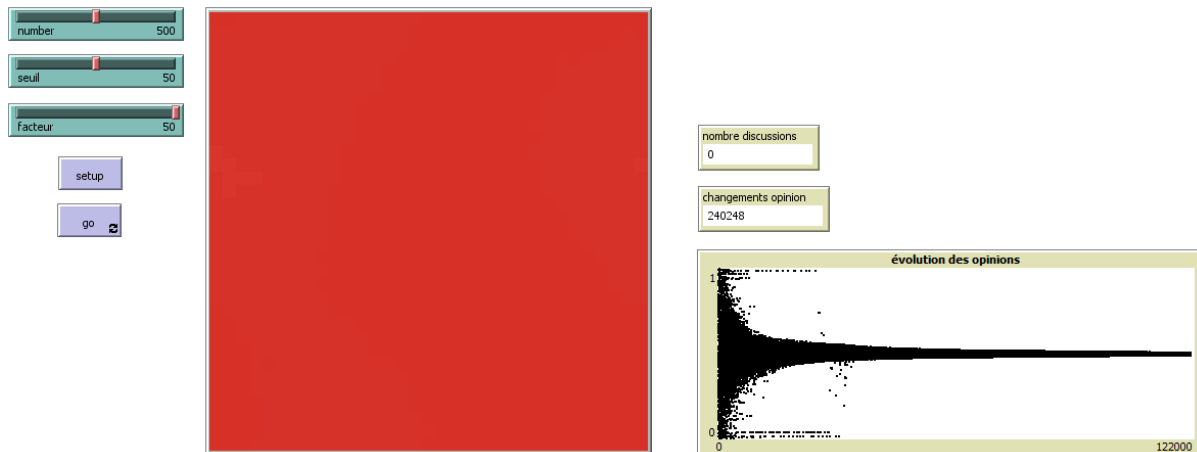


Figure 3 : interface Netlogo présentant l'environnement sous forme d'automate cellulaire avec, de gauche à droite, les paramètres testés ($N = 500$ agents, $d = 0,5$, $\mu = 0,5$), la représentation visuelle de la grille composée d'agents leur degré de couleur est proportionnel à leur opinion dans un nuancier allant du rouge foncé pour une opinion proche de 0 au rouge clair pour une opinion proche de 1), des indicateurs chiffrés de la simulation et le graphe temporel de répartition des opinions. On observe une uniformisation totale des opinions pour le seuil d considéré vers une opinion moyenne à 0,5.

Par la suite, nous avons continué nos tests, guidés par les observations des chercheurs au sein de l'article. Ceux-ci indiquent que pour une valeur du seuil supérieure à 0,3, les résultats qui viennent d'être obtenus pour le seuil à 0,5 sont très similaires. C'est ce que nous avons voulu vérifier en Figure 4, en fixant cette fois-ci le seuil à $d = 0,3$.

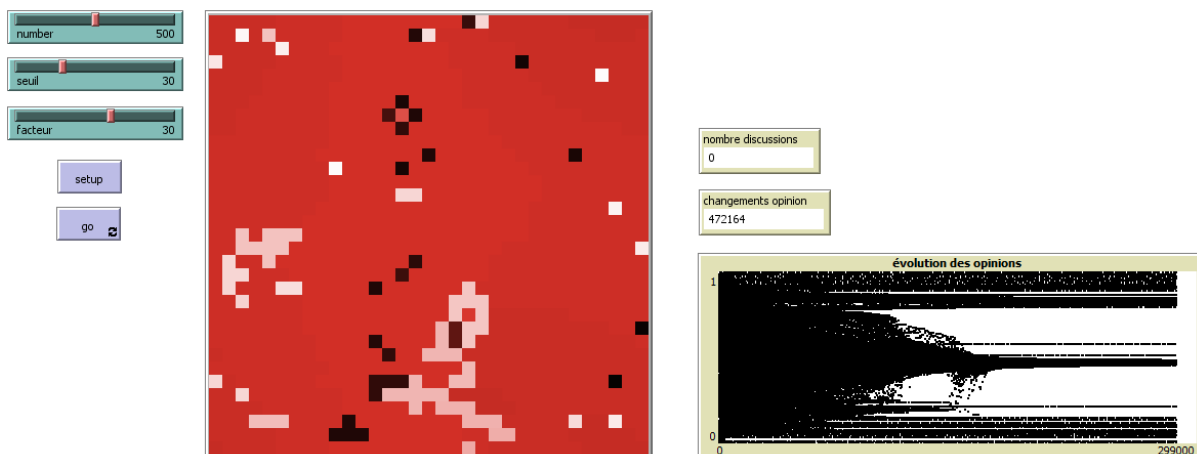


Figure 4 : reproduction de l'expérience précédente avec diminution du seuil différentiel d'opinion ($N = 500$ agents, $d = 0,3$, $\mu = 0,3$). On observe un grand groupe d'opinion homogène et la présence d'agents isolés aux opinions proches de 0 ou 1.

Lorsque d est suffisamment grand ($>0,3$), la grille est remplie d'une grande majorité d'agents qui ont atteint un consensus autour d'un degré d'opinion de 0,5, et des agents regroupés aux opinions extrémistes plus proches de 0 ou de 1. De ces constats, nous nous sommes demandé ce qu'il en était lorsque d passait sous le seuil de 0,3 :



Figure 5 : reproduction de l'expérience avec diminution accentuée du seuil différentiel d'opinion ($N = 500$ agents, $d = 0,15$, $\mu = 0,3$). On observe un grand cluster d'opinions hétérogènes, mélangées, avec la présence de plus petits clusters présentant des opinions similaires mais non égales.

Pour les plus petites valeurs de d ($< 0,3$), les opinions semblent réparties de façon homogène entre 0 et 1, avec des clusters d'opinions similaires mais non égales. Et c'est là encore une fois que nous avons fait la différence avec le modèle en mélange complet : là où auparavant les opinions, pour ces valeurs de d , s'organisent en de nombreux pics distincts, les opinions en automate cellulaire sont totalement hétérogènes et noircissent le graphe d'évolution des opinions, sans qu'aucune tendance majoritaire ni même locale n'émerge. De nouveau, l'ensemble de ces observations, et d'autres encore, sont disponibles en Annexe 1.

2.2.1.4 Mise en pratique du modèle en vecteurs d'opinion

Deffuant et al. ont envisagé une troisième forme applicative de leur modèle, cette fois-ci sous forme vectorielle. Nous ne l'avons pas exploitée dans la suite de nos travaux, mais elle nous a confortés dans le choix du modèle général pour des raisons qui seront expliquées plus tard. En voici tout de même une vision d'ensemble, ses caractéristiques et les observations que nous en avons faites, qui n'en sont pas moins utiles.

Dans cette version, on considère N agents, chacun ayant une opinion binaire (0 ou 1) sur m sujets différents, au lieu d'un seul sujet jusqu'à présent. Il s'agit donc d'une proposition où l'opinion est une variable discrète, à l'inverse des deux modèles précédents. L'opinion d'un agent est représentée par un vecteur de taille m , d'où le nom du modèle. A chaque pas de temps, deux agents choisis aléatoirement se rencontrent. S'ils sont d'accord sur au moins $m - d$ sujets, les deux agents ajustent leurs opinions. L'ajustement s'effectue de la manière suivante : pour chaque sujet où les deux agents ont une opinion différente, l'un des deux (choisi au hasard) convainc l'autre sur ce sujet avec une probabilité μ .

L'interface que nous avons créée au sein de Netlogo est disponible en Figure 6 ; on y retrouve comme à l'accoutumée une série de paramètres ajustables à gauche, une visualisation de l'environnement dans lequel évoluent les agents au centre, des indicateurs chiffrés sur la simulation et deux graphiques mis à jour au fur et à mesure de la simulation.

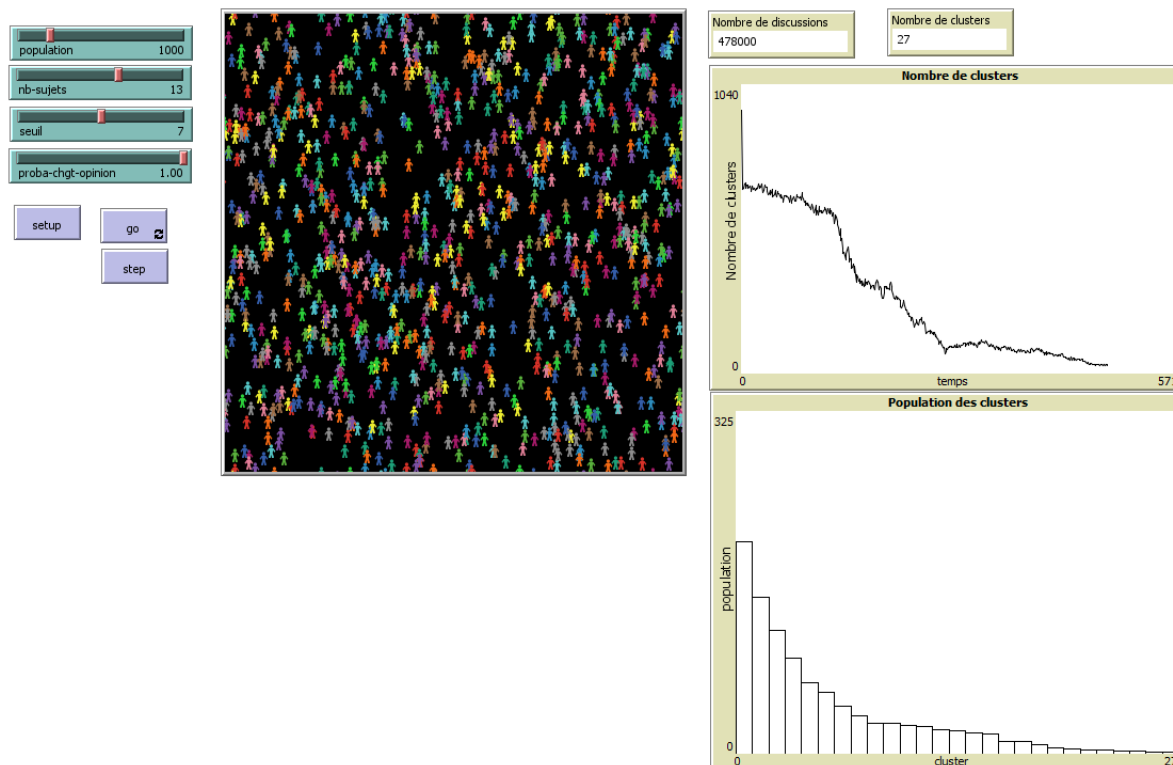


Figure 6 : interface Netlogo de l'environnement en modèle vectoriel. La couleur des agents n'est pas significative de leur opinion. Les paramètres sont les suivants : population = N , nombre d'agents ; nb-sujets = m , nombre de sujets ; seuil = d , seuil de différence d'opinion ; proba-chgt-opinion = μ , probabilité qu'un agent convaincre un autre agent. Les graphes sont les suivants : en haut : évolution du nombre de clusters (groupe d'agents ayant le même vecteur d'opinion) au cours du temps, en bas : représentation de la taille de chaque cluster par ordre décroissant de population à un instant t .

Nos principales remarques portent sur l'influence des paramètres et la convergence des opinions. On considère que la simulation converge lorsque la taille de tous les clusters n'évolue plus au cours du temps. La simulation converge dans tous les cas que nous avons testés, mais cela ne prouve pas pour autant que le modèle converge dans tous les cas.

La taille de la population N influe sur la vitesse de convergence vers une situation d'équilibre. Plus N augmente, plus le temps de convergence est élevé. La probabilité de changement d'opinion μ influe également sur la vitesse de convergence vers une situation d'équilibre. Plus μ est élevé, plus la convergence est rapide. Le paramètre μ ne semble cependant pas impacter le nombre de clusters en situation d'équilibre. Le nombre de clusters à l'équilibre dépend des paramètres d et m . Il semble par ailleurs que le rapport m/d soit déterminant dans la situation à l'équilibre. Pour une valeur m fixée à 13, nous obtenons les résultats suivants ($N = 1000$, $\mu = 1$) lorsque nous faisons varier le paramètre d :

- pour $d > 3$, la simulation converge vers une unique cluster contenant toute la population ;
- pour $d = 3$, la simulation converge vers un cluster principal contenant la majorité de la population, le reste étant réparti en plusieurs clusters isolés de taille minoritaire (moins de $0,01*N$) ;
- pour $d = 2$, la simulation converge vers une dizaine clusters de grande taille avec de nombreux petits clusters isolés (moins de $0,01*N$) ;
- pour $d = 1$, on observe de nombreux petits clusters (environ 500) de taille inférieure à 20.

De nouveau, nous avons constaté plusieurs points communs avec les deux modèles précédents : lorsque le seuil de différence d'opinion est suffisamment grand (en principe supérieur à 0,3, voire 0,5 dans le cas du modèle en mélange complet), l'ensemble des agents présentent une opinion relativement proche, autrement dit au sein d'un même cluster. Puis au fur et à mesure que nous faisons diminuer ce seuil, des clusters isolés puis des clusters de plus grandes ampleurs prennent forme. Des comparatifs entre nos résultats et ceux de l'article, ainsi que des remarques complémentaires, sont disponibles en Annexe 2. Fortunato (2004) en est venu aux mêmes conclusions après avoir étudié mathématiquement le modèle : indépendamment de la topologie sociale sous-jacente (réseau sans échelle, graphe complet ou aléatoire, treillis), le seuil différentiel au-dessus duquel tous les agents partagent une même opinion au final est 0,5.

Trois modèles très basiques ont ainsi été étudiés et ont montré des comportements de regroupement similaires pour certains paramétrages. Cela nous a laissé penser que le modèle était robuste et pouvait être adapté à d'autres structures sociales. La modélisation vectorielle a été éliminée de nos pistes très rapidement, car plus complexe et nous avons préféré nous baser sur un modèle utilisant une opinion non tranchée, et donc continue, ce que nous estimons plus représentatif de la réalité. En outre, de nos jours, là où les dynamiques sociales nous semblent les plus intéressantes à étudier se trouve être les réseaux sociaux, puisque les interactions n'y sont pas directes, pas nécessairement réciproques, impliquent d'être liées à d'autres individus mais pas à tous... L'approche via les automates cellulaires de Deffuant et al. (2000) a constitué une première approche de nos ambitions, mais elle n'est pas représentative de la réalité sociale : nous ne communiquons pas exclusivement avec nos quatre voisins directs. Ainsi, nous avons souhaité nous extraire de la proximité strictement spatiale en considérant les interactions davantage au travers de graphes sociaux, pour ne tenir compte que de la proximité sociale à proprement parler. Cela permet des interactions moins contraintes en nombre et plus réalistes, à l'image des réseaux sociaux que nous connaissons tous aujourd'hui.

2.2.2 Utilisation des réseaux sociaux dans les dynamiques d'opinions

Les échanges sociaux rythment nos journées. D'après l'étude Digital Report 2022 de We Are Social et Hootsuite, 80% des Français sont présents sur les réseaux sociaux et passent en moyenne 1h46 par jour sur ces plateformes communautaires. Échanger sur les réseaux sociaux constitue aujourd'hui une action courante et met en évidence la complexité réelle de ces actes, qui semblent aujourd'hui anodins, coïncidait parfaitement avec les premières idées de réalisation que nous avons eu pendant le premier semestre.

Un réseau social ne nécessite pas forcément de dispositif de sociabilité comme Facebook. Depuis les années 1970, les chercheurs s'intéressent à des ensembles de relations sociales entre des personnes, des organisations ou d'autres formes collectives. Mais l'utilisation d'internet à grande échelle, suivie par la création des dispositifs sociaux, a constitué un grand changement dans l'étude de ces phénomènes [Grossetti, 2014]. Là où la distance interpersonnelle constitue un paramètre essentiel dans les dynamiques sociales, les discussions en ligne permettent une prise en compte réduite de ce paramètre. Si on utilise le terme "réseau", c'est que la forme que vont prendre ces constructions sociales s'apparente à un réseau dont on peut alors étudier les caractéristiques et observer des règles qui ont régies la construction de ce dit réseau.

Dans le modèle de Deffuant en mélange complet [Deffuant et al., 2000], les interactions sociales se font au hasard des rencontres entre les agents. Ce modèle a aussi été appliqué à des automates cellulaires dans lequel les agents interagissent avec leur voisinage direct. Dans le cadre des réseaux sociaux réels, comme Facebook par exemple, qui nécessite d'être ami avec un individu pour échanger avec lui, les interactions entre les agents ne vont pas avoir lieu par hasard mais

bien avec des individus liés les uns aux autres. Leur représentation via un graphe permet de représenter visuellement les liens qui relient les individus.

Nous avons donc modélisé différents types de réseaux sociaux, chacun étant construit via des règles différentes et chacun permettant d'observer des résultats différents.

Pour les différents modèles de réseaux que nous présenterons par la suite (à partir de la Figure 15), les cercles représentent les agents. Si deux agents sont reliés par un trait, alors ces deux agents sont considérés comme "amis", tout du moins il est possible pour eux d'interagir, là où deux agents qui ne sont pas reliés ne vont jamais interagir directement. Chacun des agents est colorisé et son degré de couleur correspond à son opinion sur un continuum allant de 0 à 1. Plus la couleur de l'agent est foncée, plus son opinion est proche de 0 et plus elle est claire, plus l'opinion est proche de 1. Dans certains réseaux générés, on peut observer que les agents dont le nombre de relations (que l'on appelle le degré d'un agent) est le plus faible, se retrouvent à la périphérie du graphe alors que ceux dont le degré est le plus élevé se concentrent au centre du graphe. De même, la taille des agents dépend de leur degré : un cercle plus grand correspondra à un agent ayant plus de relations qu'un cercle plus petit.

2.3 Différents types de réseaux

Au cours du semestre précédent, nous nous étions déjà formés à l'utilisation conjointe des systèmes complexes et de Netlogo, grâce à l'ouvrage *Systèmes complexes - une introduction par la pratique* de Clerge, Collard et Verel (2013). Nous y avons notamment appris à construire un graphe de réseau social, dans lequel les agents pouvaient se lier à d'autres selon un paramètre variable de sociabilité, qui correspond à la probabilité de se lier avec un autre agent. Pour réutiliser nos acquis et entamer notre démarche pratique sur les réseaux sociaux, nous avons fait appel à cet exemple. Nous l'avons toutefois amélioré en associant à chaque agent, lors de leur création, une opinion comprise entre 0 et 1, à l'image de Deffuant et al. (2000). Une fois le réseau instancié, nous y avons simplement appliqué les équations du modèle de dynamique d'opinion en confiance limitée, pour faire évoluer les opinions des agents interconnectés. L'ensemble de la démarche est expliqué en Annexe 5.

La création de ce réseau social étant simpliste et aléatoire dans sa structure, nous avons vite constaté qu'il était difficile de tirer des conclusions de nos différents tests. La structure du réseau généré est en effet source de variation dans les résultats observés. Nous avons donc jugé utile de réaliser des recherches supplémentaires sur les types de graphe qui existaient, de façon à pouvoir en sélectionner un, voire plusieurs, dans nos réalisations. Nous avons appuyé nos recherches sur la thèse de F. Amblard (2003) *Comprendre le fonctionnement de simulations sociales individus-centrées* [Amblard, 2003]. L'Annexe 6 présente les démarches logicielles qui suivent (cf. *Tutoriel d'utilisation de Netlogo et livrables du projet*).

2.3.1 Réseau aléatoire uniforme

Les réseaux aléatoires uniformes sont les types de réseaux les plus faciles à appréhender et à modéliser. Ils ont été étudiés deux fois durant l'année 1959 lors de deux publications indépendantes : celle de Erdős et Rényi d'une part et celle de Gilbert d'autre part. De ces deux approches du réseau aléatoire uniforme, seule celle de Gilbert [Gilbert, 1959] propose un algorithme permettant de construire un tel graphe. C'est celui-ci que nous avons suivi lors de la construction de notre modèle. L'algorithme de construction est le suivant :

1. Créer n agents
2. Pour chacune des $n*(n-1)/2$ paires d'agents possibles, décider selon la probabilité p de créer un lien entre les deux agents.

Avec cette construction, deux agents peuvent être liés avec un probabilité p ou non-liés avec une probabilité $1 - p$. La présence d'un lien entre deux agents suit donc une loi de Bernoulli de paramètre p . Comme il y a $(n-1)/2$ paires d'agents possibles, le nombre total de liens suit la loi binomiale de paramètres $n*(n-1)/2$ et p . Le nombre de liens moyen au sein d'un graphe aléatoire uniforme est donc $p*n*(n-1)/2$, soit l'espérance de cette loi.

Le degré des agents d'un réseau ainsi créé suit une loi de Poisson. Si on représente la répartition des degrés des agents, on obtient bien la fonction de masse d'une loi de Poisson.

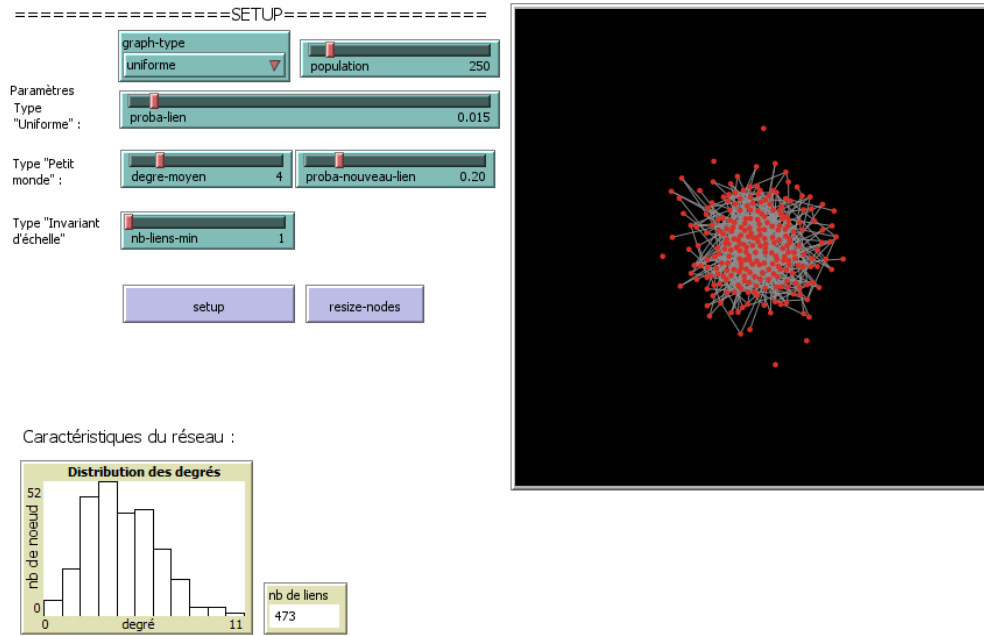


Figure 7 : représentation d'un réseau aléatoire uniforme pour $n = 250$ (paramètre population) et $p = 0,015$ (paramètre proba-lien) et qui possède 473 liens

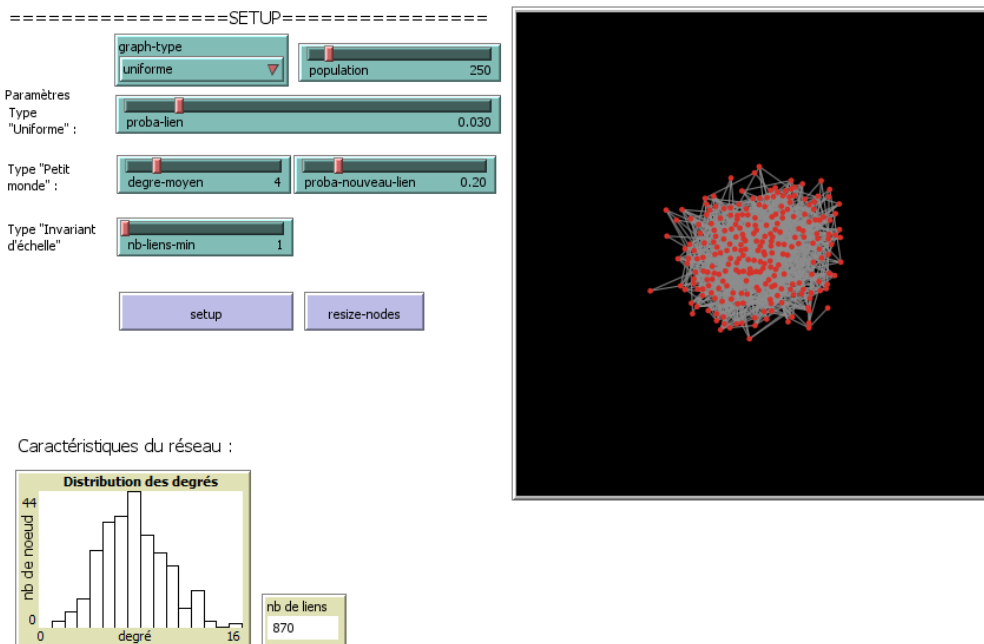


Figure 8 : représentation d'un réseau aléatoire uniforme pour $n = 250$ (paramètre population) et $p = 0,03$ (paramètre proba-lien) et qui possède 870 liens

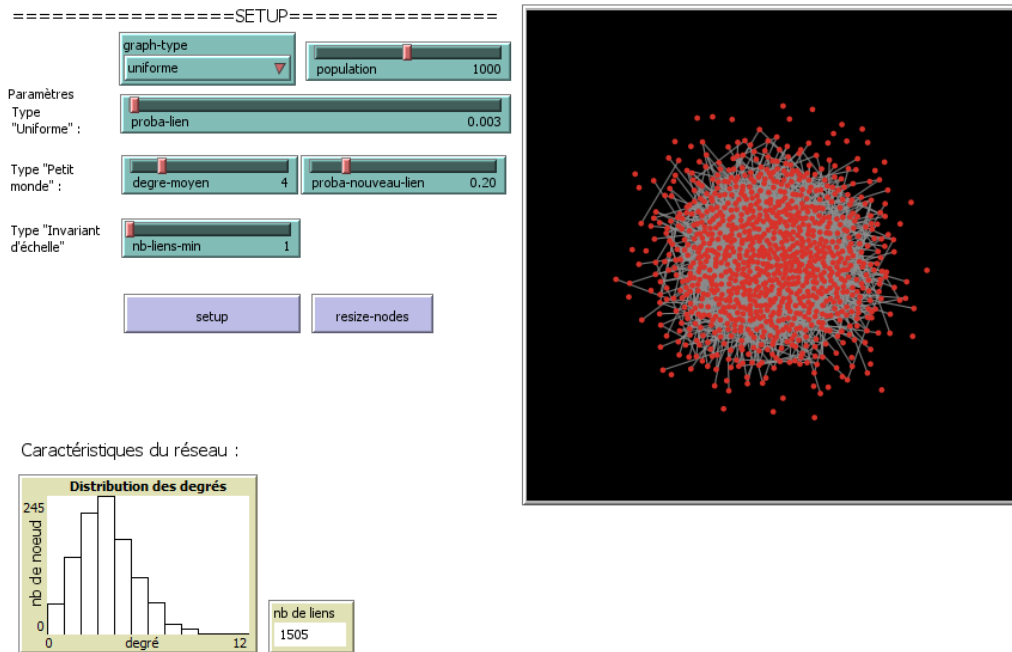


Figure 9 : représentation d'un réseau aléatoire uniforme pour $n = 1000$ (paramètre population) et $p = 0,003$ (paramètre proba-lien) et qui possède 1505 liens

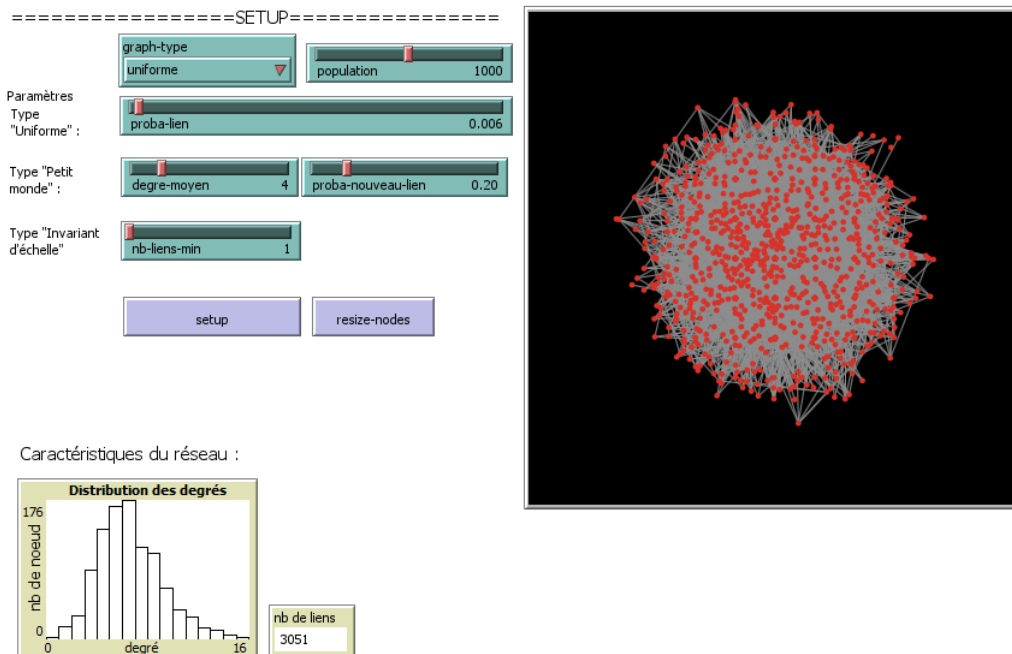


Figure 10 : représentation d'un réseau aléatoire uniforme pour $n = 1000$ (paramètre population) et $p = 0,006$ (paramètre proba-lien) et qui possède 3051 liens

L'algorithme de Gilbert nécessite deux paramètres : le nombre d'agents qui interviennent dans le réseau et la probabilité p de lier deux de ces agents. Pour laisser la possibilité à un utilisateur d'explorer ce modèle, nous souhaitons lui laisser la possibilité de modifier à loisir ces deux paramètres. Cependant, comme indiqué plus haut, le nombre moyen de liens varie selon n^2 et selon p . Cela signifie qu'augmenter n sans toucher à p augmente sensiblement la densité du réseau, ce qui peut perdre un utilisateur qui ne possède pas de notions théoriques sur les théories des graphes.

Ainsi, plutôt que de le laisser l'utilisateur choisir p directement, nous lui laissons plutôt la main sur un autre facteur x que l'on nomme facteur de densité et le modèle calcule p comme étant égale à $x * \ln(n) / n$. Cela permet de garder une structure de graphe similaire quelle que soit la valeur de n . Pour x faible ($x < 1$), le réseau est peu dense et possède de nombreux agents isolés. A l'inverse, pour x élevé ($x > 1$) le réseau est dense et a peu de chances de posséder des agents isolés. Notons que si $x = 1$, le modèle calcule $p = \ln(n) / n$ qui est la limite théorique entre graphe connecté ou non. En effet, l'un des résultats de Erdős et Rényi est que si $p > \ln(n) / n$, le réseau sera presque sûrement connecté, c'est-à-dire qu'il ne possède pas d'agent isolé, et n'est pas séparé en deux ou plus sous-graphes isolés [Erdős et Rényi, 1960].

2.3.2 Réseau « petit monde »

Si les réseaux aléatoires uniformes sont simples à appréhender, ils ne permettent pas de modéliser certains phénomènes de la vie réelle. Ils présentent un coefficient de clustering faible, ce qui n'est pas le cas de réseaux sociaux réels. Une alternative à cette approche est celle des graphes dits "petit monde" ou "small world" qui présentent un coefficient de clustering élevé, c'est-à-dire que deux agents aléatoires sont liés par une courte chaîne de liens. Cette caractéristique est vérifiée au sein de la population humaine : en 1967, S. Milgram estime à 6 le nombre de relations qui séparent deux inconnus sur Terre et au sein du réseau social Facebook, la longueur moyenne de cette chaîne est estimée entre 3,5 et 4,7 [Six degrés de séparation - Wikipédia].

Watts et Strogatz proposent en 1998 un algorithme permettant de construire des réseaux possédant la propriété de petit monde [Watts & Strogatz, 1998]. Cet algorithme possède trois paramètres : n le nombre d'agents, m le degré moyen des nœuds (m doit être pair et tel que $n \gg m \gg \ln(n) \gg 1$) et une probabilité p . Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Créer n agents et les trier d'une manière arbitraire, par exemple selon leur ordre de création.
2. Lier chaque agent à ses $m/2$ agents voisins de droite et $m/2$ agents voisins de gauche, pour un total de m liens par agent.
3. Pour chaque agent parcourir l'ensemble de ses liens. Pour chaque lien, décider selon la probabilité p changer l'autre extrémité du lien vers un nouvel agent choisi aléatoirement de manière uniforme, en évitant les boucles sur soi-même ou un lien déjà existant.

Il est à noter qu'au sein d'un réseau construit de cette manière, les agents ont en moyenne m voisins.

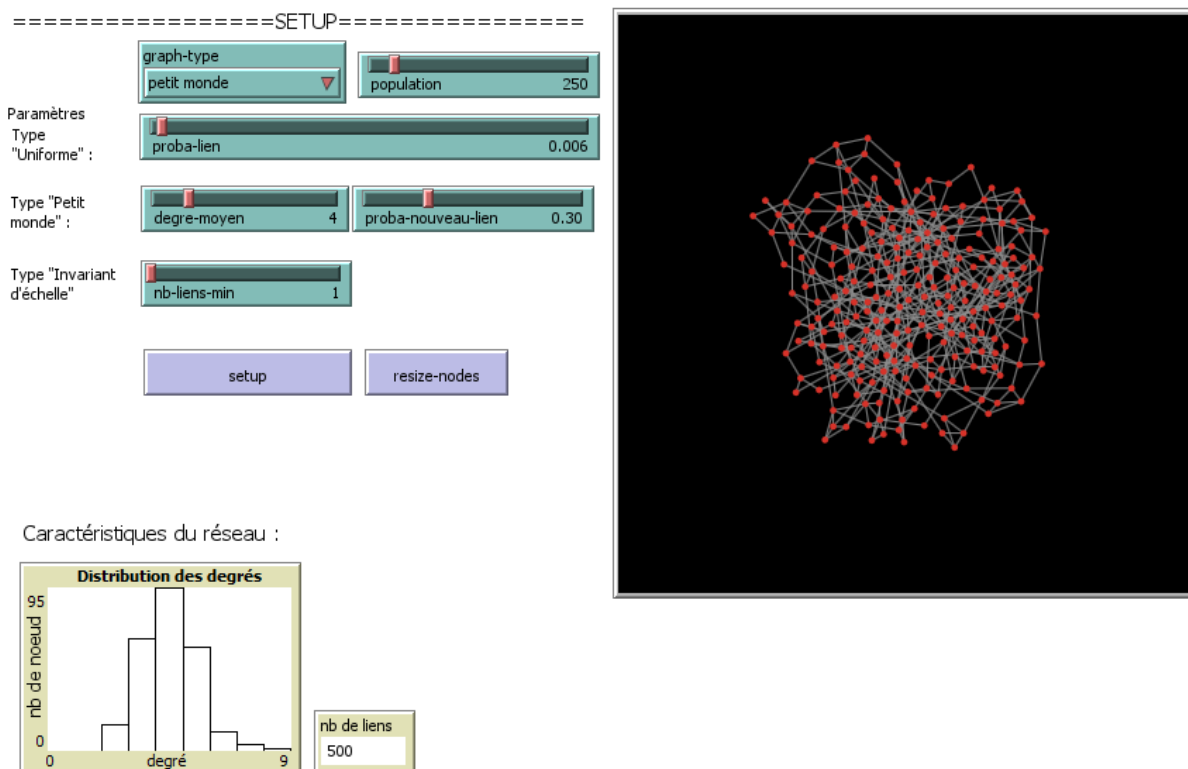


Figure 11 : représentation d'un réseau de Watts-Strogatz pour $n = 250$ (paramètre population), $m = 4$ (paramètre degre-moyen) et $p = 0,3$ (paramètre proba-nouveau-lien)

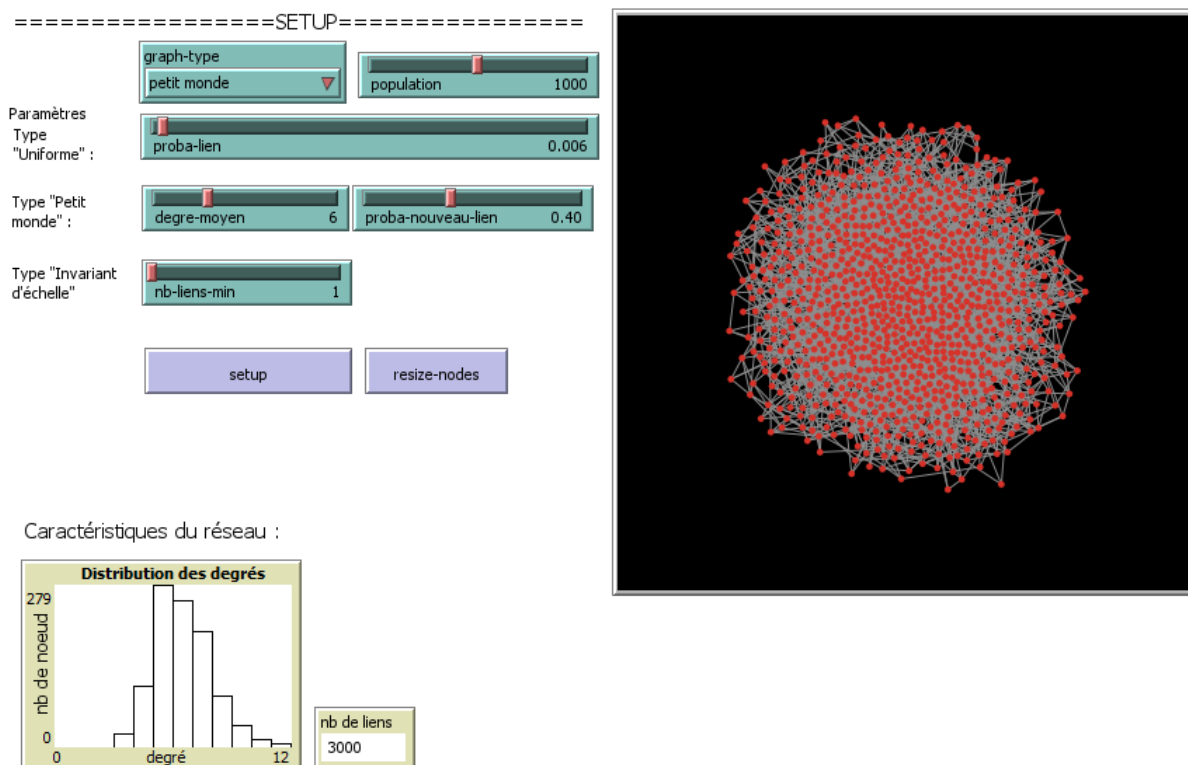


Figure 12 : représentation d'un réseau de Watts-Strogatz pour $n = 1000$ (paramètre population), $m = 6$ (paramètre degre-moyen) et $p = 0,4$ (paramètre proba-nouveau-lien)

2.3.3 Réseau à invariance d'échelle

Le troisième type de réseau que nous avons étudié est celui des réseaux à invariance d'échelle. Il s'agit de réseaux qui comportent beaucoup d'agents ayant un faible nombre de voisins et peu d'agents ayant un grand nombre de voisins. Ces derniers jouent le rôle de hub de communication entre les agents, à l'image d'un routeur dans le réseau Internet ou d'un influenceur dans des réseaux sociaux de type *Instagram*.

Albert et Barabási proposent en 2002 un algorithme permettant de construire des réseaux invariants d'échelle [Albert & Barabási, 2002]. Cet algorithme possède deux paramètres : n le nombre d'agents et m le degré minimal du réseau. Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Créer un réseau complet contenant $m_0 > m$ agents (en général, $m_0 = m + 1$). Un réseau complet est celui où toutes les paires possibles d'agents sont connectées.
2. Créer un nouvel agent A et le lier à m autres agents. Si d_i est le degré d'un agent i , alors $\frac{d_i}{\sum_j d_j}$ est la probabilité que l'agent i soit choisi parmi les agents liés au nouvel agent A. L'agent A a donc plus de chance de se lier à un agent ayant un degré déjà élevé.
3. Répéter l'étape 2 jusqu'à obtenir n agents au total dans le réseau.

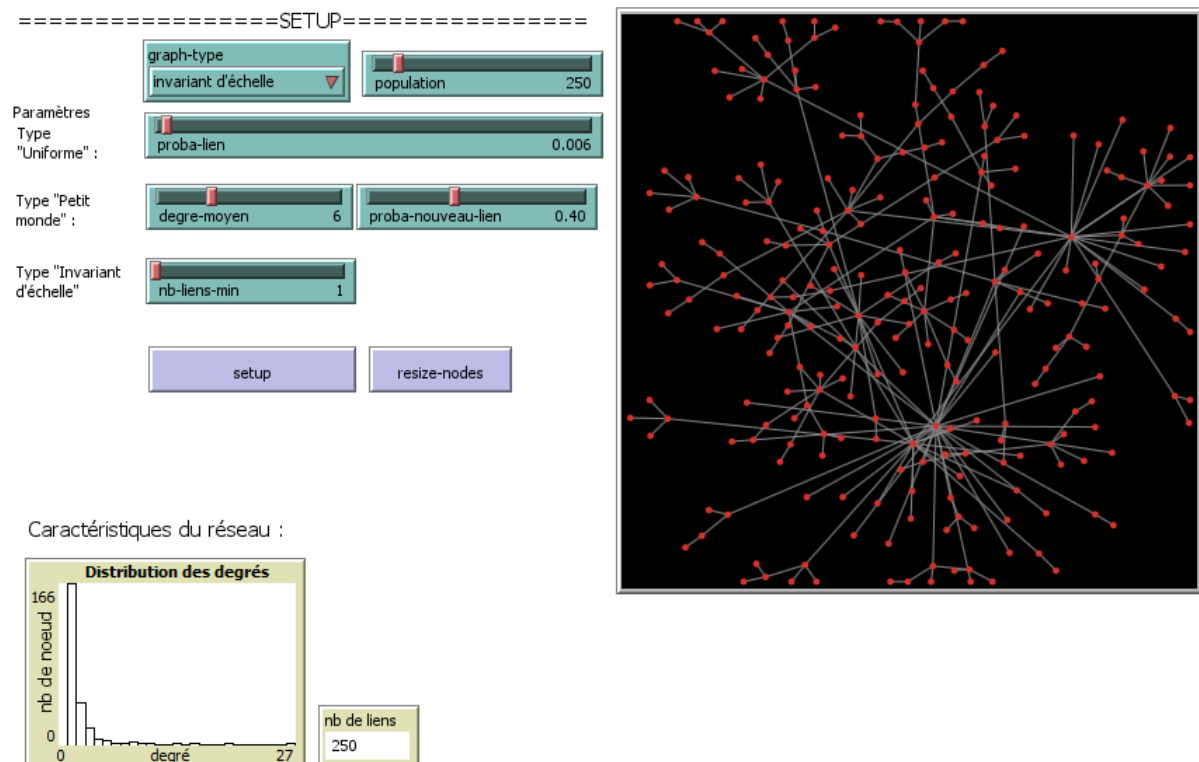


Figure 13 : représentation d'un réseau de Barabási-Albert pour $n = 250$ (paramètre population) et $m = 1$ (paramètre nb-liens-min)

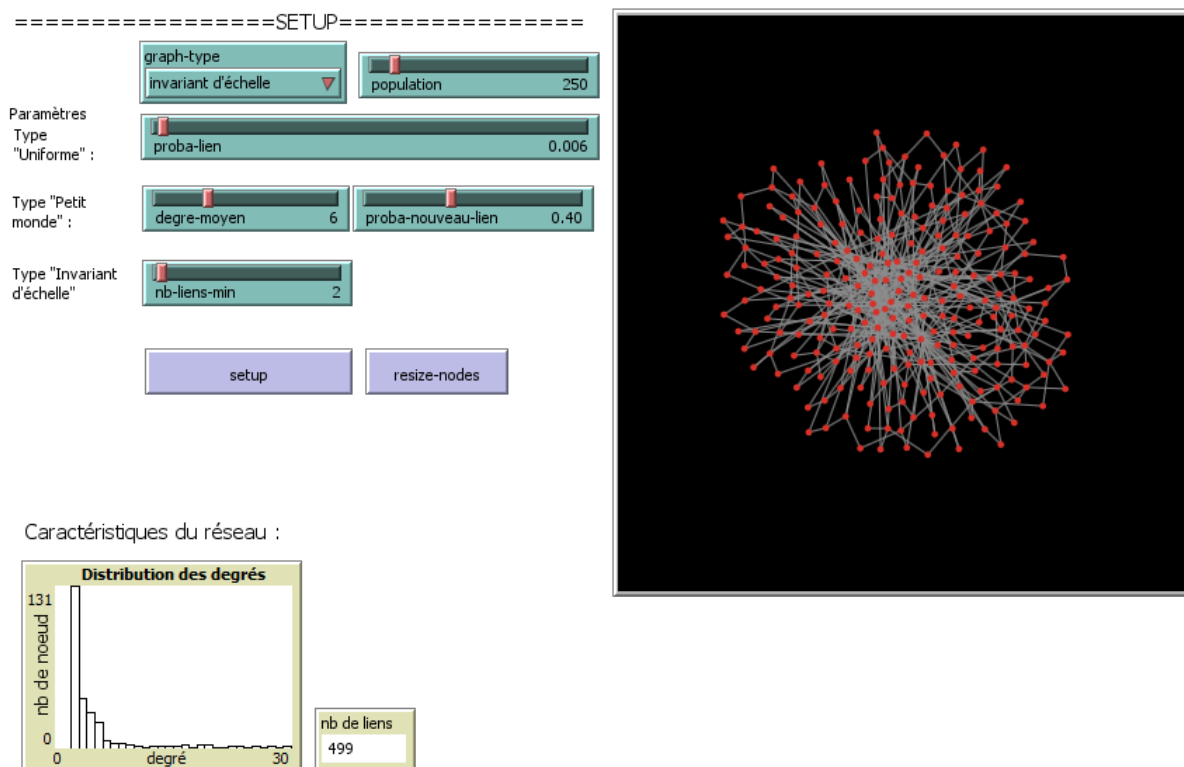


Figure 14 : représentation d'un réseau de Barabási-Albert pour $n = 250$ (paramètre population) et $m = 2$ (paramètre nb-liens-min)

2.4 Construction d'un réseau basé sur l'homophilie

L'homophilie est la tendance qu'a un individu à fréquenter d'autres individus qui partagent les mêmes caractéristiques sociales que lui. Ce phénomène peut s'observer dans le nombre plus élevé de conversations avec des individus de même sexe dans un laps de temps donné [Homophilie - Wikipédia]. Ce phénomène n'est pas exclusif aux humains et a également été observé chez des chimpanzés par Massen en 2014. Les chimpanzés tissaient des liens d'amitié avec des individus non apparentés mais ayant des similitudes en termes de personnalité. Selon Grossetti (2014), les relations entre les individus d'un réseau ne se font pas au hasard mais se construisent majoritairement dans des contextes collectifs. Dans les réseaux étudiés, les individus se lient plus facilement avec des personnes de même âge, en fonction du niveau d'étude... De ce fait, on observe que les individus dont le niveau social est le plus élevé ont plus de relations que les autres.

L'homophilie observée dans les réseaux sociaux a un impact sur la diffusion des opinions, mais pour construire un graphe prenant en compte ce paramètre nous allons suivre l'algorithme proposé par Yavas en 2014. Les agents de ce type de graphe ont, en plus d'une opinion propre, un paramètre d'homophilie qui varie entre 0 et 0,5. Plus cette valeur est faible, plus l'agent est homophile et plus cette valeur est élevée, plus l'agent est hétérophile.

Un graphe de type petit monde est d'abord créé. Depuis ce graphe, nous calculons la moyenne de satisfaction générale du réseau : un agent est satisfait s'il est lié à un autre agent qui possède la même opinion que lui, plus ou moins son degré d'homophilie. Un agent avec une opinion égale à 0,35 et une homophilie égale à 0,2 sera satisfait pour chaque lien qu'il aura créé avec des agents dont l'opinion sera comprise entre 0,15 et 0,55. Nous calculons donc sa moyenne de satisfaction (nombre de liens satisfaisants / nombre de liens total de l'agent). A partir des moyennes de chaque agent, nous calculons ensuite celle du réseau. Un paramètre de seuil de

satisfaction est laissé libre et donc modifiable. Plus ce seuil est élevé, plus le réseau sera globalement homophile. Pour augmenter l'homophilie du réseau, il faut comparer la moyenne de satisfaction du graphe actuel avec le seuil voulu : si la moyenne est inférieure, alors pour chaque agent nous lui créons une nouvelle relation : une relation existante d'un agent de son propre réseau d'amitié (avec l'ami d'un ami donc) qui sera satisfaisante et nous supprimons une relation non-satisfaisante du réseau actuel de cet agent. Une fois que tous les agents ont été traités, nous calculons la nouvelle moyenne de satisfaction et nous recommençons tant que le seuil n'est pas dépassé. Yavas précise que si le graphe n'est plus connexe, donc si un agent se retrouve isolé, alors il faut recommencer et créer un nouveau graph de base.

Une fois que ce type de réseau est modélisé nous pouvons lancer la simulation et appliquer les équations du modèle de dynamique d'opinion en confiance limitée (cf. *Tutoriel d'utilisation de Netlogo et livrables du projet*). Sur les différentes simulations, nous observons des clusters d'opinions similaires. Grâce à la fonction *layout-spring* de Netlogo [voir *Représenter une structure en réseau*], les agents sont également répartis dans l'espace selon leurs relations et nous observons donc que les agents proches dans le réseau partagent des opinions similaires. Mais ce type de réseaux n'empêche pas la convergence des opinions !

En augmentant le seuil de satisfaction à 95%, nous aurons un graphe dans lequel les agents souhaitent être liés à 95% avec des gens qui partagent leurs opinions, selon leur degré d'homophilie.

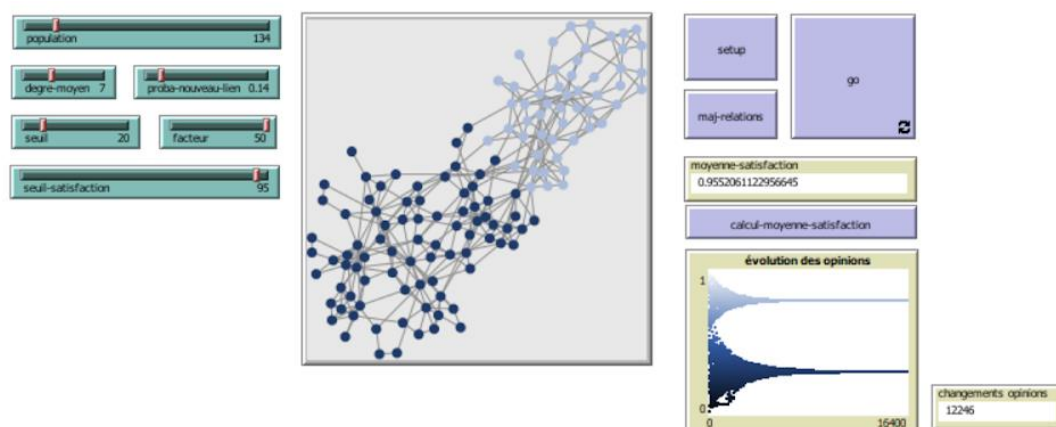


Figure 15 : interface Netlogo présentant l'environnement avec, de gauche à droite, les paramètres du réseau homophile ($N = 134$ agents, $m = 7$, $p = 0,14$, seuil de satisfaction fixé à 95%) et les paramètres du modèle de Deffuant ($d = 0,2$ et $\mu = 0,5$), la représentation visuelle de l'environnement composé d'agents (leur degré de couleur est proportionnel à leur opinion dans un nuancier allant du bleu foncé pour une opinion proche de 0 au bleu clair pour une opinion proche de 1), des indicateurs chiffrés de la simulation et le graphe temporel de répartition des opinions. On observe l'apparition de deux clusters d'opinion différents localisés dans des espaces différents.

Dans son modèle, George Butler (s. d.) met à jour les relations entre les agents, comme nous l'avons expliqué ci-dessus, en cours de simulation, ce qui modifie la structure de notre réseau alors que la simulation n'est pas arrivée à son terme. Nous avons donc appliqué cette méthode sur notre modèle. Nous mettons à jour les opinions cinq fois, puis nous remettons à jour les relations entre les agents pour observer si les résultats sont différents.

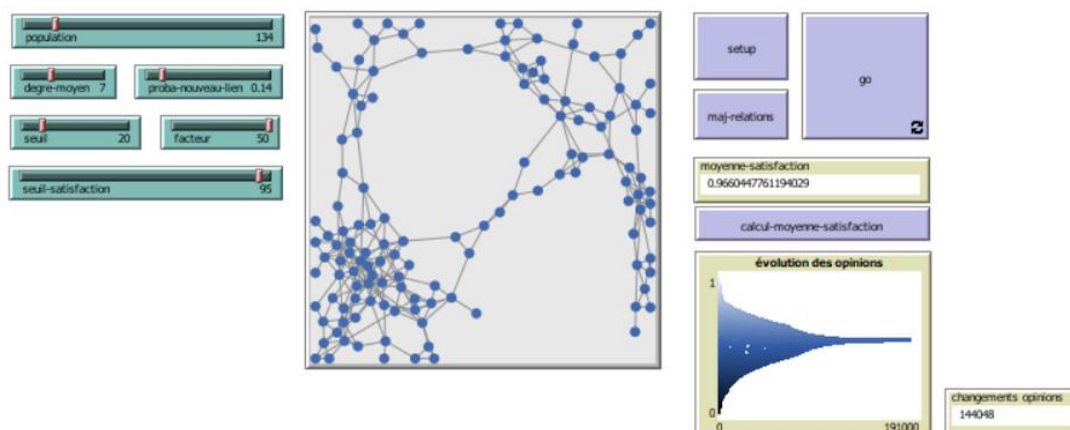


Figure 16 : interface Netlogo présentant l'environnement avec, de gauche à droite, les paramètres du réseau homophile ($N = 134$ agents, $m = 7$, $p = 0,14$, seuil de satisfaction fixé à 95%) et les paramètres du modèle de Deffuant ($d = 0,2$ et $\mu = 0,5$), la représentation visuelle de l'environnement composé d'agents (leur degré de couleur est proportionnel à leur opinion proche de 0 au bleu foncé au bleu clair pour une opinion proche de 1), des indicateurs chiffrés de la simulation et le graphe temporel de répartition des opinions. Pendant cette simulation les relations des agents sont mises à jour tous les 5 ticks (pas de temps). On observe une convergence des opinions.

Nous observons une convergence d'opinion que Butler observe également dans son modèle. Les agents sont très connectés avec des individus partageant leurs opinions ce qui renforce l'effet de clustering d'opinion. Mais dans un autre sens, si un agent change d'opinion, cette opinion se diffuse très rapidement dans son réseau d'amitié : puisque leurs opinions sont proches, elles ont plus de chance d'être en dessous du seuil nécessaire et donc d'être modifiées. Butler conclut tout de même sur l'effet relativement faible de l'homophilie dans l'adoption d'une innovation pour son cas et dans le nôtre : un seuil de satisfaction plus faible et donc un graphe moins homophile n'amène pas à des résultats très différents.

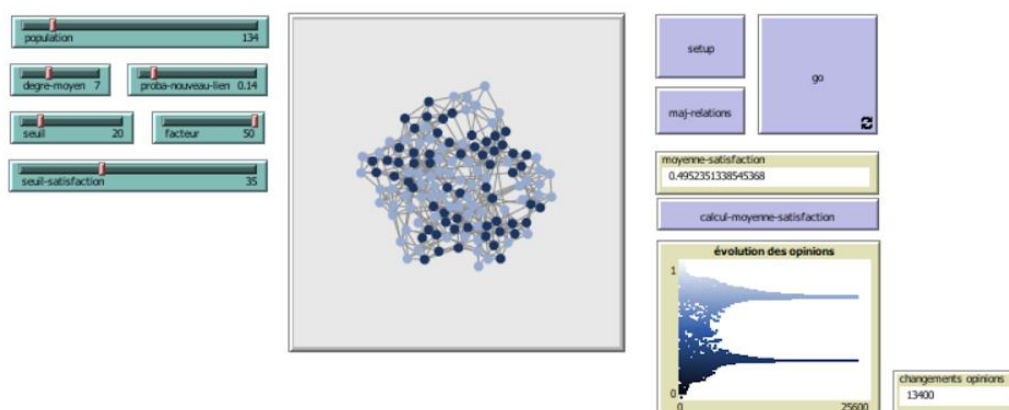


Figure 17 : interface Netlogo présentant l'environnement avec, de gauche à droite, les paramètres du réseau homophile ($N = 134$ agents, $m = 7$, $p = 0,14$, seuil de satisfaction fixé à 35%) et les paramètres du modèle de Deffuant ($d = 0,2$ et $\mu = 0,5$), la représentation visuelle de l'environnement composé d'agents (leur degré de couleur est proportionnel à leur opinion proche de 0 au bleu foncé au bleu clair pour une opinion proche de 1), des indicateurs chiffrés de la simulation et le graphe temporel de répartition des opinions. On observe l'apparition de deux clusters d'opinion différents localisés dans des espaces différents.

Pour un seuil de satisfaction égal à environ 0,5, nous observons une différence dans la structure du réseau (les clusters vont être moins distincts dans l'espace), mais à l'issue de la simulation, deux opinions émergentes sont observables, ce qui était déjà le cas dans un graphe très homophile.

Ajouter un paramètre d'homophilie aurait ainsi plus d'impact sur la structure du réseau que sur les dynamiques d'opinions en elles-mêmes. Grossetti (2014) complète la notion d'homophilie par une notion de force des liens. Il a été observé auprès d'étudiants israéliens que la création de liens sur internet est en moyenne moins homophile, en ce qui concerne le genre tout du moins, mais que les liens plus homophiles sont également plus forts.

2.5 “Perturber l'état stable”

Depuis le début de ce rapport, nous vous avons fait part de nos travaux expérimentaux pour construire un graphe social qui conviennent à nos attentes. De nos tests, nous avons vu apparaître plusieurs propriétés clés des systèmes complexes, parmi lesquelles l'émergence de comportements : d'un point de vue individuel, chaque agent n'est régi que par des règles simples lui permettant d'ajuster son opinion en fonction des individus qu'il croise dans l'environnement ou qui sont connectés à lui. On avait donc affaire à des interactions agent-agent (impliquées par la configuration de l'environnement) et/ou agent-environnement. De cette multitude d'interactions locales, nous constatons qu'à terme, des schémas d'opinion globaux se dessinent, soit selon un consensus, soit au travers de multiples pics d'opinions répartis entre 0 et 1. Cette émergence n'était à priori pas prévisible en dehors de toute simulation. Ce constat nous amène à une seconde propriété importante observée dans nos modèles : la convergence. Vous l'avez sans doute constaté, dans chacun de nos modèles, nos conclusions nous permettaient d'affirmer que tel paramétrage permettait d'aboutir à tel état au cours du temps. Cet état “final”, ou tout du moins constant au bout d'une certaine durée écoulée, est considéré comme un état stable. Nous avons par exemple observé un état stable dans la plupart de nos travaux, lorsque le seuil différentiel d'opinion était aux alentours de 0,5 et qu'une opinion moyenne uniforme émergeait au cours du temps.

Mais est-ce vraiment représentatif de la réalité sociale ? Nous en doutons fortement : à tout moment, au sein des réseaux sociaux, de nouveaux individus se lient ou se délient à d'autres, possèdent une opinion plus ou moins tranchée qui peut influencer les autres en temps réel. Certes, comme George Box le disait : “tous les modèles sont faux”, puisque ce sont des simplifications de la réalité, et par conséquent des facteurs ou des phénomènes sont nécessairement omis. Néanmoins, nous avons voulu expérimenter comment bousculer les états stables que nous observions, pour obtenir des situations plus réalistes dans leur démarche d'obtention.

2.5.1 L'ajout d'opinions aux bornes extrêmes

En 2002, Deffuant, Amblard et Weisbuch, qui avaient déjà contribué au modèle de confiance limitée que nous avons choisi et présenté, ont tenté de l'étendre davantage en se questionnant sur l'extrémisme.

Les chercheurs ont constaté que, plusieurs fois dans l'histoire mondiale, de grandes communautés ont plus ou moins soudainement basculé vers une opinion extrême, en raison de l'influence d'une petite minorité initiale. Ça a été le cas de l'Allemagne dans les années 1930, entre autres. De façon moins dramatique et moins politique, les phénomènes de mode dans la société sont des exemples similaires. Ils relatent également de nombreux exemples où une bipolarisation très forte de la population a eu lieu, comme lors de la Guerre Froide en Europe, où la population est en quelque sorte devenue extrémiste en choisissant l'un ou l'autre des blocs. Ils soulignent qu'il est toutefois plus courant que les groupes dits extrémistes n'aient pas d'influence globale sur toute la population.

Dans la plupart des modèles préexistants, Deffuant et al. (2002) ont remarqué que, les opinions étant binaires, il était impossible de distinguer les opinions modérées des opinions extrêmes, puisqu'ils ne présentent que des opinions minoritaires ou majoritaires. Ils ont donc choisi de reprendre le modèle de confiance limitée, mais en l'améliorant car les agents y présentent des interactions dites non-linéaires : l'influence des agents entre eux n'est effective

que si la distance de leurs opinions est inférieure au seuil d . Ce seuil peut alors être perçu comme une forme d'incertitude, ou de confiance limitée, autour de l'opinion. Autrement dit, les agents ne prennent pas en compte les opinions qui se trouvent hors de leur zone d'incertitude.

Deffuant et al. ont ainsi repris leur modèle de confiance limitée, qu'ils ont amélioré en modèle de confiance *relative*, qui varie du précédent :

- la notion d'incertitude est intégrée ;
- l'influence varie comme étant l'inverse de l'incertitude de l'agent d'influence, ce qui rend les extrémistes (moins incertains) plus influents (moins un agent est incertain, plus il influence les autres et plus leur opinion a de chances de basculer vers celle de l'agent d'influence) ;
- lors des interactions, les agents influencent les incertitudes de chacun ainsi que les opinions de chacun.

Leur étude est limitée au cas où tous les agents peuvent a priori interagir entre eux (en connexion complète donc, plutôt qu'en réseau d'interactions).

Pour une petite incertitude générale, l'influence des extrémistes est limitée aux agents qui étaient initialement proches d'eux, et les chercheurs obtiennent une convergence centrale. En cas d'incertitude générale élevée, les extrêmes ont tendance à prévaloir, ce qui conduit soit à une bipolarisation, soit à la convergence vers un seul extrême. Lorsque les extrémistes sont nombreux et en nombre égal dans les deux extrêmes, il y a une instabilité entre la convergence centrale et la convergence vers un seul extrême.

Là où cette source bibliographique nous a semblé utile, c'est dans ses observations en discussion. En effet, tous les agents peuvent communiquer entre eux dans leur modèle (pas de réseaux spécifiques) ; différentes structures de réseaux sociaux pourraient à l'avenir modifier la convergence et donner lieu à davantage de clusters. Or, nous avons déjà une structure de réseau social, et leur remarque nous a invités à considérer l'intégration d'avis extrémistes en son sein. Attention toutefois, nous rappelons de nouveau que si les considérations de base de Deffuant et al. se fondent sur des exemples majoritairement historiques et politiques, notre démarche en est totalement détachée. Nous maintenons que par extrémiste, nous parlons d'agents ayant des opinions proches de 0 ou 1, mais détachées de tout contexte.

Dans la pratique, nous avons d'abord repris le modèle basique de Deffuant et al. (2000) développé au début du rapport, auquel nous avons ajouté la possibilité d'ajouter des agents extrémistes soit à l'initialisation du graphe, soit en cours de simulation, ce qui était plus pertinent et proche de la réalité (cf. *Tutoriel d'utilisation de Netlogo et livrables du projet*). Dans le premier cas de figure, nous avons travaillé en testant différentes populations, contenant des proportions variables d'agents dits extrémistes de la borne inférieure (opinion inférieure à 0,1), des agents dits modérés (opinion comprise entre 0,1 et 0,9) et des agents dits extrémistes de la borne supérieure (opinion supérieure à 0,9). Selon qu'ils soient de la borne inférieure ou supérieure, les extrémistes étaient graphiquement représentés par des visages mécontents aux degrés de couleur variable :

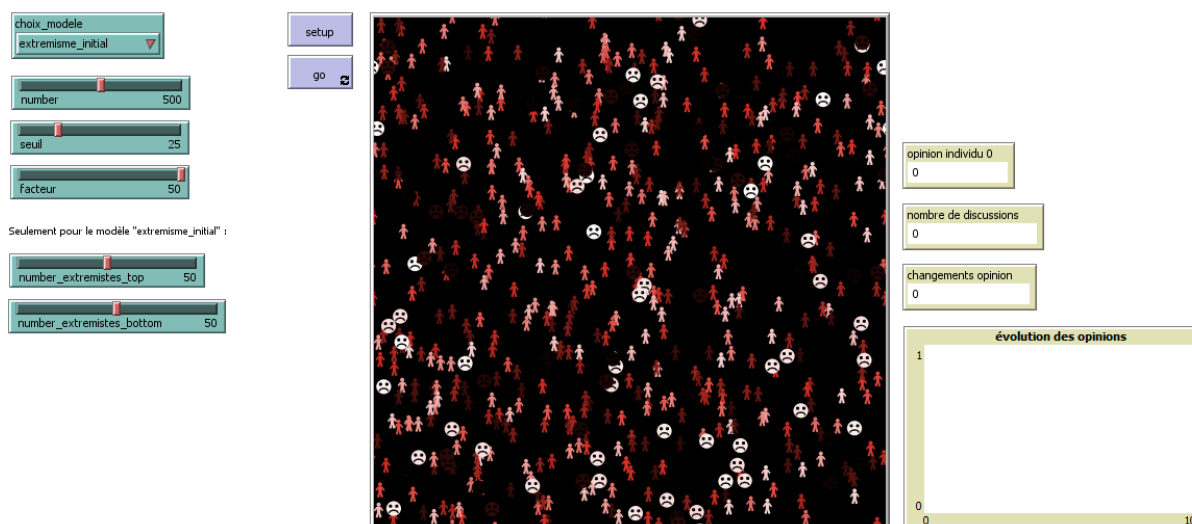


Figure 18 : interface Netlogo permettant l'ajout d'extrémistes à l'initialisation du système. La couleur des agents est significative de leur opinion. Les agents aux opinions modérées sont représentés par des formes *person*, et les extrémistes par des formes *sad face*. La forme d'un agent au cours de la simulation peut changer de l'une à l'autre des formes selon sa nouvelle opinion.

Les résultats sont invariants par rapport au modèle basique pour un seuil différentiel d'opinion de 0,5 : on obtient une opinion unique et uniforme à 0,5. Cependant, plus nous faisons diminuer le seuil, ou augmenter le nombre d'extrémistes (des bornes supérieure et/ou inférieure), voire les deux en même temps, plus des pics apparaissent systématiquement aux abords de 0 et/ou 1. L'Annexe 3 dévoile davantage de nos observations.

Nous avons ainsi apporté une diversification des résultats obtenus précédemment, mais nous n'avions pas encore atteint notre but, à savoir perturber l'état stable. Pour ce faire, nous avons appliqué les mêmes principes qu'à l'instant, mais cette fois-ci les ajouts d'agents extrémistes pouvaient se faire n'importe quand, et en n'importe quel nombre, au cours de la simulation.

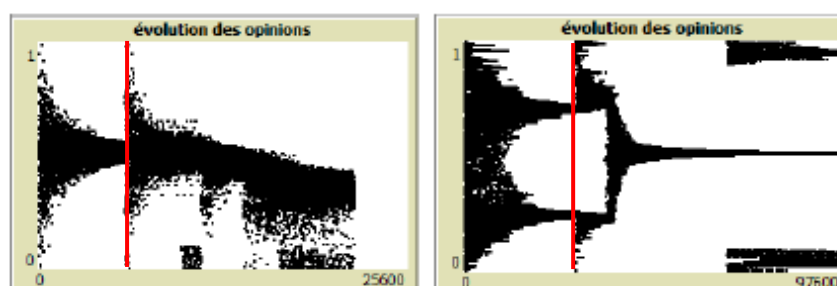


Figure 19 : exemples de graphes d'évolution des opinions obtenus après ajout d'extrémistes en cours de simulation. Les états stables sont rompus à la ligne rouge sur chacun des graphes, et donnent à voir des formes intrigantes, abstraction faite de toute technique.

Comme le montre la Figure 19 ci-dessus, les états stables issus du modèles de Deffuant sont rompus et peuvent donner d'autres issues aux simulations. Ces résultats satisfaisants nous ont motivés à intégrer la possibilité de faire intervenir des extrémistes au sein d'un réseau social, puisque c'est la forme que nous souhaitons privilégier (Annexe 4). En procédant ainsi, un extrémiste ajouté au réseau n'interagit pas au hasard mais seulement et uniquement avec les individus auxquels il sera lié. De plus, nous l'avions déjà constaté avant d'effectuer nos recherches sur les différents types de graphes : la structure du réseau est source de variation dans les résultats observés. En l'occurrence, avec l'ajout de nouveaux agents en cours de simulation, la forme du réseau social va être bousculée dans sa structure et pourrait devenir connexe (où tous

les agents sont reliés aux autres par un lien ou une suite de liens, autrement dit il n'existe plus d'agent isolé) alors qu'il ne l'était pas de base, grâce aux nouvelles connexions de l'agent ajouté. C'est ce support de graphe, uniforme avec possibilité d'ajout d'extrémistes en cours de simulation, que nous avons choisi comme support pour développer des essais davantage artistiques pour aider à la lisibilité et la compréhension du système modélisé.

3 Démarche artistique

3.1 Etat de l'art

Comme le rappellent Henri et Fekete en 2008, les réseaux sociaux sont des systèmes vastes, en termes de nombre d'utilisateurs, riches, car ils contiennent de "multiples relations ou informations sur les acteurs du réseau", et ils évoluent au cours du temps. Leurs travaux ont contribué à faire un état des lieux des méthodes de visualisation déjà connues, notamment sur les représentations nœuds-liens assimilables aux visualisations que permet Netlogo, et d'autres qui pourraient s'y substituer, à condition d'avoir les moyens techniques et logiciels à disposition.

3.1.1 Diagrammes nœuds-liens

D'après eux, la plupart des réseaux sont modélisés sous formes de systèmes nœuds-liens, où les nœuds représentent traditionnellement des acteurs, et les liens des relations du réseau. Or, ce type de représentation devient vite illisible à mesure que le graphe s'agrandit, puisque les nœuds se superposent et les liens se croisent à ne plus en repérer l'origine et l'arrivée. L'information est donc représentée mais parfois indistincte à mesure qu'elle grossit. La lisibilité dépend ainsi de la position des nœuds dans le graphe, et cela a même donné naissance à un champ de recherche spécifique, le *graph drawing*. Toutefois, ce type de représentation reste intuitif, car représentatif du fonctionnement du réseau, et compréhensible par le commun des mortels. Ces deux derniers aspects nous ont confortés dans cette représentation, et, en toute franchise, Netlogo n'offre pas de possibilité plus élaborée. Nous allons cependant mentionner d'autres pistes de représentation, qui auraient pu être envisagées ou qui pourraient l'être avec d'autres outils.

3.1.2 Représentations alternatives

Pour pallier le problème des multiples superpositions de liens et de nœuds des représentations nœuds-liens, des techniques ont été mises en évidence [Henri & Fekete, 2008] :

- diminuer la dose d'information représentée, en utilisant des filtres ou des clusters pour ne représenter qu'en un seul nœud des éléments similaires ;
- ne représenter qu'une partie du réseau et proposer une navigation interactive pour en découvrir le reste ;
- trouver des techniques de représentation qui augmentent l'espace visuel et rendent l'information plus lisible, qui soient alternatives aux diagrammes nœuds-liens.

Les deux premières alternatives amènent à supprimer ou réduire l'information. Les auteurs n'ont pas trouvé cela satisfaisant et se sont donc intéressés au troisième point : les représentations alternatives.

Parmi elles, nous pouvons compter les représentations en trois dimensions, qui en comptent donc une supplémentaire par rapport aux visualisations précédentes. Elles présentent en effet certains avantages : les réseaux dessinés peuvent être envisagés plus grands, certains critères peuvent être optimisés plus facilement (comme la réduction du croisement des liens). Cependant, ce type de modélisation contribue à occulter de l'information, cela ne résout pas les problèmes précédents d'encombrement des graphes et il devient difficile pour le spectateur d'avoir une vision globale claire du système. C'est pour ces raisons que nous avons renoncé à utiliser la version 3D de Netlogo, d'autant que nous ne parvenions pas à trouver un sens à la

dimension ajoutée. Henri et Fekete disent même : “[...] si les visualisations 3D sont attractives, elles n’améliorent pas les performances et les détériorent même pour certaines tâches”. Nous l’avons de nous-même constaté en visualisant des modèles préexistants de Netlogo 3D, dont celui des termites (Figure 20). L’interface offre la possibilité de zoomer et pivoter l’environnement. Lorsqu’il est observé de façon statique, à première vue, la troisième dimension permet un meilleur aperçu, mais un système complexe statique est démuné de sens, nous l’avons suffisamment prouvé auparavant. Lorsque nous exécutons la simulation, l’utilisateur devient désorienté et la représentation perd en efficacité. De plus, ce modèle particulier des termites offre la possibilité de suivre en troisième personne l’un des insectes modélisés, mais encore une fois les yeux sont complètement désorientés, d’autant qu’on y perd la vision globale de l’espace restreint de l’environnement, la notion de profondeur réelle, et de nouveau l’utilisateur y perd en compréhension.

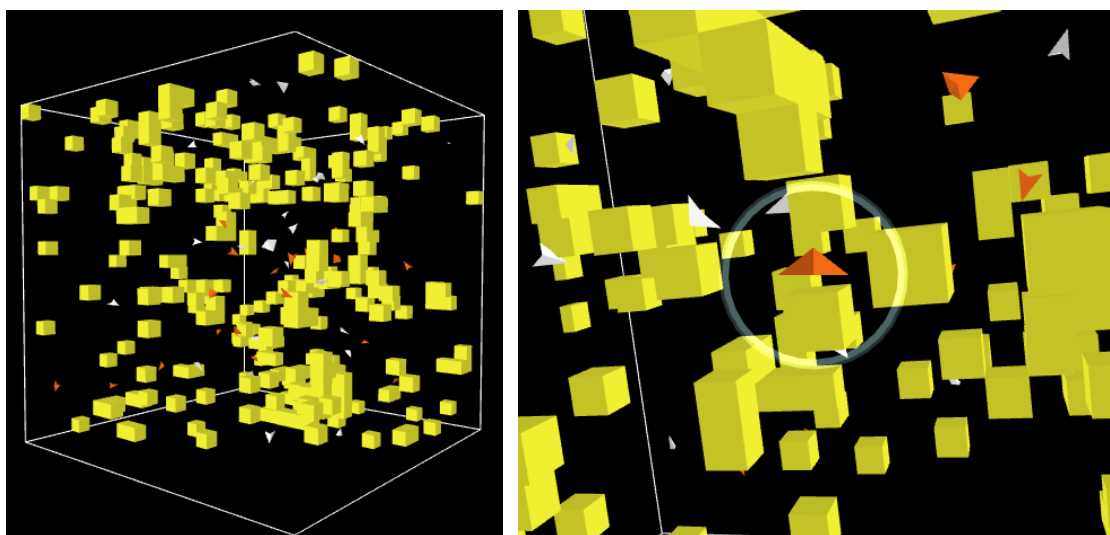


Figure 20 : captures de la visualisation du modèle 3D des termites, disponible dans les bibliothèques de Netlogo 3D. A gauche : vue d’ensemble du modèle ; à droite : vue agent-centrée.

Pour revenir un court instant sur les alternatives interactives proposées par les chercheurs, elles auraient pu être un mode de représentation plausible, mais dont nous n’avions pas les moyens techniques ni, surtout, matériels. En n’affichant qu’une partie du réseau par exemple, les utilisateurs auraient eux-mêmes pu, d’un mouvement de la main ou par voie tactile, le faire défiler, le dérouler sous leurs yeux. Ainsi, ils auraient pu l’explorer de manière individualisée et exploratoire ; l’expérience aurait été unique. En outre, les installations interactives Artex que nous avons pu tester lors de l’événement laissaient entrevoir que les dispositifs de captation des mouvements (type Kinect) étaient prometteurs. Nous aurions pu, avec un tel procédé, laisser les utilisateurs faire varier eux-mêmes le réseau via la gestuelle, en associant à certains gestes une modification des paramètres, permettant ainsi une déformation en direct du réseau affiché.

Bien que Netlogo ait été un outil vraiment très pratique et intuitif pour exécuter la partie pratique de notre projet, les contraintes logicielles nous ont restreints dans notre démarche artistique. Nous vous avons exposé des pistes que nous aurions envisagé avec des moyens supplémentaires, mais voici tout de même notre démarche artistique, orientée vers une meilleure compréhension du système et de son évolution, basée d’abord sur des éléments visuels, puis des tentatives sonores.

3.2 Approche visuelle

Selon McCandless (2011), la datavision est une “nouvelle science visuelle de l’information”. L’intérêt même de la datavision est de rendre intelligible l’information au premier coup d’œil. Au vu de notre sujet, il était impensable que visuellement notre modèle ne soit pas compréhensible ou ait été choisi au hasard. Nous allons donc présenter et expliciter nos choix concernant la couleur et la forme de nos agents. Puis nous présenterons d’autres possibilités dont nous avons pu discuter mais que nous n’avons pas forcément mis en place.

3.2.1 La couleur

En datavision, les couleurs choisies se doivent d’être significatives. Même dans le cadre artistique qui nous était imposé, il était nécessaire de ne pas proposer une couleur vecteur d’un message qui n’était pas le nôtre. David McCandless (2011) pointe du doigt que les couleurs n’ont pas la même signification selon les régions du monde. Il est donc difficile de choisir une couleur qui portera le même message partout dans le monde.

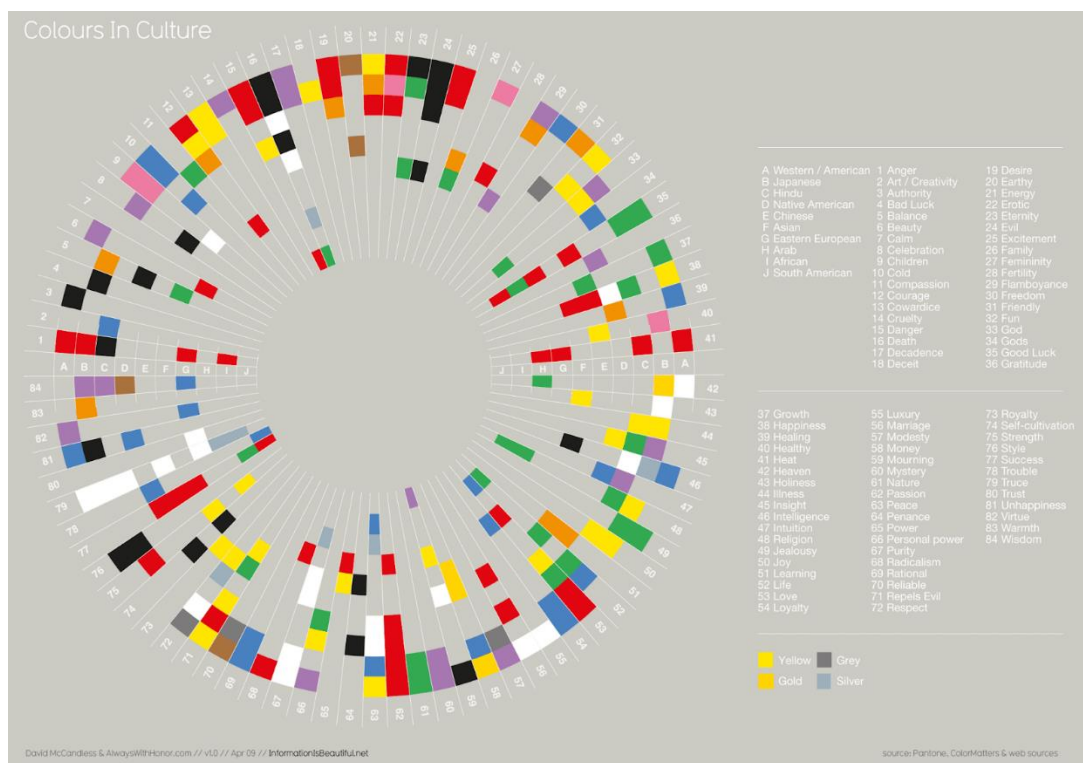


Figure 21 : couleurs associées à différents sentiments, émotions, états ou concepts selon les régions du monde

Nous avons donc fait nos choix en nous plaçant du côté occidental et européen. A présent, plusieurs cas de figure se présentent à nous. Les dynamiques d’opinions que nous présentons ne sont pas relatives à un sujet précis mais représentent une opinion se plaçant sur un continuum, indépendamment de toute prise de position de notre part. Dans le cas où nous nous serions basés sur des sujets de société, la couleur apporterait un sens supplémentaire.

Pour modéliser la propagation d’opinion concernant un sujet relatif au domaine de la santé, il faudra au préalable préciser le sujet. Si l’on se place du côté du patient, le vert est un bon choix, car c’est une couleur rappelant l’équilibre et le calme. Dans le cas où on l’on voudrait plutôt représenter des opinions concernant un aspect scientifique, alors le bleu serait préconisé car c’est une couleur associée aux sciences ainsi que la propreté.

Mais la couleur n'est pas nécessairement associée au sujet traité et peut avoir un effet sur le ressenti de celui qui va la regarder. On peut alors choisir une couleur associée à un sentiment, comme le orange qui va apporter de l'énergie à la simulation, là où le vert sera plus calme et universel.

Nous ne pensons donc pas judicieux de fixer par nous-même la couleur des agents et proposons donc de la fixer en début de simulation. Le choix de la couleur des agents revient donc à l'appréciation du spectateur, celui qui testera la simulation. Chaque agent aura une nuance de la couleur choisie qui sera liée à son opinion. Un agent avec une opinion plus "grande" (plus proche de 1) sera en une nuance claire là où un agent avec une opinion proche de 0 sera en une nuance foncée.

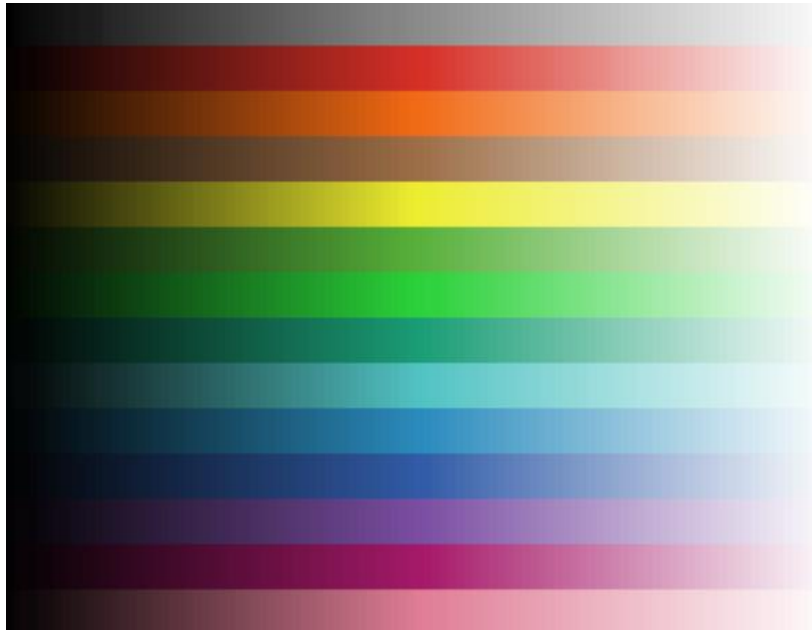


Figure 22 : dégradé des différentes couleurs proposées par le logiciel NetLogo

Le choix de couleur doit être en accord avec le message que l'on souhaite passer mais doit également apporter de la signification, ici la couleur des agents et le moyen visuel que nous avons choisi pour représenter les différentes opinions des agents du réseau.

3.2.2 La forme

Le logiciel NetLogo que nous avons utilisé pendant toute cette phase de réalisation propose une bibliothèque importante de formes d'agent, allant du simple cercle à la forme d'une fourmi :

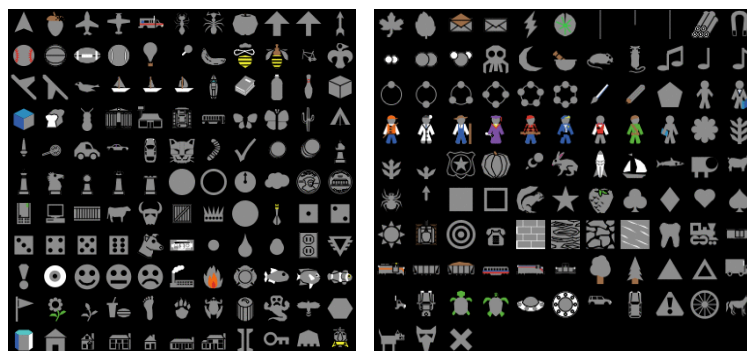


Figure 23 : formes disponibles au sein de NetLogo pour modéliser les agents, appelés aussi "tortues" ou "turtles" dans le jargon

Nous avons donc un choix assez large pour choisir la forme de nos agents. Notre choix devait être vecteur de sens, il n'était donc pas possible de prendre une forme au hasard ou une qui apporterait un message contradictoire à celui que l'on souhaite faire passer. On peut observer sur la figure 23 qu'il est possible de choisir une forme de tortue. Le résultat pouvait être aussi élégant que possible, ce choix aurait apporté une information fautive. Les dynamiques que nous modélisons sont relatives à des phénomènes sociaux humains. Nous plaçant dans le cadre d'opinion, il était possible pour nous d'utiliser les visages proposés par Netlogo, mais comme nous l'avons évoqué plus tôt, le continuum n'est pas à associer à quelques opinions réelles. De plus, en datavision, il faut que les éléments aient du sens mais il n'est pas utile d'utiliser deux éléments différents pour un même message, au risque d'ajouter plus de bruit que de sens dans l'image. Comme évoqué plus haut, les opinions se différencient déjà par la couleur des agents.

Nous avons alors décidé qu'il valait mieux ne pas encombrer notre simulation et choisir comme forme pour nos agents de simples cercles (cf. *Tutoriel d'utilisation de Netlogo et livrables du projet*). Étant donné qu'il peut y avoir un grand nombre d'agents dans le réseau (plusieurs centaines), une forme simple permettait également que les agents ne soient pas confondus si les opinions convergent. Cependant, ce problème persiste : les agents dès le début de la simulation peuvent se chevaucher et se cacher les uns les autres. Nous avons alors trouvé judicieux de travailler sur la transparence des agents. Des agents complètement transparents étaient alors trop peu visibles mais nous avons trouvé une solution intermédiaire. Netlogo propose un éditeur de forme pour les appliquer aux agents par la suite, et via cet éditeur, il nous a été possible d'obtenir un résultat satisfaisant. En procédant ainsi, nous avons éliminé l'un des défauts des réseaux sous forme nœuds-liens mentionnés par Henri et Fekete (2008) plus haut, à savoir le manque de lisibilité dû au nombre de nœuds superposés.

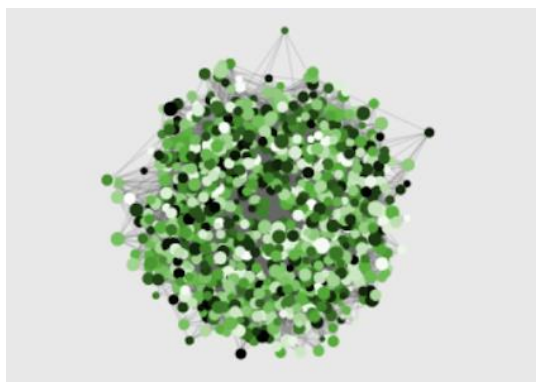


Figure 24 : Simulation avec 700 agents et une opacité à 100% pour chacun des agents

Il était jusqu'alors possible de faire face à des graphes très denses et sur lesquels, même s'ils ne sont jamais générés au même endroit, peuvent en partie se chevaucher et perturber la lisibilité.

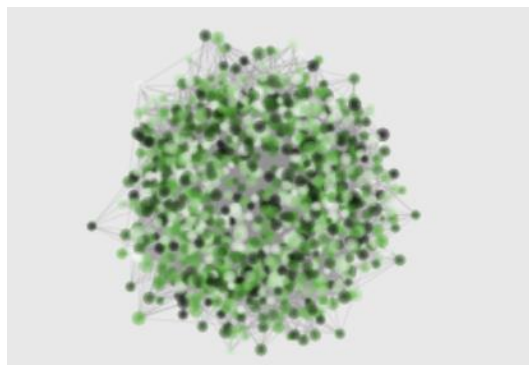


Figure 25 : Simulation avec 700 agents et une opacité de 60% pour chacun des agents

En rendant seulement le centre de l'agent opaque, on parvient mieux à observer les agents qui seraient "en dessous" d'autres. Pour rendre la simulation encore moins statique nous voulions représenter chaque agent par un gif animé, ce qui n'a pas été possible ici.

3.2.2.1 *Un aperçu artistique*

Nous avons voulu privilégier la compréhension et la mise en évidence de la complexité dans les choix artistiques que nous avons fait mais nous nous sommes, pendant un temps, questionnés sur l'aspect purement esthétique que nos simulations pouvaient prendre. Pour cela, nous avons rendu possible la focalisation sur un seul agent, ce qui offrait une vue différente et qui s'est parfaitement inscrite dans le cadre de notre projet.

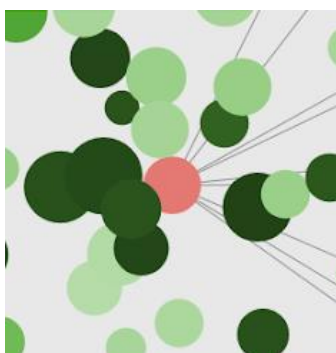


Figure 26 : aperçu de la focalisation sur un agent

Avec ces aperçus focalisés, nous avons pu rapprocher nos travaux du pop art. Le pop art est un ensemble de phénomènes artistiques. C'est un large mouvement culturel des années 1960, qui trouve ses origines durant la décennie précédente en Grand-Bretagne mais s'étend rapidement au reste du monde. Ses approches se caractérisent par l'utilisation d'éléments simples ; on peut par exemple citer la conserve de soupe Campbell rendue célèbre par Andy Warhol. Les éléments simples peuvent aussi être des formes géométriques basiques comme des cercles. A titre illustratif, l'artiste Yayoi Kusama utilise des cercles (des pois) dans la majorité de ses œuvres et elle déclare même en 1960 "Ma vie est un pois perdu parmi des milliers d'autres pois...".



Figure 27 : Dots Obsession, Yayoi Kusama, 2003

Les couleurs utilisées sont soit très vives et acidulées soit, au contraire, inexistantes. Les travaux de Yayoi Kusama nous ont poussés à diversifier les couleurs de la simulation en cours d'exécution.



Figure 28 : Aperçu de la simulation avec changement des couleurs des agents en cours de simulation et focalisation sur un agent de cette simulation

Nous avons par la suite testé des combinaisons de couleurs utilisées dans les années 1960 et 1970, et les motifs que nous sommes parvenus à créer rappellent les tapisseries de cette époque, dans lesquelles il est également typique de retrouver des formes géométriques, des modèles psychédéliques... mêlant judicieusement le mouvement pop art et l'Op art. L'Op art constitue les pratiques artistiques cherchant à jouer sur les failles de l'œil humain au travers d'illusions et jeux d'optique. Dans ces tapisseries, l'accent est mis sur les couleurs et les formes qui peuvent se superposer pour créer de la profondeur. Elles s'inspirent de motifs orientaux, tout comme les impressions textiles. Et les couleurs employées sont des couleurs chaudes qualifiées de "coucher de soleil".

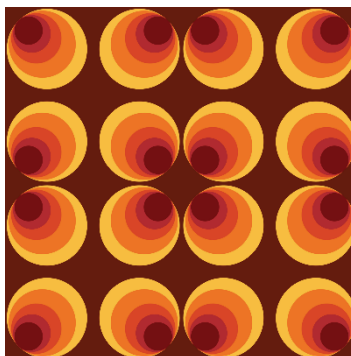


Figure 29 : Papier peint Apollo inspiré des années 1970

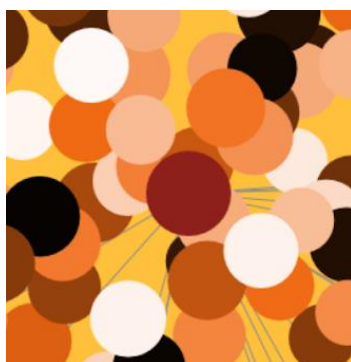


Figure 30 : motif obtenu en suivant un agent de notre modèle avec 738 agents et une densité-liens = 2,3 dans un réseau aléatoire uniforme

Les motifs ainsi obtenus auraient pu être utilisés pour de multiples usages artistiques que nous aurions pu proposer en matériel de base aux étudiants de l'ENSAD, afin qu'ils aient matière à créer. Cet aspect artistique de nos simulations aurait été une passerelle intéressante entre nos travaux et ceux des étudiants de l'école d'art.

Nous avons alors pu appréhender la génération artistique via les systèmes complexes, qui était une direction que nous aurions pu prendre pour proposer une œuvre à la suite de cette phase de réalisation. Mais nous étions assez critiques vis-à-vis des dispositifs présentant ces approches que nous avons pu découvrir à Artex. Il nous a toujours semblé plus pertinent d'exploiter les systèmes complexes via ce qu'ils signifiaient et pas seulement via ce à quoi ils pouvaient ressembler. Nous ne cherchions pas seulement à créer du beau mais surtout à créer du sens esthétique. C'est dans cette approche que nous proposons notre modèle final. Mais ces tests artistiques ont fait partie de notre réflexion et nous voulions tout de même les présenter, même s'ils n'ont pas été la direction que nous avons finalement prise.

3.2.3 Représenter une structure en réseau

Notre modèle autorise des réseaux de grande taille comprenant plus de 1000 agents, et certains jeux de paramètres peuvent mener à des réseaux de grande densité. Pour représenter ces réseaux complexes de manière visuellement plaisante, nous nous sommes appuyés sur une méthode de représentation qui fait intervenir des éléments de mécanique. Ce mode de représentation considère chaque lien entre deux agents comme agissant à la manière d'un petit ressort [Fruchterman-Reingold, 1991], créant ainsi un système dynamique. De cette manière, deux agents reliés et éloignés l'un de l'autre auront tendance à se rapprocher et deux agents reliés et proches l'un de l'autre auront tendance à s'éloigner. Cette approche a l'avantage d'être dynamique et d'ajouter un élégant mouvement à notre modèle.

3.3 Varier les modalités sensorielles : le son

Lors de nos recherches à travers le salon Artex en 2021, nous nous sommes rendu compte que les œuvres qui captent le plus l'attention des visiteurs sont celles qui combinent différentes modalités sensorielles en plus d'être un support graphique. C'est le cas par exemple de l'œuvre *Ecoutez la politique* de Chavalarias D. et Panahi M. Cette installation sonore associe représentation graphique où les interactions de personnalités politiques sur *Twitter* sont représentées sous forme de graphe et l'apparition d'un nouveau tweet en ponctué par un son de percussion dont le timbre dépend du parti politique associé à la personnalité. Cette installation bimodale avait une dimension entêtante et hypnotique qui plaisait aux visiteurs.

Notre modèle des dynamiques d'opinion sous Netlogo représente l'évolution des opinions des agents sous forme d'un graphique sur la partie droite de l'écran. Si cette représentation permet de visualiser rapidement l'évolution du système, nous la trouvons un peu scolaire et peu aguçante dans le cadre d'une œuvre artistique.

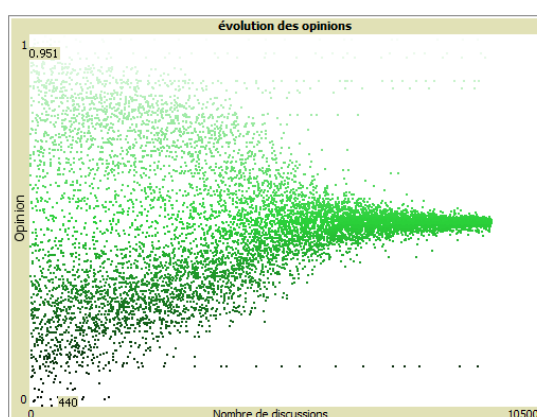


Figure 31 : Représentation graphique de l'évolution de l'opinion de 500 agents avec un seuil d'entente fixé à 35. Avec ces paramètres, une seule opinion majoritaire émerge dans le réseau. Chaque point représente un agent engagé dans une discussion. L'ordonnée donne l'opinion de l'agent et l'abscisse représente le temps.

Nous avons donc décidé d'explorer la possibilité de rendre compte de l'évolution des opinions des agents par un autre moyen, et qui plus est à travers une autre modalité sonore plutôt que visuelle. L'évolution des opinions passe par deux grandes étapes au cours de l'évolution du système : une grande diversité des opinions réparties uniformément entre 0 et 1 à l'initialisation du modèle et l'émergence (ou non) d'une ou plusieurs opinions majoritaire(s). Pour représenter ces états dans un espace sonore, imaginons une foule de personnes qui expriment leur opinion à haute voix toutes en même temps. Lorsqu'il y a une grande diversité d'opinion au sein de la foule, le son qui en résulte tient du brouhaha car aucune opinion ne se démarque d'une autre. Lorsqu'il y a une opinion très majoritaire, elle est très facilement discernable au sein de la foule. Et lorsqu'il y a deux ou trois opinions majoritaires différentes, elles peuvent encore être discernables. C'est à partir de cette analogie que nous avons construit une ambiance sonore lors de la simulation de notre modèle de dynamique d'opinion sous Netlogo (cf. *Tutoriel d'utilisation de Netlogo et livrables du projet*).

Le design sonore que nous avons implémenté (cf. *Tutoriel d'utilisation de Netlogo et livrables du projet*) est analogue à celui de la foule d'opinions que nous venons de décrire. L'ensemble des agents est divisé en dix classes d'opinions de même amplitude égale à 0,1. Par exemple, tous les agents ayant une opinion comprise entre 0,2 et 0,3 forment une même classe d'opinion. Si le nombre d'agents appartenant à une classe est supérieur à 5% du nombre total d'agents, une note dont la fréquence et l'intensité dépendent de la classe est jouée par le logiciel.

L'intensité de cette note est proportionnelle au nombre d'agents dans la classe : une classe comprenant tout juste 10% de la population totale joue une note de faible intensité et une classe comprenant la majorité des agents joue une note de forte intensité. La fréquence de la note dépend de la position de la classe dans l'éventail des opinions : une classe comprenant des opinions proches de 1 joue des notes aiguës et une classe comprenant des opinions proches de 0 joue des notes graves. Ainsi, à l'aide de ce design sonore, nous sommes en mesure de recréer l'effet de brouhaha inhérent à une grande diversité d'opinions en début de simulation et de recréer l'harmonisation souhaitée lorsqu'une ou plusieurs opinions principales émergent de la foule.

Si cette approche du design sonore a pu être implémentée telle quelle dans le logiciel Netlogo, nous pouvons aller encore plus loin et proposer que des instruments différents jouent les notes au sein de chaque classe, afin de varier le timbre des notes en plus de leur fréquence et s'approcher du rendu d'un ensemble orchestral par exemple. Cependant le logiciel gère difficilement plusieurs instruments en même temps dans un modèle aussi complexe que celui que nous proposons. Il est également à noter que cette approche sonore amène comme souhaité un effet entêtant et hypnotique, mais cet effet est vite désagréable après quelques minutes de manipulation des modèles, ce qui dessert l'expérience de l'utilisateur plus que ne la sert.

3.4 Retour sur les variations de modalités sensorielles

Les différentes modalités sensorielles que nous avons testées ont pour but de maximiser la compréhension des spectateurs mais aussi de capter leur attention. L'attention peut être définie comme la capacité à sélectionner et à se concentrer sur les stimuli les plus importants. C'est un processus cognitif qui nous permet de nous orienter vers les stimuli les plus importants. Pour capter au mieux l'attention d'un sujet, il est recommandé d'utiliser différentes modalités sensorielles. Dans l'enseignement, les modalités visuelles et auditives sont les plus utilisées, les professeurs partagent leur connaissances via la voix et les illustrent et favorisent alors la mémoire sensorielle.

La mise en évidence d'une mémoire sensorielle vient des études de la capacité d'appréhension. Les informations visuelles constituent la mémoire iconique et les informations auditives, la mémoire échoïque. Avant d'être encodées les informations issues de ces sens sont stockées pendant un temps relativement court, de l'ordre de la demi-seconde pour les informations visuelles et allant de 1 à 2 secondes pour les informations auditives. Pour identifier et comprendre une information il est plus efficace d'associer les différentes perceptions. Une même information sera mieux comprise et retenue si cette dite information a été transmise via un maximum de modalités sensorielles [Markowski, 2005]. C'est pour cette raison que nous avons essayé de présenter nos modèles en suivant les principes de la datavision mais aussi pour laquelle nous avons voulu ajouter du son. C'est également dans cet objectif que nous avons souvent discuté, ce semestre, de l'intérêt de nous pencher sur des interactions tactiles entre le spectateur et la simulation. Via un dispositif de type Kinect par exemple, nous avons également évoqué des retours du modèle vers le spectateur par des vibrations comme pourrait le faire une manette de jeux vidéo.

4 Conclusion

Avec un regard plus général sur ce que nous avons pu produire ce semestre, nous sommes fiers du chemin que nous avons parcouru. En partant de lectures théoriques, nous avons choisi un type de système complexe que nous avons appréhendé pendant plusieurs mois. Nous avons

réussi à nous approprier les dynamiques d'opinions mais également pu appliquer des principes issus de l'UX design et des fondements de la datavision, afin de rendre plus agréables visuellement nos simulations.

Bien que nous soyons satisfaits de nos différentes propositions, il nous reste un très grand nombre d'idées que nous aurions aimé mettre en place. Cela nous aurait demandé plus de temps pour prendre en main les technologies qui auraient été nécessaires. Nous pensons notamment à la possibilité de rendre interactives nos simulations via des outils de type Kinect. En outre, avec du recul, nous aurions aimé définir dès le premier semestre le système complexe que nous allions traiter pour approfondir le sujet dès le départ, pour pouvoir nous concentrer sur des technologies plus complexes dès le début du second semestre.

Nous regrettons également l'absence des étudiants de l'ENSAD qui auraient pu nous apporter un regard neuf et des techniques différentes que celles que nous maîtrisons nous-mêmes. Nous n'avons malheureusement pas pu profiter de leurs compétences plastiques et, même avec nos propres sensibilités artistiques, nous n'avons pas les méthodes ni le regard qu'ils auraient pu poser sur nos propositions visuelles. Nous avons donc dû privilégier le détournement d'outils numériques.

Nous l'avons évoqué précédemment mais notre choix s'est porté sur la mise en avant du sens et de la compréhension du modèle au détriment de l'aspect purement esthétique. La collaboration avec l'école d'art aurait pu nous permettre de présenter ces deux aspects simultanément via la création, par exemple, d'œuvres avec les réseaux générés. Les idées ne manquaient pas et nous sommes certains que les étudiants de l'ENSAD regrettent également de ne pas avoir pu participer à ce projet. Pour autant, tout comme le salon Artex nous l'avait démontré à l'automne 2021, ce projet prouve que la conciliation des systèmes complexes et de l'art est possible, quelles que soient les motivations sous-jacentes : art génératif issu des algorithmes ou art au service de la compréhension du système. Les collaborations art et sciences ont de belles années devant elles, et semblent même prometteuses pour valoriser les démarches et travaux scientifiques auprès du grand public, tel que nous avons tenté de le faire ce semestre.

5 Tutoriel d'utilisation de Netlogo et livrables du projet

Pour utiliser et explorer les différents livrables produits au cours du projet :

- télécharger la version 6.2.2 du logiciel Netlogo à l'adresse <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/download.shtml> et l'installer
- télécharger l'un des modèles ci-dessous de votre choix et l'ouvrir avec Netlogo
 - l'onglet *Interface* permet d'interagir avec le modèle, l'onglet *Info* donne des précisions sur comment utiliser l'interface et quels sont les différents paramètres modifiables du modèle, et l'onglet *Code* contient le code du modèle

Nous souhaitons à nos lecteurs de bien s'amuser lors de l'exploration de différents modèles que voici :

- Modèle Netlogo de dynamique d'opinion adapté du modèle de Deffuant et al. (2000), avec possibilité d'ajouter des agents extrémistes :
 - *modele01_confiance_limitee_extremistes.nlogo*
 - aussi accessible au lien https://drive.google.com/file/d/1FYKoGa_o6O7UOBkq_BaHI3IL8CiH4DWI/view?usp=sharing
- Modèle Netlogo sur les différents types de structures de réseaux sociaux développés :
 - *modele02_types_de_reseaux.nlogo*
 - aussi accessible au lien <https://drive.google.com/file/d/11PaJR2yv4es-nl57QyShg1A5UudNQaOu/view?usp=sharing>
- Modèle Netlogo de dynamique d'opinion dans un réseau homophile :
 - *modele03_reseau_homophile.nlogo*
 - aussi accessible au lien <https://drive.google.com/file/d/1r31SLO3pbkXkN3e-eORZgv4B-HrGM81A/view?usp=sharing>
- Modèle Netlogo de dynamique d'opinion avec un design sonore :
 - *modele04_ambiance_sonore.nlogo*
 - aussi accessible au lien <https://drive.google.com/file/d/1Lbc9kLbk12D0sgplgO9mqg6asQ2Y3wy0/view?usp=sharing>
- Modèle Netlogo de dynamique d'opinion dans un réseau uniforme, avec possibilité d'ajout d'agents extrémistes et possibilité de jouer une ambiance sonore :
 - *modele05_complet.nlogo*
 - aussi accessible au lien <https://drive.google.com/file/d/1ozCiHW-ufOKRaDvrtKffAQzO4IYiwAO3/view?usp=sharing>

Nous avons tenté de cumuler en une seule et même version nos deux dernières propositions, mais les performances du logiciel sur nos ordinateurs étaient réduites du fait des nombreux traitements visuels et sonores, auxquels Netlogo n'est pas prévu initialement. De façon à faire une démonstration fluide, nous les avons donc scindés en deux codes distincts.

6 Bibliographie

Albert, R; Barabási, A-L (2002). "Statistical mechanics of complex networks" *Reviews of Modern Physics* vol 74, pp 47–97

Alili, S. (2022, février 11). *Combien de temps passent les Français sur les réseaux sociaux ?* LaProvence.com.
<https://www.laprovence.com/article/sorties-loisirs/6657027/combien-de-temps-passent-les-francais-sur-les-reseaux-sociaux.html>

Amblard, F. (2003) *Comprendre le fonctionnement de simulations sociales individuelles-centrées* [Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal – Clermont-Ferrand II]. TEL archives ouvertes ([00326863](https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00326863))

Butler, G. (s. d.). *Un modèle de diffusion d'innovation avec homophilie : esquisse de résultats* [Manuscrit]. LAMSADE.

Chavalarias D., Maziyar P., *Ecoutez la politique*, oeuvre présentée au salon Artex 2021
<https://iscpif.fr/projects/ecoutez-la-politique/>

Clerge M., Collard P., Verel S. (2013). *Systèmes complexes - une introduction par la pratique*. Presses polytechniques et universitaires romandes.

Deffuant, G., Amblard, F., Weisbuch, G., & Faure, T. (2002). How can extremism prevail? A study based on the relative agreement interaction model. *Journal of artificial societies and social simulation*, 5(4).

Deffuant, G., Neau, D., Amblard, F., & Weisbuch, G. (2000). Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems*, 3(01n04), 87-98.

Erdős, P.; Rényi, A. (1960). "On the evolution of random graphs" *Publications of the Mathematical Institute of the Hungarian Academy of Sciences* vol. 5, pp.17-61.

Festinger, L. (1957). *A theory of cognitive dissonance* (Vol. 2). Stanford university press.

Fortunato, S. (2004). Universality of the Threshold for Complete Consensus for the Opinion Dynamics of Deffuant et al. *International Journal of Modern Physics C*, 15(09), 1301-1307.

Fruchterman, T. M. J. & Reingold, E. M. (1991) "Graph Drawing by Force-directed Placement" *Software - Practice and experience*, vol. 21, pp 1129-1164

Gargiulo, F., & Huet, S. (2010). Opinion dynamics in a group-based society. *EPL (Europhysics Letters)*, 91(5), 58004.

Gilbert, E.N. (1959) "Random Graphs" *Annals of Mathematical Statistics* vol. 30, pp. 1141-1144

Grossetti, M. (2014). Que font les réseaux sociaux aux réseaux sociaux?. *Réseaux*, (2), 187-209.

Henry, N., & Fekete, J. D. (2008). Représentations visuelles alternatives pour les réseaux sociaux. *Réseaux*, (6), 59-92.

Lévy-Leblond, J. M. (2010). *La science n'est pas l'art*. Herman

Markowski, G. (2005). Types et rôle de la mémoire humaine. *Synergies Pologne*, (1), 100-105.

Massen, J. J., & Koski, S. E. (2014). Chimps of a feather sit together: chimpanzee friendships are based on homophily in personality. *Evolution and Human Behavior*, 35(1), 1-8.

McCandless, D. (2011). *Datavision: mille et une informations essentielles et dérisoires à comprendre en un clin d'œil*. R. Laffont.

Papier peint vintage | Style des années 60 & 70 | Motifs rétro. (s. d.). Papier peint des années 70. Consulté le 17 juin 2022, à l'adresse <https://www.papierpeintdesannees70.com/papier-peint/motifs-du-papier-peint/papier-peint-vintage/>

Rouxel, E. (2017, novembre 5). Dots obsession, l'effacement dans l'espace. *Le Blog d'Histoire de l'Art des ES2*. <https://bloghistoiredelartes2.wordpress.com/2017/11/05/dots-obsession-leffacement-dans-lespace/>

Watts, D. J.; Strogatz, S. H. (1998). "Collective dynamics of 'small-world' networks" *Nature* vol. 393, pp 440–442

Wikipedia contributors. (2021, 17 septembre). Homophilie. Wikipédia. Consulté le 15 juin 2022, à l'adresse <https://fr.wikipedia.org/wiki/Homophilie>

Wikipedia contributors. (2022, 30 janvier). Six degrés de séparation. Wikipédia. Consulté le 16 juin 2022, à l'adresse : https://fr.wikipedia.org/wiki/Six_degr%C3%A9s_de_s%C3%A9paration

Wikipedia contributors. (2022, 29 mars). Yayoi Kusama. Wikipédia. Consulté le 18 juin 2022, à l'adresse https://fr.wikipedia.org/wiki/Yayoi_Kusama

Wikipedia contributors. (2022, 19 mai). Cognitive dissonance. Wikipédia. Consulté le 19 juin 2022, à l'adresse https://en.wikipedia.org/wiki/Cognitive_dissonance

Wikipedia contributors. (2022, 22 mai). Pop art. Wikipédia. Consulté le 18 juin 2022, à l'adresse https://fr.wikipedia.org/wiki/Pop_art

Yavaş, M., & Yücel, G. (2014). Impact of homophily on diffusion dynamics over social networks. *Social Science Computer Review*, 32(3), 354-372. <https://doi.org/10.1177/0894439313512464>

7 Figures

[27] Kusama, Y. (2003). Dots obsession [Photographie].
<https://bloghistoiredelartes2.wordpress.com/2017/11/05/dots-obsession-leffacement-dans-lespace/>.

[29] Motif années 60 cercles. (s. d.). [Tapisserie].
<https://www.finestwallpaper.com/store/p6023/60%27s Circle Wallpaper - set of 3 rolls.html>.

8 Annexes

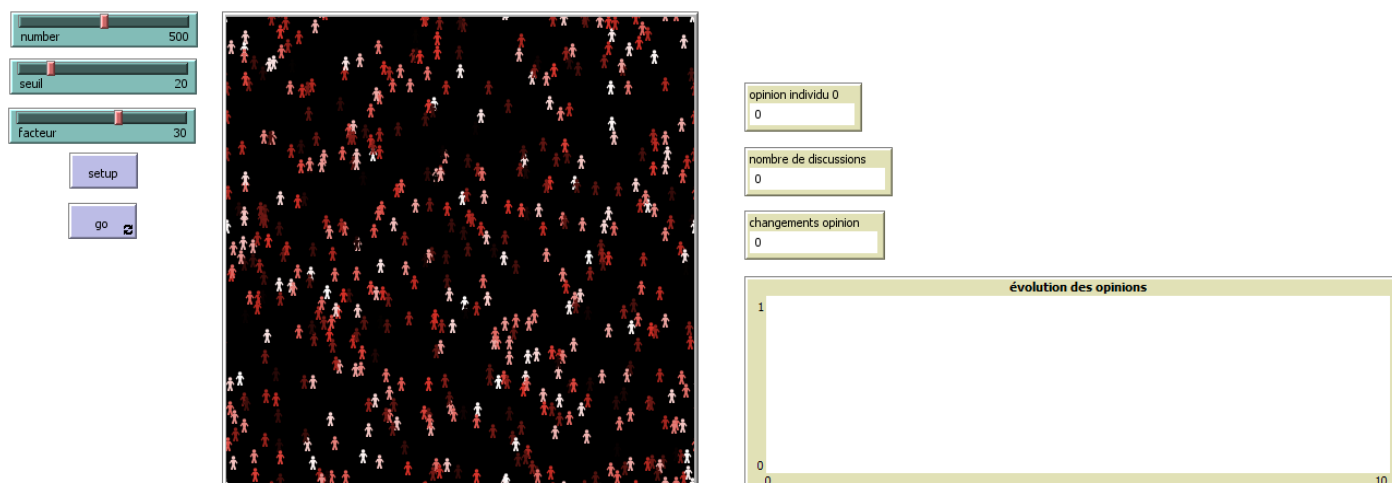
8.1 Annexe 1

Partie 1 des Travaux pratiques proposés par Christine Bourjot concernant l'article *Mixing beliefs among interacting agents*. (Deffuant et al. 2000) modèle basique et réseau social prenant la forme d'automates cellulaires

TP NETLOGO

MIXING BELIEFS AMONG INTERACTING AGENTS

INTERAFCE



- number = N , nombre d'agents
- seuil = d , seuil de différence d'opinion
- facteur = μ , paramètre de convergence des opinions

MODELE BASIQUE

Rappels

On considère N agents i , chacun ayant une opinion x_i . A chaque pas de temps, deux agents choisis aléatoirement se rencontrent. Ils réajustent leur opinion lorsque leur différence d'opinion passe sous un seuil d . On suppose que deux agents ont des opinions respectives x et x' , et que $|x - x'| < d$ (on prend la valeur absolue de façon à ce que la différence des opinions x et x' reste positive). μ est un paramètre de convergence des opinions (entre 0 et 0.5 dans l'étude). Les opinions s'ajustent alors comme suit :

- $x = x + \mu * (x' - x)$
- $x' = x' + \mu * (x - x')$

Comparaisons avec les résultats de l'article

TEST 1

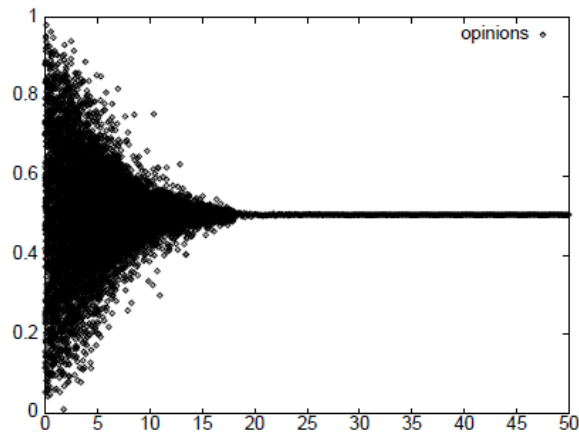
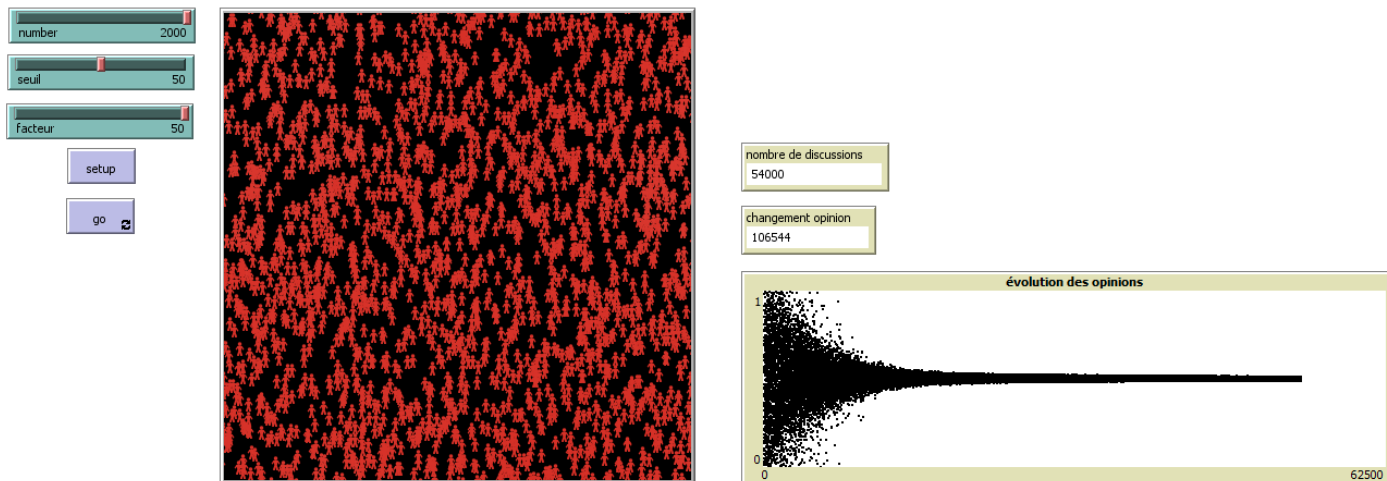


Figure 32 : diagramme temporel des opinions ($N = 2000$ agents, $d = 0.5$, $\mu = 0.5$). Chaque unité de temps correspond à l'échantillonnage de 1000 paires d'agents. On observe une convergence des opinions pour le seuil d considéré.

Dans les mêmes conditions qu'en Figure 1 ci-dessus (avec 2 000 agents, un seuil de différence d'opinion à 0.5 et un paramètre de convergence des opinions de 0.5), les résultats obtenus dans Netlogo mènent à la même conclusion, à savoir une **convergence uniforme des opinions** :



TEST 2

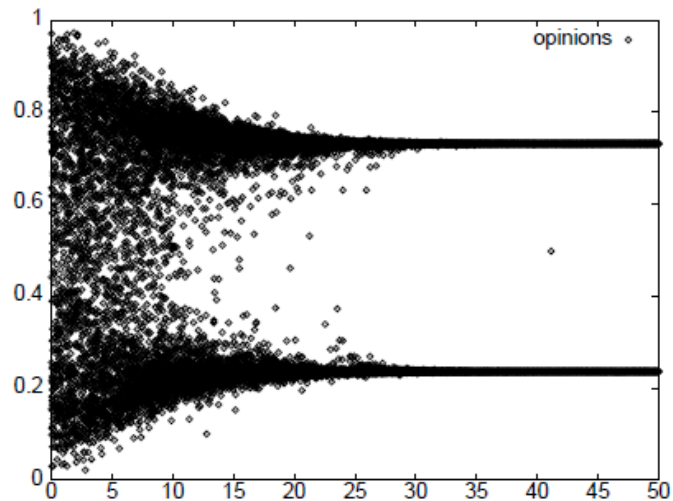
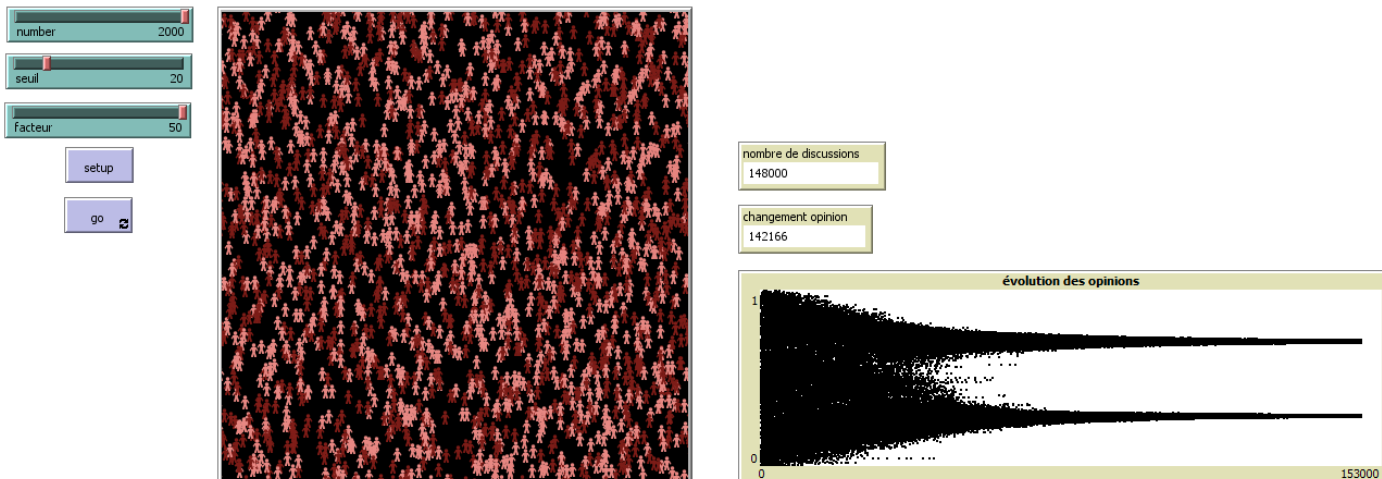


Figure 33 : diagramme temporel des opinions ($N = 2000$ agents, $d = 0.2$, $\mu = 0.5$). Chaque unité de temps correspond à l'échantillonnage de 1000 paires d'agents. On n'observe pas de convergence unique des opinions pour le seuil d considéré.

Dans les mêmes conditions qu'en Figure 2 ci-dessus (avec 2 000 agents, un seuil de différence d'opinion à 0.2 et un paramètre de convergence des opinions de 0.5), les résultats obtenus dans Netlogo mènent à la même conclusion, à savoir une **convergence non-uniforme des opinions** :



Variations des paramètres du modèle

VARIATIONS DU SEUIL

- N , nombre d'agents = 500
- d , seuil de différence d'opinion = 0.5, puis 0.3, puis 0.15, puis 0.05
- μ , paramètre de convergence des opinions = 0.5



Figure 34 : pour $d = 0.5$ (convergence rapide vers une opinion uniforme)

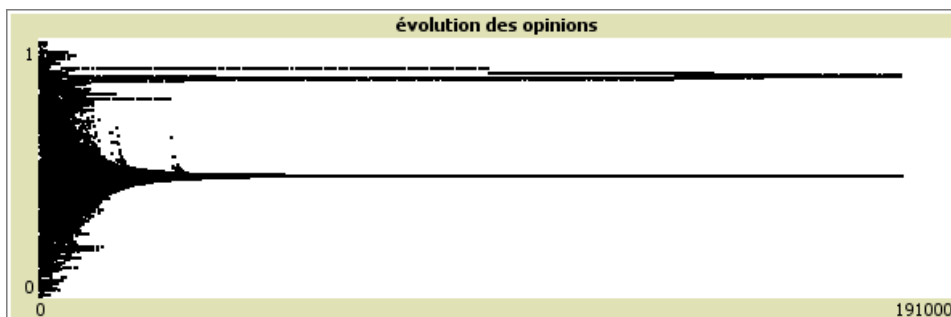


Figure 35 : pour $d = 0.3$ (convergence vers deux opinions longue, avec apparition de pics d'opinions intermédiaires)

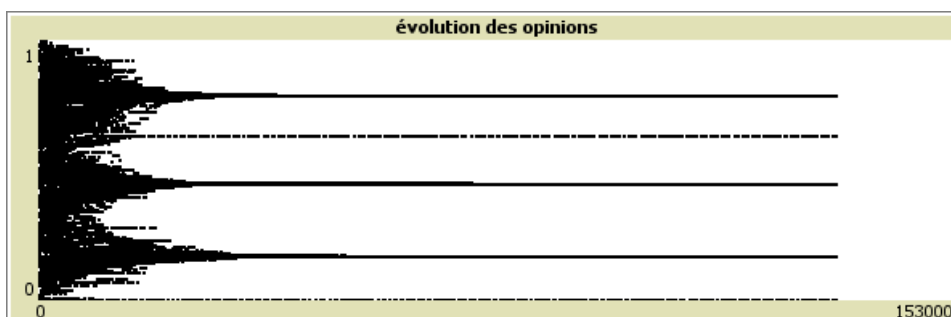


Figure 36 : pour $d = 0.15$ (convergence vers cinq opinions)

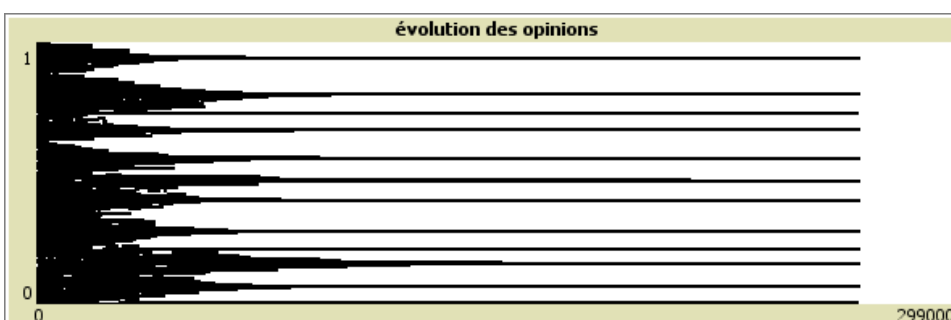


Figure 37 : pour $d = 0.05$ (convergence vers douze opinions)

Le seuil d influence bel et bien le nombre de pics observés sur la distribution finale des opinions : plus d est petit, plus le nombre de pics observé est grand.

VARIATIONS DU PARAMETRE DE CONVERGENCE

- N , nombre d'agents = 500
- d , seuil de différence d'opinion = 0.2
- μ , paramètre de convergence des opinions = 0.5, puis 0.3, puis 0.15, puis 0.05

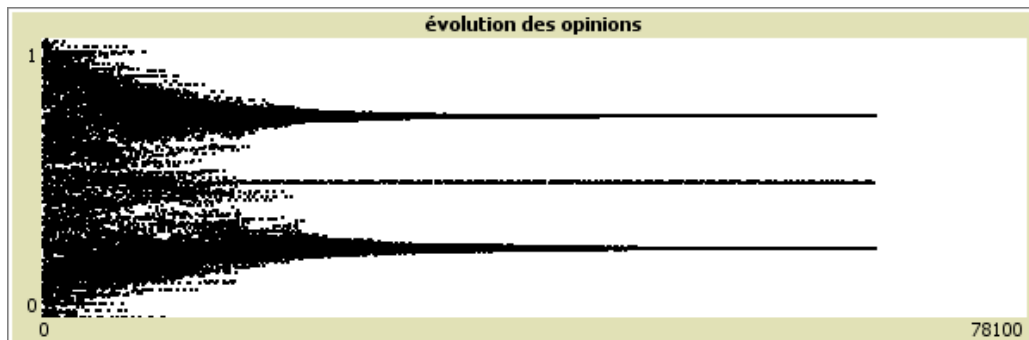


Figure 38 : pour $\mu = 0.5$ (convergence vers trois pics)

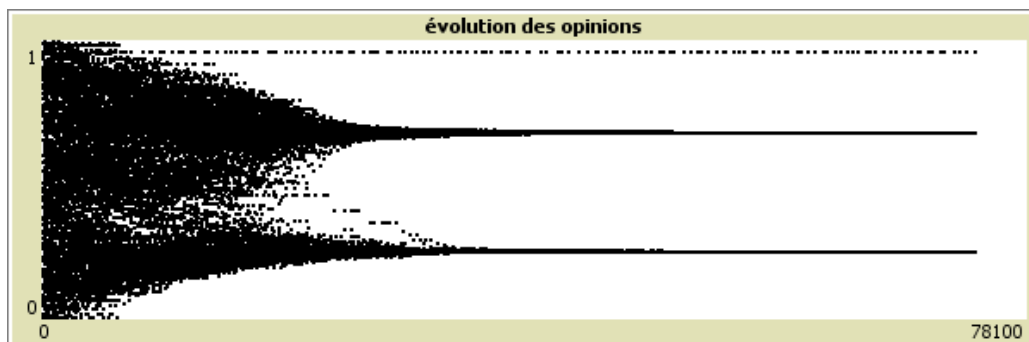


Figure 39 : pour $\mu = 0.3$ (convergence vers trois pics, à peine retardée dans le temps par rapport à la Figure 7)

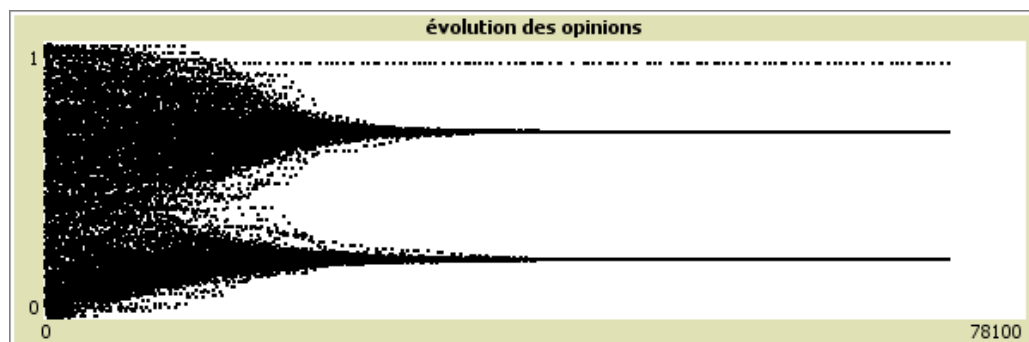


Figure 40 : pour $\mu = 0.15$ (convergence vers trois pics, retardée dans le temps par rapport à la Figure 8)

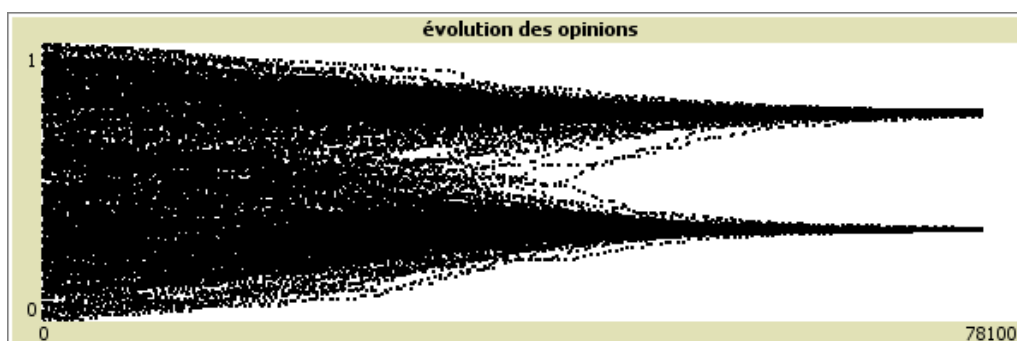


Figure 41 : pour $\mu = 0.05$ (convergence vers deux pics, retardée dans le temps par rapport à la Figure 9)

Le paramètre μ ne semble influencer que le moment de convergence et la largeur de la distribution des opinions finales : plus μ est petit, plus le moment de convergence des opinions semble retardé, et plus les largeurs de distribution des opinions semblent larges.

RESEAUX SOCIAUX

Rappel

Les chercheurs sont partis d'un réseau bidimensionnel d'agents connectés sur une grille carrée. Tout agent ne peut interagir qu'avec ses quatre voisins connectés (Nord, Sud, Est et Ouest). En ce sens, la modélisation se rapproche des automates cellulaires. Ils utilisent ensuite le même échantillonnage aléatoire initial des opinions de 0 à 1 et le même processus d'interaction de base entre les agents que dans les sections précédentes. A chaque pas de temps, une paire est sélectionnée aléatoirement parmi les **agents connectés** et les opinions sont mises à jour selon les équations 1 et 2, à condition bien sûr que leur distance soit inférieure au seuil d .

Comparaison avec les résultats de l'article

TEST 1

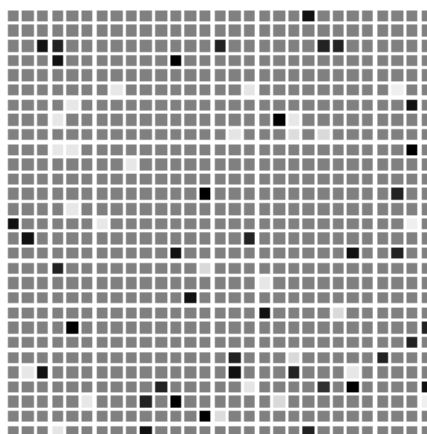
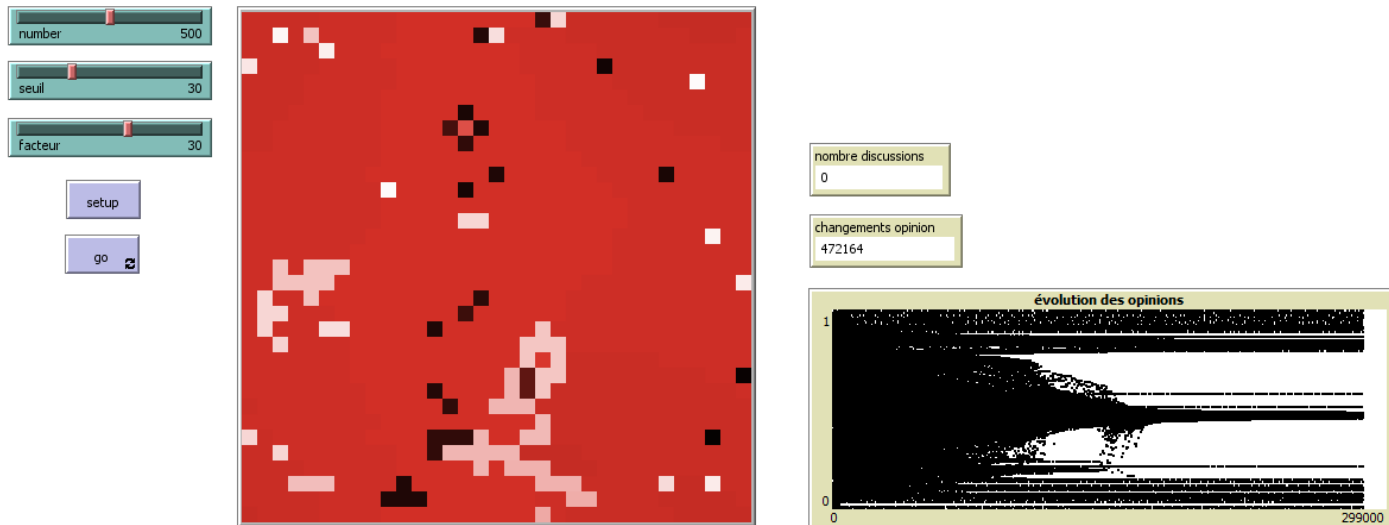


Figure 42 : affichage des opinions finales des agents connectés sur un treillis carré de taille 29x29 (après 100 000 itérations, $d = 0.3$ et $\mu = 0.3$). On observe un grand groupe d'opinion homogène et la présence "d'extrémistes" isolés.

En adaptant la Figure 11 au paramétrage Netlogo (ici près de 300 000 itérations, $d = 0.3$ et $\mu = 0.3$), les résultats mènent à une conclusion similaire → lorsque d est suffisamment grand (>0.3), le treillis est rempli d'une grande majorité d'agents qui ont atteint un consensus autour de $x = 0.5$, et des agents regroupés aux opinions "extrémistes" plus proches de 0 ou de 1 :



TEST 2

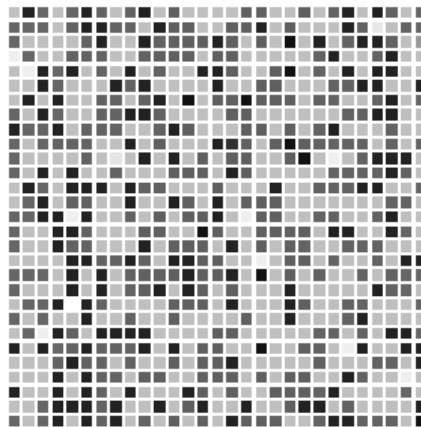
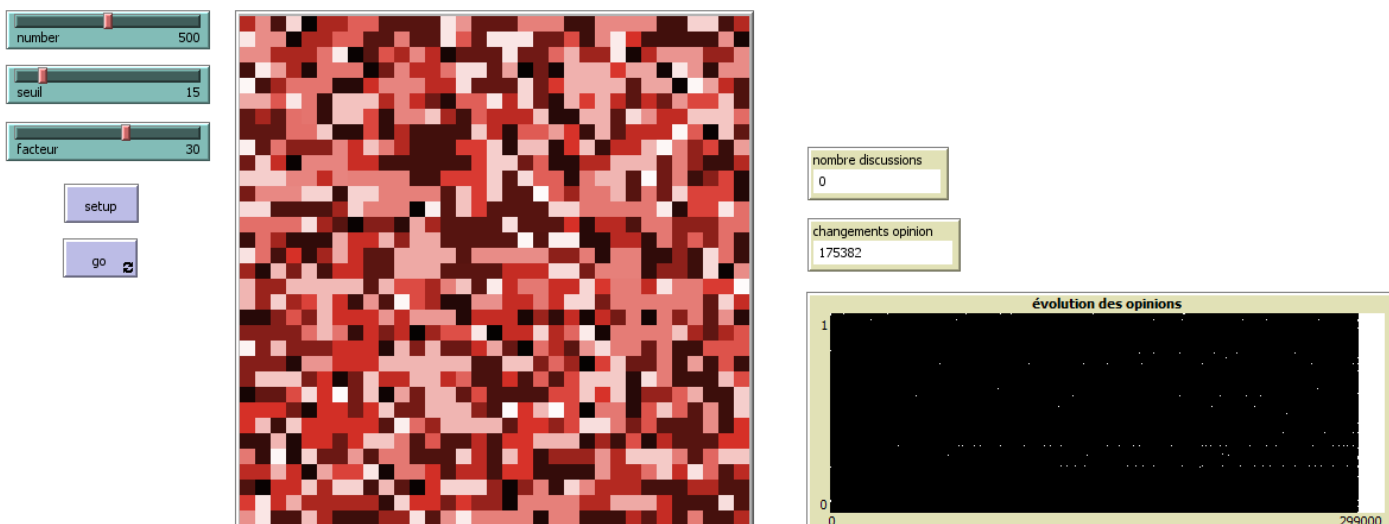


Figure 12 : on observe toujours un grand cluster d'opinion homogène et la présence de plus petits clusters avec des opinions similaires mais non égales (après 100 000 itérations, $d = 0.15$ et $\mu = 0.3$).

En adaptant la Figure 12 au paramétrage Netlogo (ici près de 300 000 itérations, $d = 0.15$ et $\mu = 0.3$), les résultats mènent à une conclusion similaire → pour les plus petites valeurs de d (<0.3), les opinions semblent réparties de façon homogène entre 0 et 1, avec des clusters d'opinions similaires mais non égales :

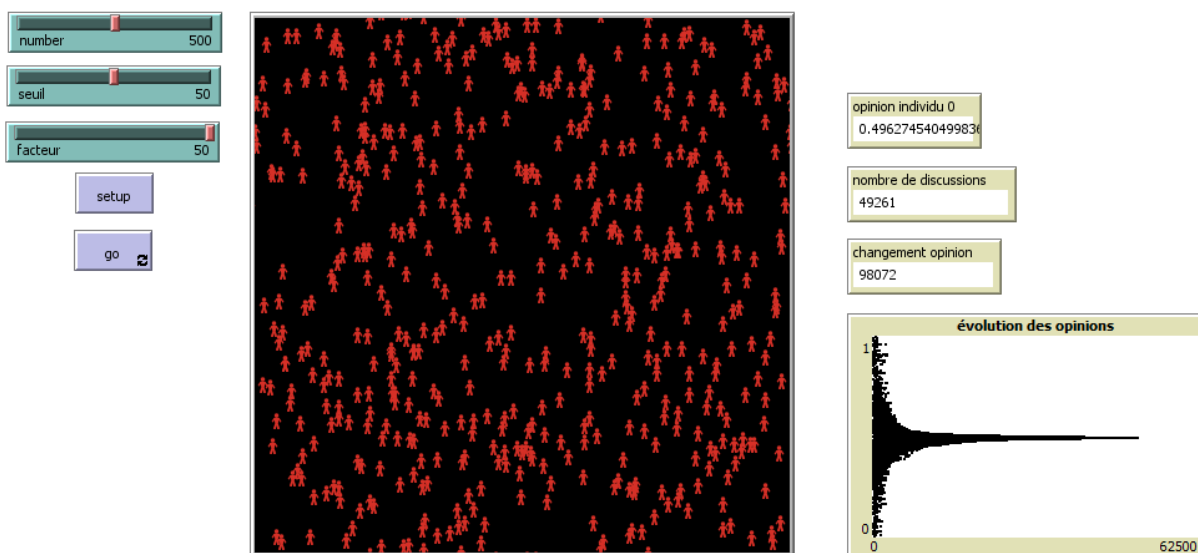


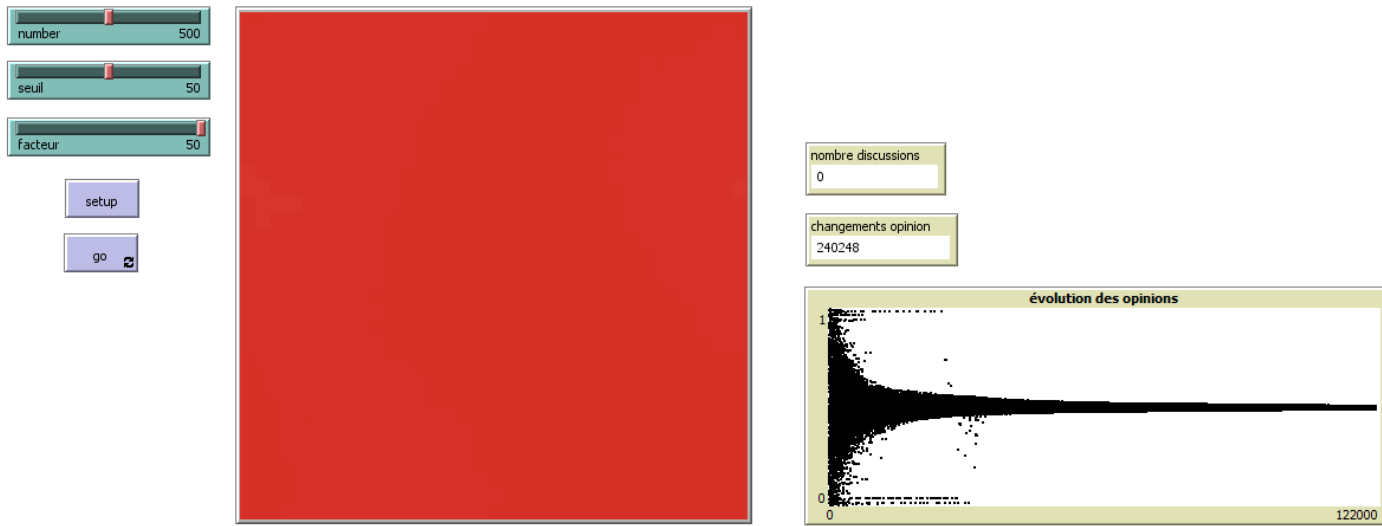
Comparaisons avec le modèle basique

COMPARAISON 1

- d , seuil de différence d'opinion = 0.5
- μ , paramètre de convergence des opinions = 0.5

Lorsque d vaut 0.5, les deux modèles mènent à une même conclusion, à savoir l'observation d'un seul pic d'opinion uniformisée centrale, autour de 0.5 :

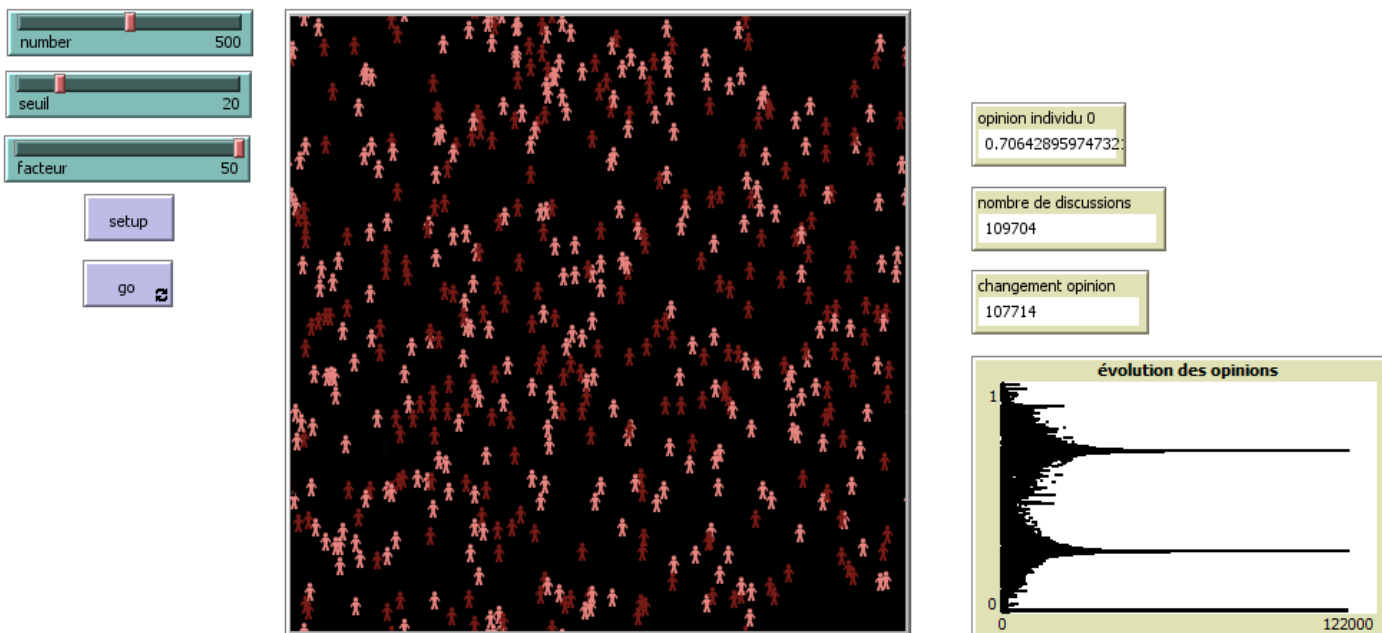




Comparaison 2

- d , seuil de différence d'opinion = 0.2
- μ , paramètre de convergence des opinions = 0.5

Plus d diminue, plus la différence entre les deux modèles apparaît. Là où dans le modèle basique on peut observer, pour $d = 0.2$, trois pics d'opinions stabilisées (ce nombre peut varier selon les positionnements initiaux), le modèle des réseaux sociaux présente une homogénéité totale des opinions, avec des clusters d'opinions similaires mais pas égales :



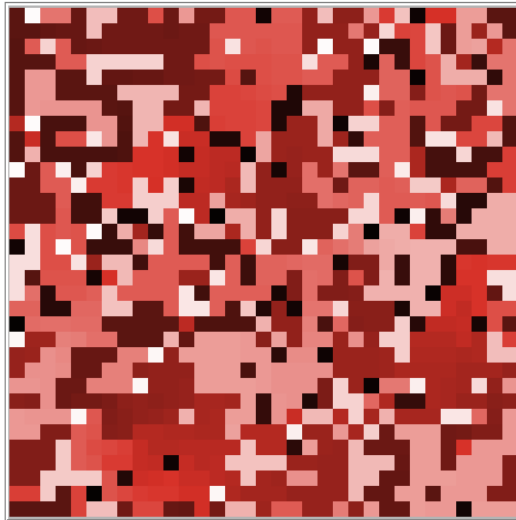
number 0

seuil 20

facteur 50

setup

go



nombre discussions
0

changements opinion
98546



8.2 Annexe 2

Travaux pratiques création d'un modèle vectoriel se basant sur l'article *Mixing beliefs among interacting agents. Advances in Complex Systems*, (Deffuant et al. 2000)

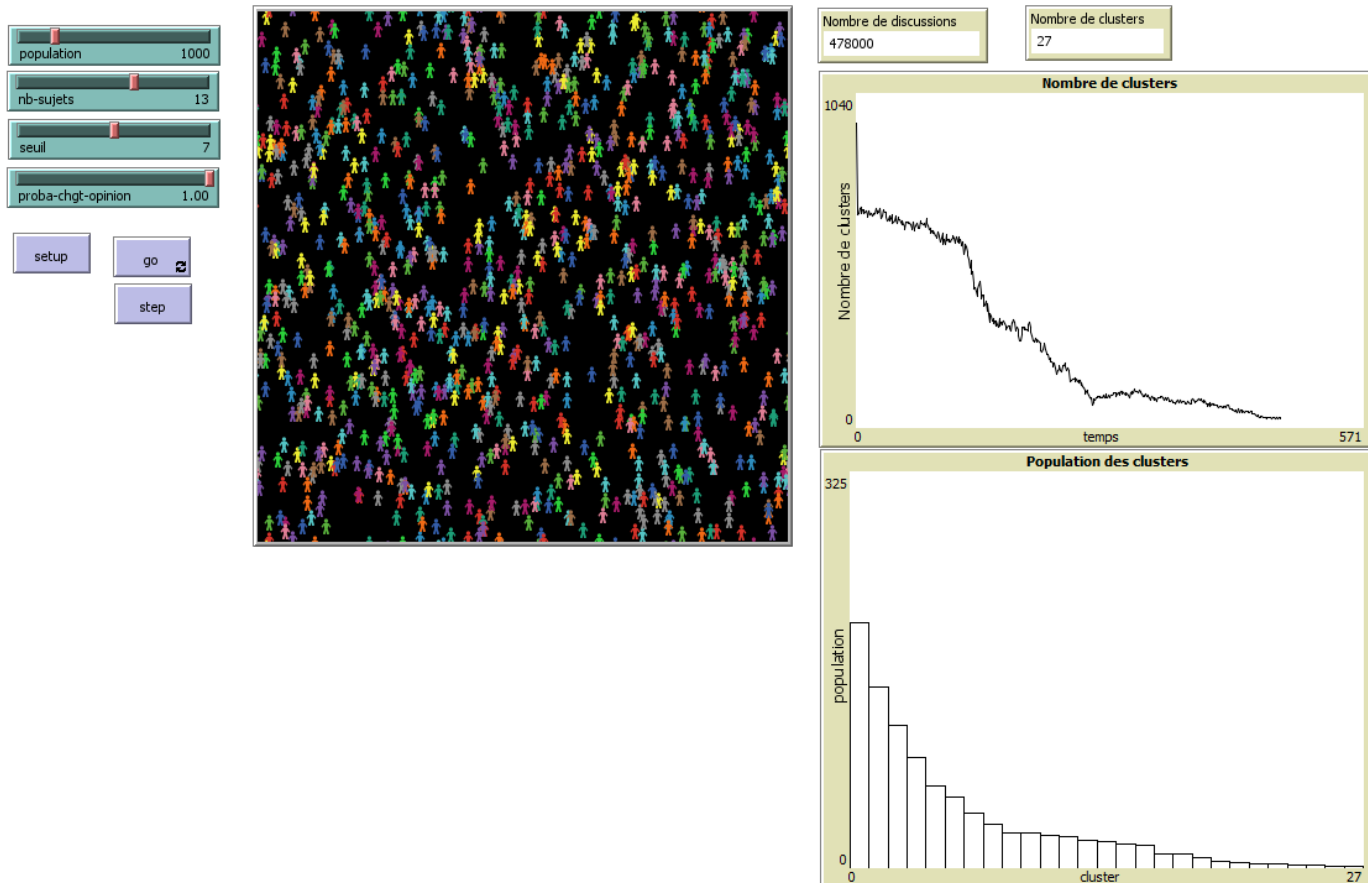
DYNAMIQUE D'OPINION – MODELE VECTORIEL

MIXING BELIEFS AMONG INTERACTING AGENTS

MODÈLE VECTORIEL

On considère N agents, chacun ayant une opinion binaire (0 ou 1) sur m sujets différents. Il s'agit donc d'un modèle discret, à l'inverse des deux modèles précédents. L'opinion d'un agent est représentée par un vecteur de taille m , d'où le nom du modèle. A chaque pas de temps, deux agents choisis aléatoirement se rencontrent. S'ils sont d'accord sur **au moins $m - d$** sujets, les deux agents ajustent leurs opinions. L'ajustement s'effectue de la manière suivante : pour chaque sujet où les deux agents ont une opinion différente, l'un des deux (choisi au hasard) convainc l'autre sur ce sujet avec une probabilité μ .

INTERAFCE NETLOGO



Variables de l'interface :

- population = N , nombre d'agents
- nb-sujets = m , nombre de sujets
- seuil = d , seuil de différence d'opinion
- proba-chgt-opinion = μ , probabilité qu'a un agent de convaincre un autre agent

Commandes :

- setup : génère les agents
- go : réalise des rencontres entre deux agents aléatoires en boucle
- step : réalise une rencontre entre deux agents
- plot-histogramme : calcule es valeurs de l'histogramme et les affiche à un instant t

Graphiques :

- en haut : évolution du nombre de clusters (groupe d'agents ayant le même vecteur d'opinion) au cours du temps
- en bas : représentation de la taille de chaque cluster par ordre décroissant de population à un instant t

La couleur des agents est aléatoire et ne représente pas l'opinion des agents.

RESULTATS OBTENUS

Influences des paramètres

On considère que la simulation converge lorsque la taille de tous les clusters n'évolue plus au cours du temps. La simulation converge dans tous les cas testés. Cela ne prouve pas que le modèle converge dans tous les cas.

La taille de la population N influe sur la vitesse de convergence vers une situation d'équilibre. Plus N augmente, plus le temps de convergence est élevé.

La probabilité de changement d'opinion μ influe également sur la vitesse de convergence vers une situation d'équilibre. Plus μ est élevé plus la convergence est rapide. Le paramètre μ n'impacte pas le nombre de clusters en situation d'équilibre.

Le nombre de clusters à l'équilibre dépend des paramètres d et m . Il semble que le rapport m/d soit déterminant dans la situation à l'équilibre, mais cela demande des tests supplémentaires pour le confirmer avec d'autres valeurs de m notamment.

Pour m fixé à 13, on obtient les résultats suivants ($N = 1000$, $\mu = 1$) :

- Pour $d > 3$, la simulation converge vers une unique cluster contenant toute la population.
- Pour $d = 3$, la simulation converge vers un cluster principal contenant la majorité de la population, le reste étant réparti en plusieurs clusters isolés de taille minoritaire (moins de $0.01N$).
- Pour $d = 2$, la simulation converge vers une dizaine clusters de grande taille avec de nombreux petits clusters isolés (moins de $0.01N$).
- Pour $d = 1$, on observe de nombreux petits clusters (environ 500) de taille inférieure à 20.

Comparaisons avec les résultats de l'article

Selon l'article, les paramètres N et μ influencent la vitesse de convergence vers une situation d'équilibre.

L'article présente les résultats suivants pour différentes valeurs de d ($N = 1000$, $m = 13$, $\mu = 1$) :

- Si $d > 7$, la dynamique converge vers une seule opinion commune.
- Entre $d = 7$ et $d = 4$ une convergence similaire apparaît pour plus de 99,5% des agents à l'exception de quelques clusters ou opinions isolées distantes du pic principal d'environ 7.
- Pour $d = 3$, on observe entre 2 et 7 pics significatifs (avec une population plus grande que $0.01N$) avec quelques opinions isolées.
- Pour $d = 2$ un grand nombre (autour de 500) de petits clusters est observé.

La simulation sous Netlogo met en évidence quatre situations finales différentes, selon le nombre de clusters principaux observés. L'article distingue également ces quatre mêmes comportements mais ils sont obtenus avec des valeurs du seuil d différentes que celles utilisées sous Netlogo. Aucune explication pour ce décalage n'a été trouvée pour l'instant.

8.3 Annexe 3

Travaux pratiques ajoutant des extrémistes à l'initialisation aux modèles de l'article *Mixing beliefs among interacting agents*. (Deffuant et al. 2000)

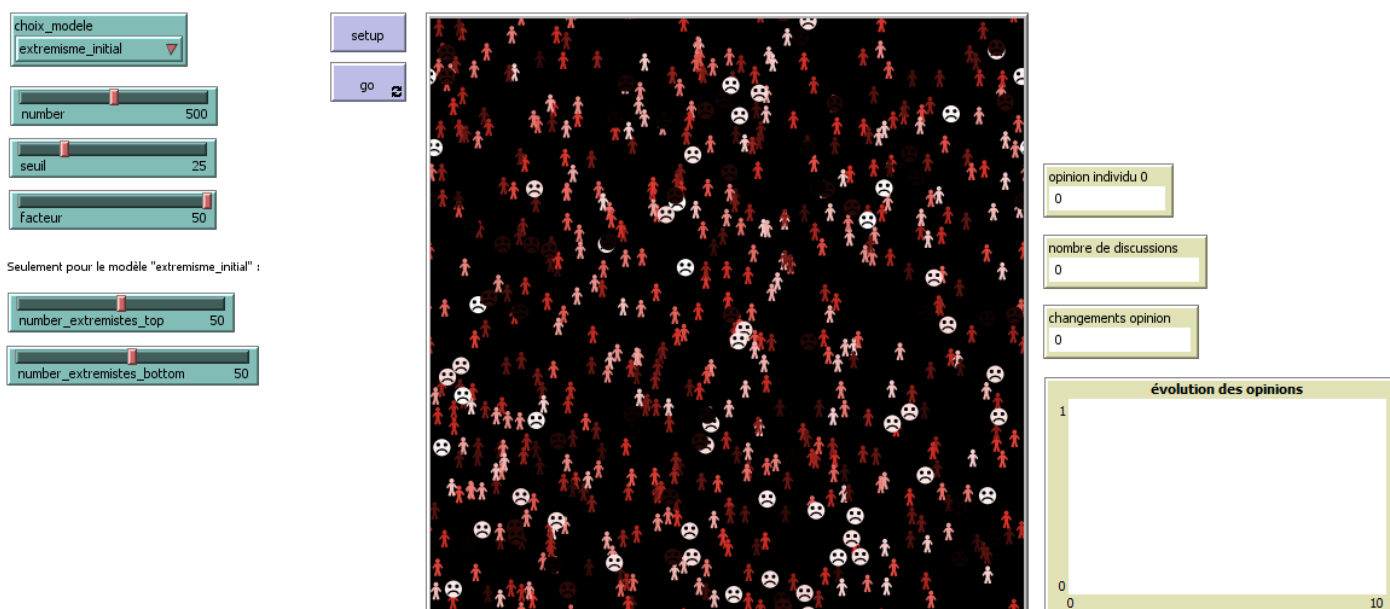
Modèle basique initialisé avec extrémistes

D'APRES LE MODELE BASIQUE D'AMBLARD ET WEISBUCH (2000)

INTERFACE ET PRINCIPES

Le modèle intitulé *extremisme_initial* permet à l'initialisation de créer différents types d'agents : des agents modérés et des agents extrémistes.

Attention : dans cette version du modèle, on ne peut pas ajouter d'extrémistes pendant la simulation. Ce modèle a été réalisé pour observer les dynamiques d'opinion lorsque les agents de chaque type sont répartis selon plusieurs configurations, et en faisant varier les paramètres de base du modèle basique.



- $\text{number} = N$, nombre d'agents d'opinion dite « modérée » (entre 0.1 et 0.9 exclus)
- $\text{seuil} = d$, seuil de différence d'opinion
- $\text{facteur} = \mu$, paramètre de convergence des opinions
- $\text{number_extremistes_top}$ = nombre d'agents ayant une opinion extrême - borne supérieure (> 0.9)
- $\text{number_extremistes_bottom}$ = nombre d'agents ayant une opinion extrême - borne inférieure (< 0.1)

Les agents aux opinions modérées sont représentés par des formes *person*, et les extrémistes par des formes *sad face*. La forme d'un agent au cours de la simulation peut changer de l'une à l'autre des formes selon sa nouvelle opinion.

MODELE BASIQUE - RAPPELS

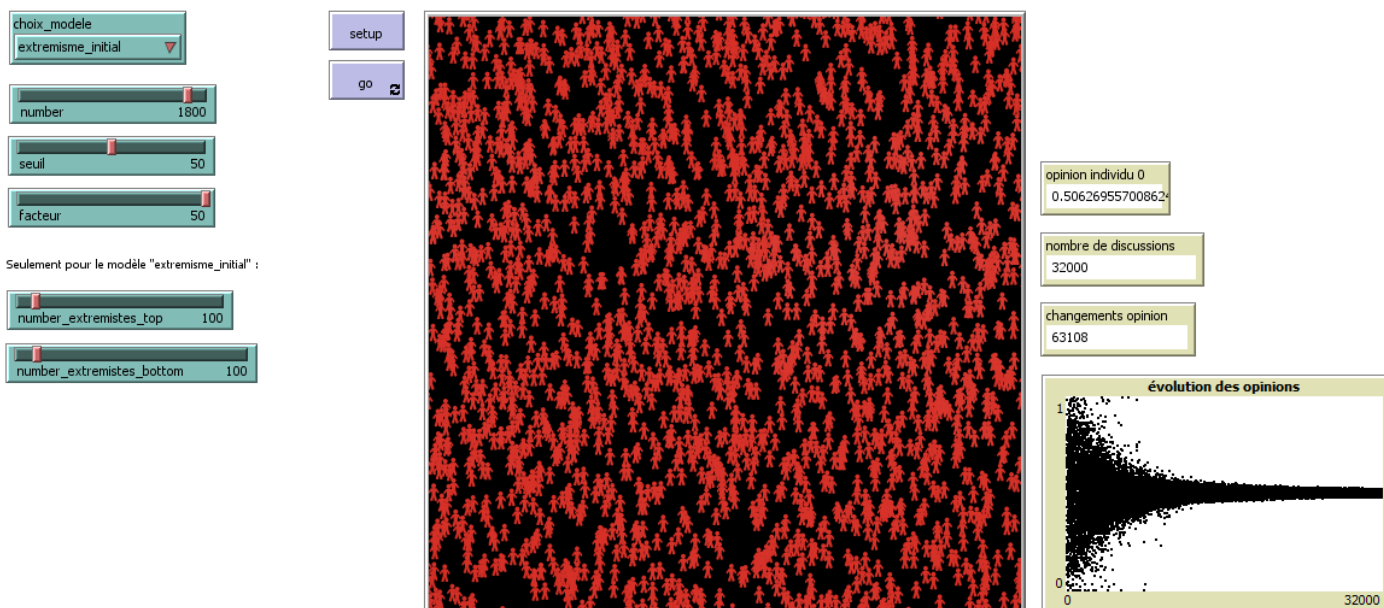
On considère N agents i , chacun ayant une opinion x_i . A chaque pas de temps, deux agents choisis aléatoirement se rencontrent. Ils réajustent leur opinion lorsque leur différence d'opinion passe sous un seuil d . On suppose que deux agents ont des opinions respectives x et x' , et que $|x - x'| < d$ (on prend la valeur absolue de façon à ce que la différence des opinions x et x' reste positive). μ est un paramètre de convergence des opinions (entre 0 et 0.5 dans l'étude). Les opinions s'ajustent alors comme suit :

- $x = x + \mu * (x' - x)$
- $x' = x' + \mu * (x - x')$

TESTS

Test 1

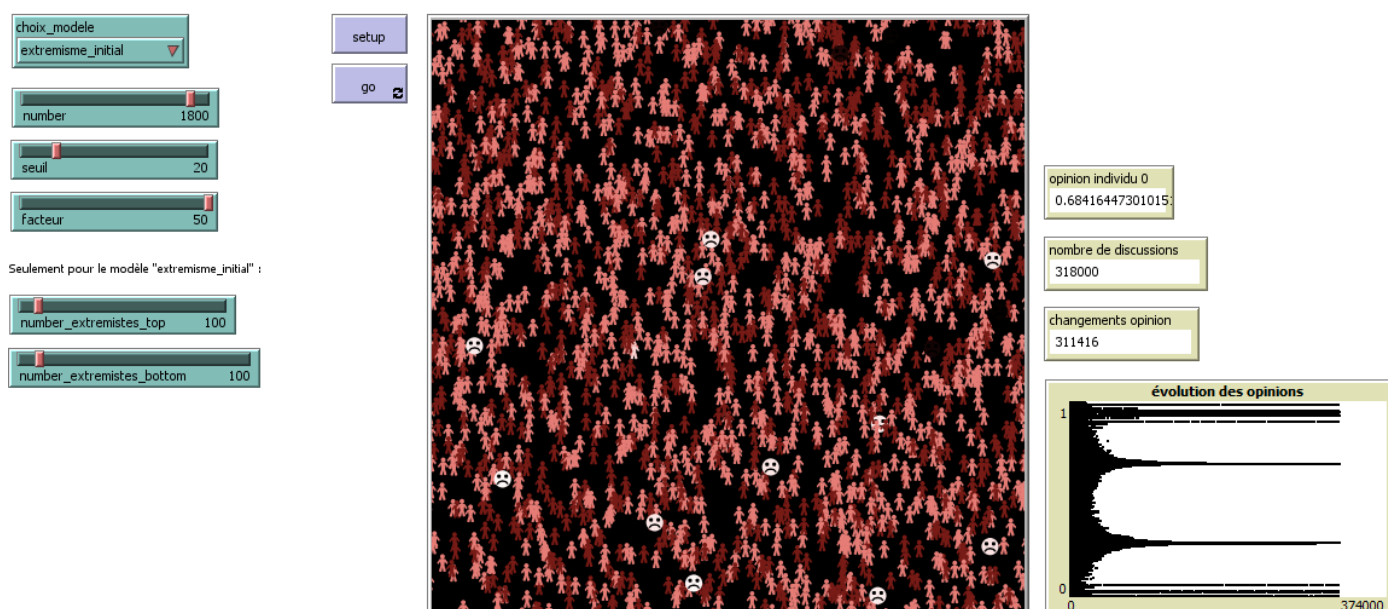
On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils représentent 10% de tous les agents (100 extrémistes borne inférieure, 1 800 modérés et 100 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.5** et un **facteur de convergence de 0.5**.



Les résultats sont invariants par rapport au modèle basique dans les mêmes conditions : on obtient une opinion unique et uniforme à 0.5.

Test 2

On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils représentent 10% de tous les agents (100 extrémistes borne inférieure, 1 800 modérés et 100 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.2** et un **facteur de convergence de 0.5**.



Le modèle basique dans ces conditions faisait régulièrement apparaître 2 à 3 pics centraux d'opinions différentes, et parfois un pic à l'un des extrêmes, mais rarement les deux à la fois. Dans le modèle basique revisité avec extrémistes, chaque nouvelle simulation du modèle a présenté systématiquement des pics d'opinion à chaque extrême, en plus des pics centraux habituels. De plus, on observe régulièrement aux extrêmes des opinions (autour de 0 et 1) plusieurs pics d'opinions parallèles.

Test 3

On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils représentent 25% de tous les agents (250 extrémistes borne inférieure, 1 500 modérés et 250 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.5** et un **facteur de convergence de 0.5**.

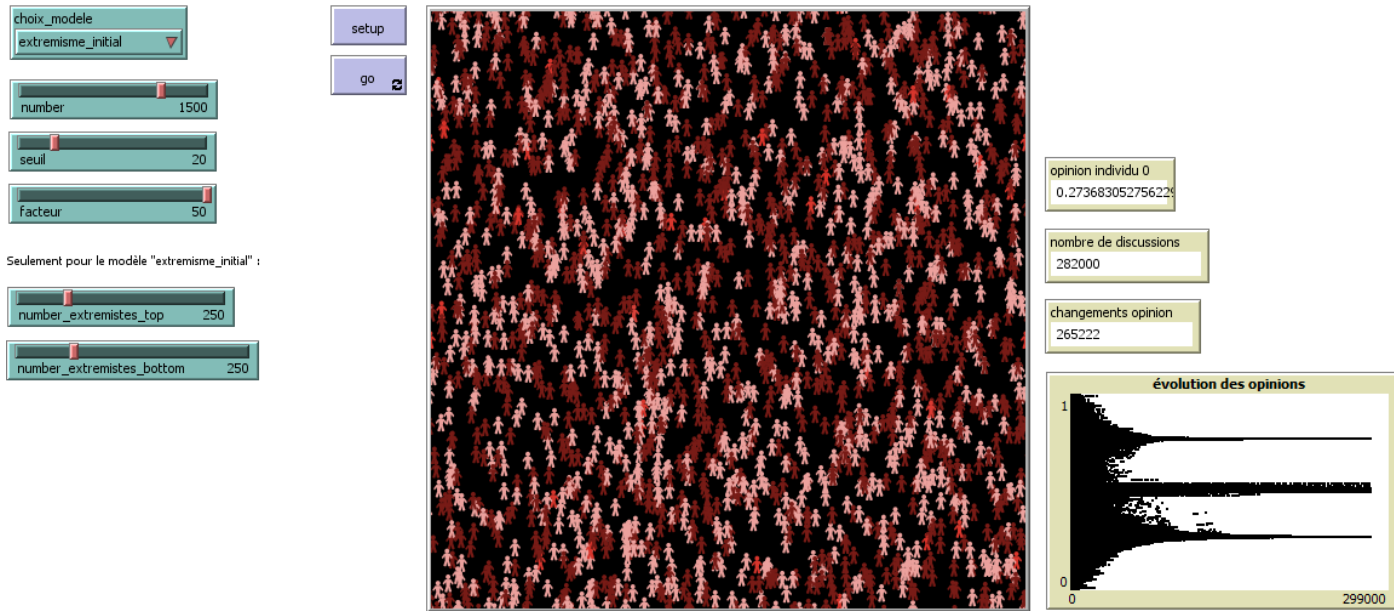
Les résultats indiquent toujours un pic unique et uniforme autour de l'opinion moyenne (0.5).

Test 4

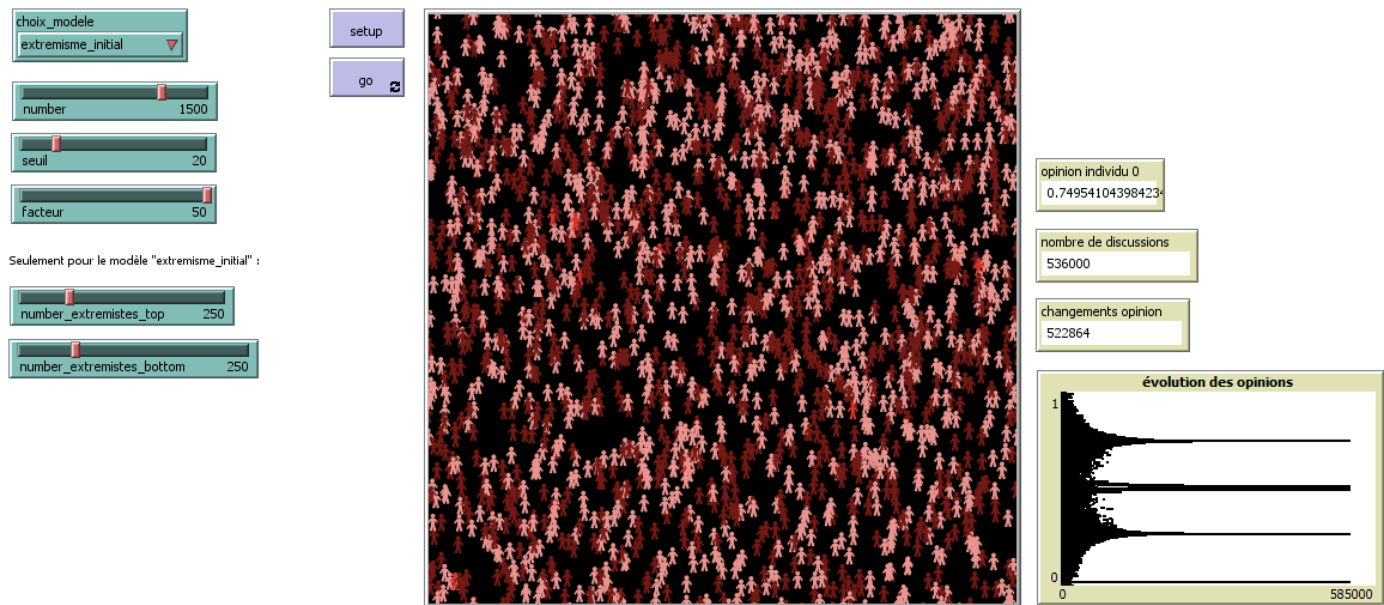
On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils représentent 25% de tous les agents (250 extrémistes borne inférieure, 1 500 modérés et 250 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.2** et un **facteur de convergence de 0.5**.

Les observations des différentes simulations mènent à trois schémas types de répartition des opinions :

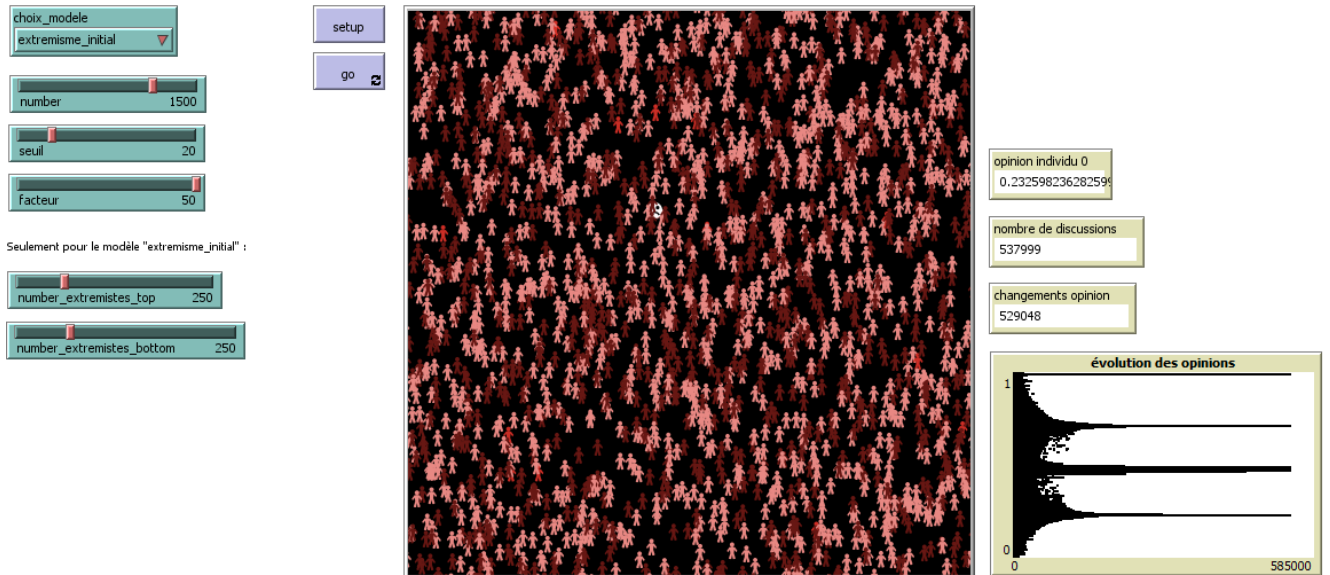
- soit les opinions sont réparties en plusieurs pics « centraux », c'est-à-dire sans aucun pic aux extrêmes :



- soit les opinions se répartissent de manière centrale, avec un pic à l'extrême de la borne inférieure (autour de 0) :



- soit les opinions se répartissent de manière centrale, avec un pic à l'extrême de la borne inférieure (autour de 1) :



Remarque étant faite que les pics aux deux extrêmes n'ont jamais été observés simultanément au cours d'une même simulation (c'était soit l'un ou l'autre, soit aucun des deux, mais jamais les deux à la fois).

Test 5

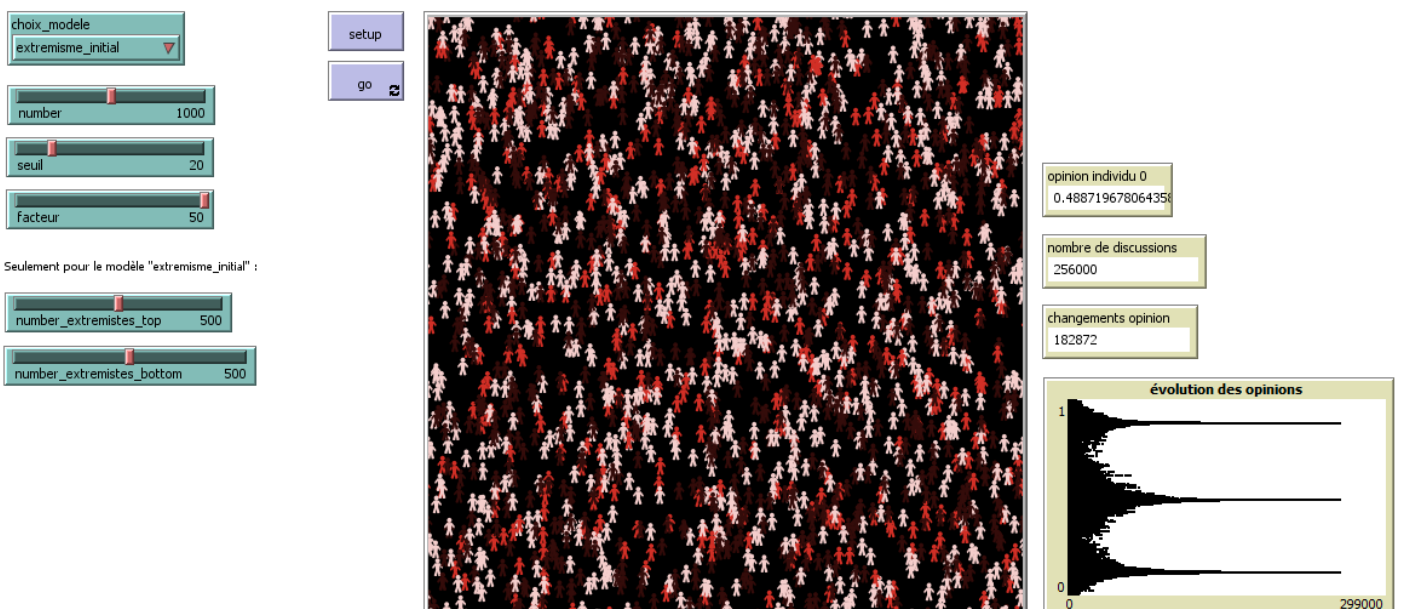
On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils représentent 50% de tous les agents (500 extrémistes borne inférieure, 1 000 modérés et 500 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.5** et un **facteur de convergence de 0.5**.

Les résultats indiquent toujours un pic unique et uniforme autour de l'opinion moyenne (0.5).

Test 6

On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils représentent 50% de tous les agents (500 extrémistes borne inférieure, 1 000 modérés et 500 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.2** et un **facteur de convergence de 0.5**.

Les résultats à toutes simulations mènent à l'observation suivante :

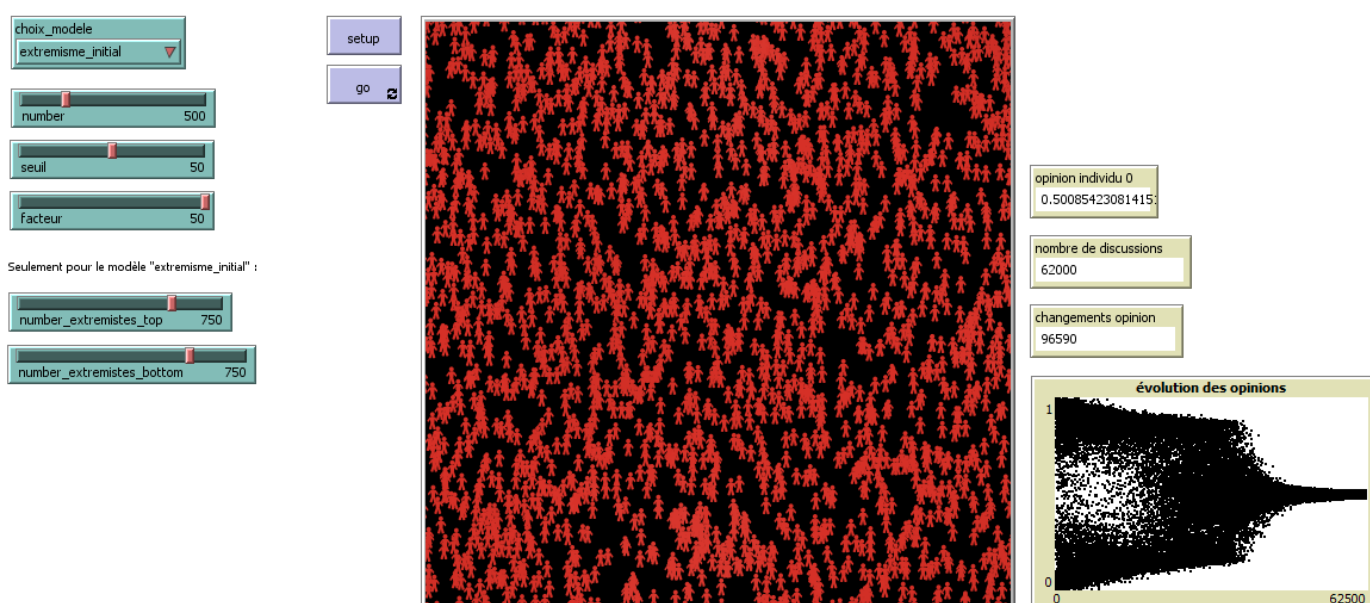


On observe à chaque fois trois pics répartis de la sorte : un central et deux proches des limites extrêmes, sans pour autant les atteindre.

Test 7

On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils représentent 75% de tous les agents (750 extrémistes borne inférieure, 500 modérés et 750 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.5** et un **facteur de convergence de 0.5**.

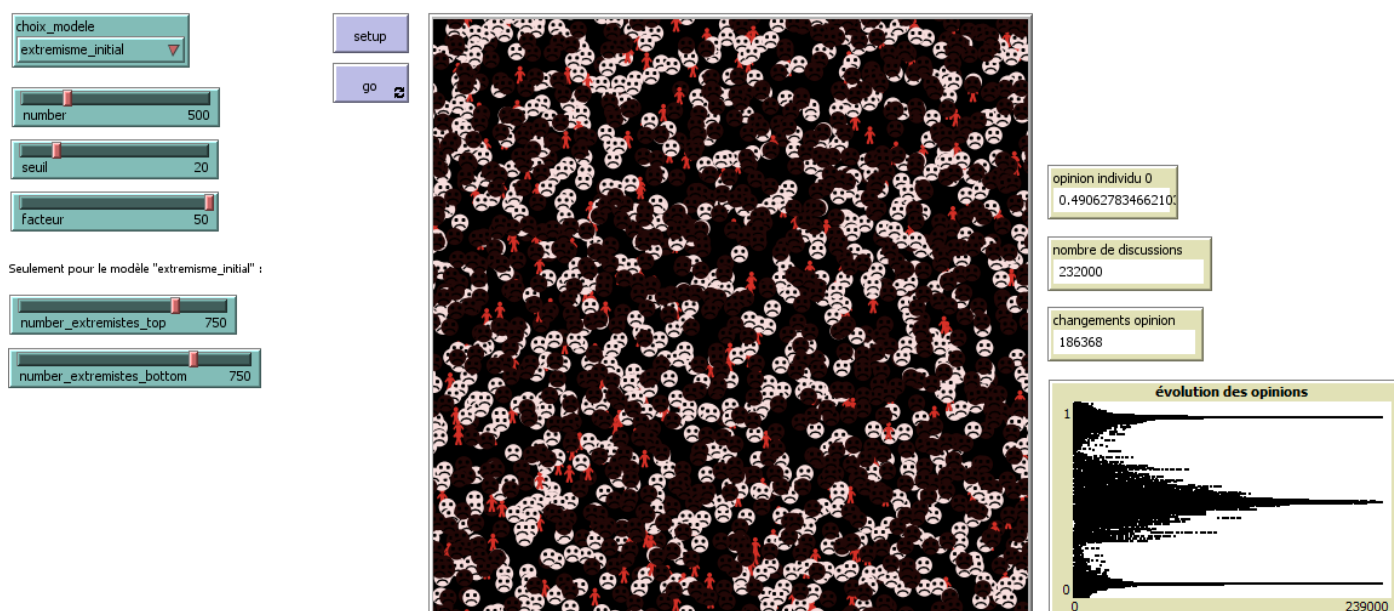
Les résultats indiquent toujours un pic unique et uniforme autour de l'opinion moyenne (0.5), avec d'abord une condensation des opinions aux deux extrêmes, puis une convergence assez brusque :



Test 8

On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils représentent 75% de tous les agents (750 extrémistes borne inférieure, 500 modérés et 750 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.2** et un **facteur de convergence de 0.5**.

Les résultats indiquent globalement un pic moyen à 0.5, et deux pics situés à chacun des extrêmes :



Lorsque les individus ont des avis bien trop différents (donc lorsque le seuil est bas), les individus ne prennent plus la peine d'échanger entre eux, d'où les 3 clusters observés.

Test 9

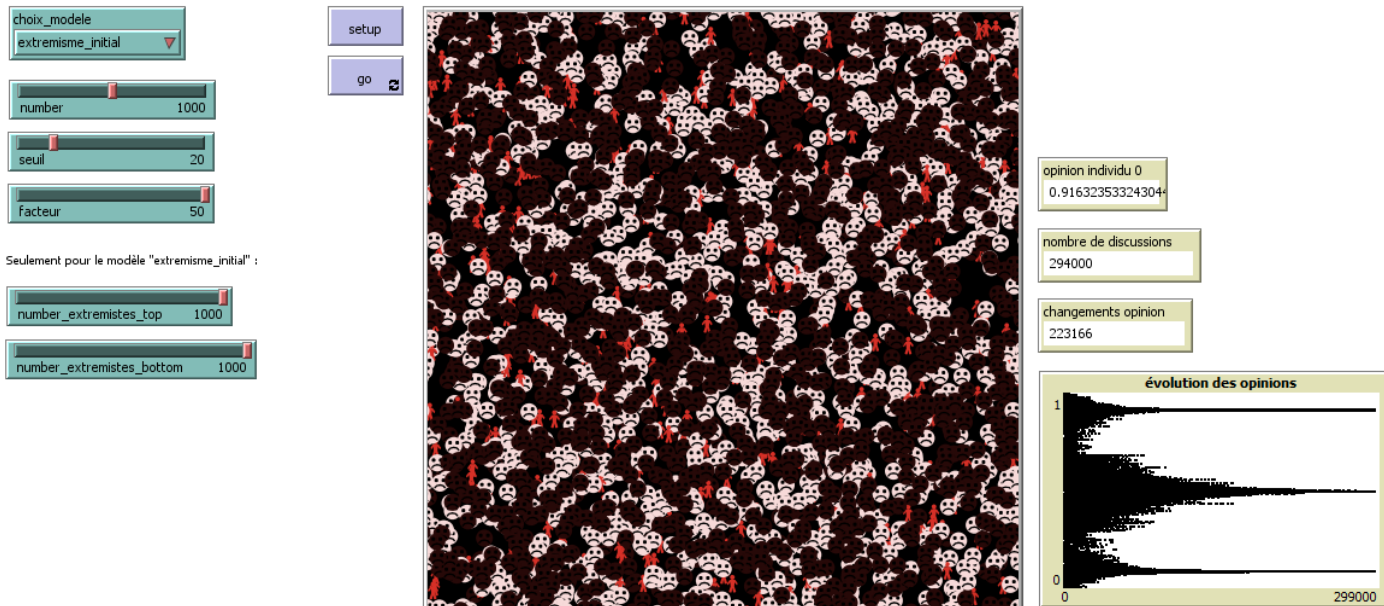
On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils sont aussi nombreux à chaque extrême que les modérés (1000 extrémistes borne inférieure, 1000 modérés et 1000 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.5** et un **facteur de convergence de 0.5**.

Les résultats indiquent toujours un pic unique et uniforme autour de l'opinion moyenne (0.5), avec d'abord une condensation des opinions aux deux extrêmes, puis une convergence très rapide et assez brusque.

Test 10

On teste ici l'influence des extrémistes lorsqu'ils sont aussi nombreux à chaque extrême que les modérés (1000 extrémistes borne inférieure, 1000 modérés et 1000 extrémistes borne supérieure), avec un **seuil à 0.2** et un **facteur de convergence de 0.5**.

Les résultats indiquent globalement un pic moyen à 0.5, et deux pics situés à chacun des extrêmes :

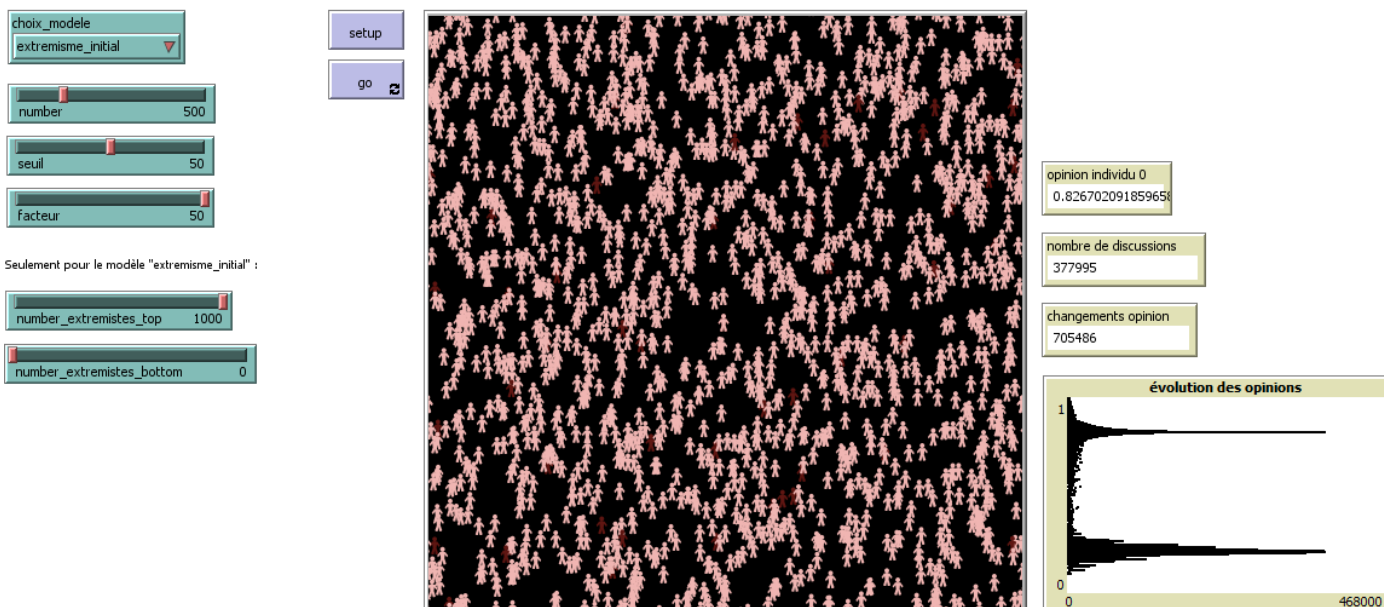


Une fois de plus, lorsque les individus ont des avis bien trop différents (donc lorsque le seuil est bas), ils ne prennent plus la peine d'échanger entre eux, d'où les 3 clusters observés. Les discussions ne se réalisent qu'au sein des sous-groupes *extrémistes borne supérieure*, *modérés* et *extrémistes borne inférieure*, et mènent à des pics d'opinion moyens pour chaque intervalle.

Test 1 1

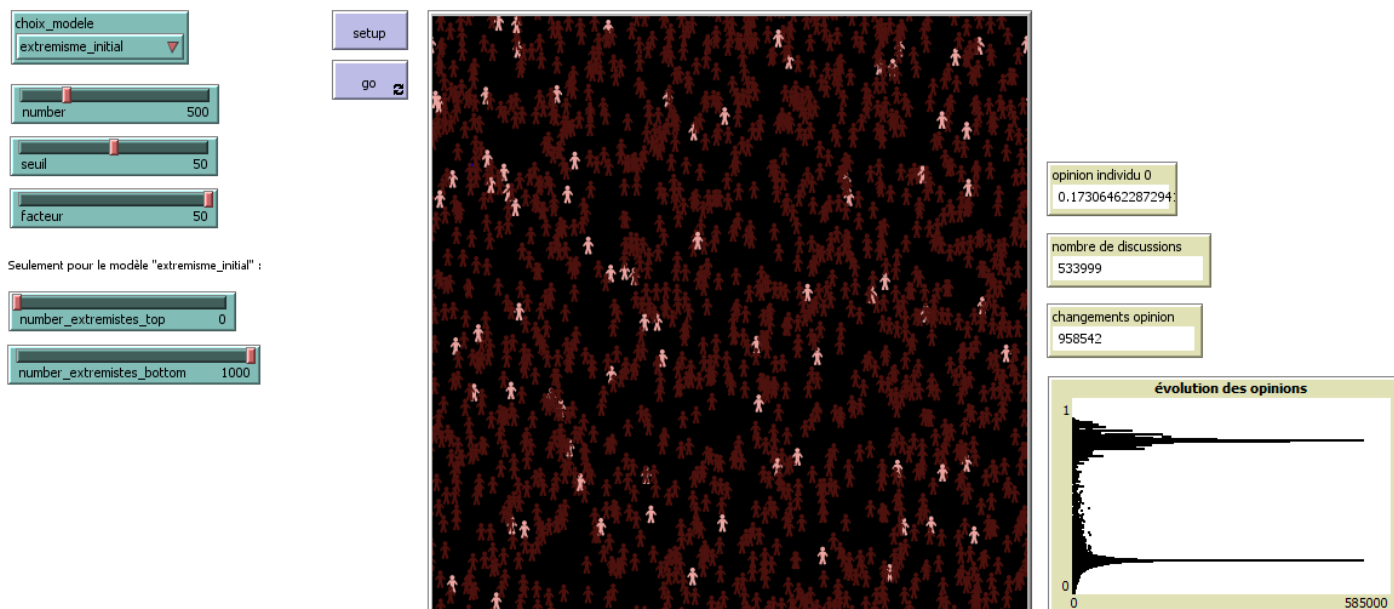
Les extrémistes de la borne supérieure (proches de 1) sont deux fois plus nombreux que les modérés (absence d'extrémiste de la borne inférieure), avec un **seuil à 0.5** et un **facteur de convergence de 0.5**.

Lorsqu'un seul extrême est majoritaire au départ, il n'y a plus un mais deux pics d'opinion majoritaires qui se dessinent au cours du temps, le plus élevé restant sous le seuil de l'extrémisme (0.9), et le second ne valant plus 0.5 mais une valeur plus faible.



Le fait que le pic à 0.5 disparaisse pour se situer à une valeur plus faible s'explique par une dispersion des opinions extrêmes initiales, les extrémistes tolérant d'échanger avec des opinions différentes des leurs grâce au seuil relativement élevé (0.5).

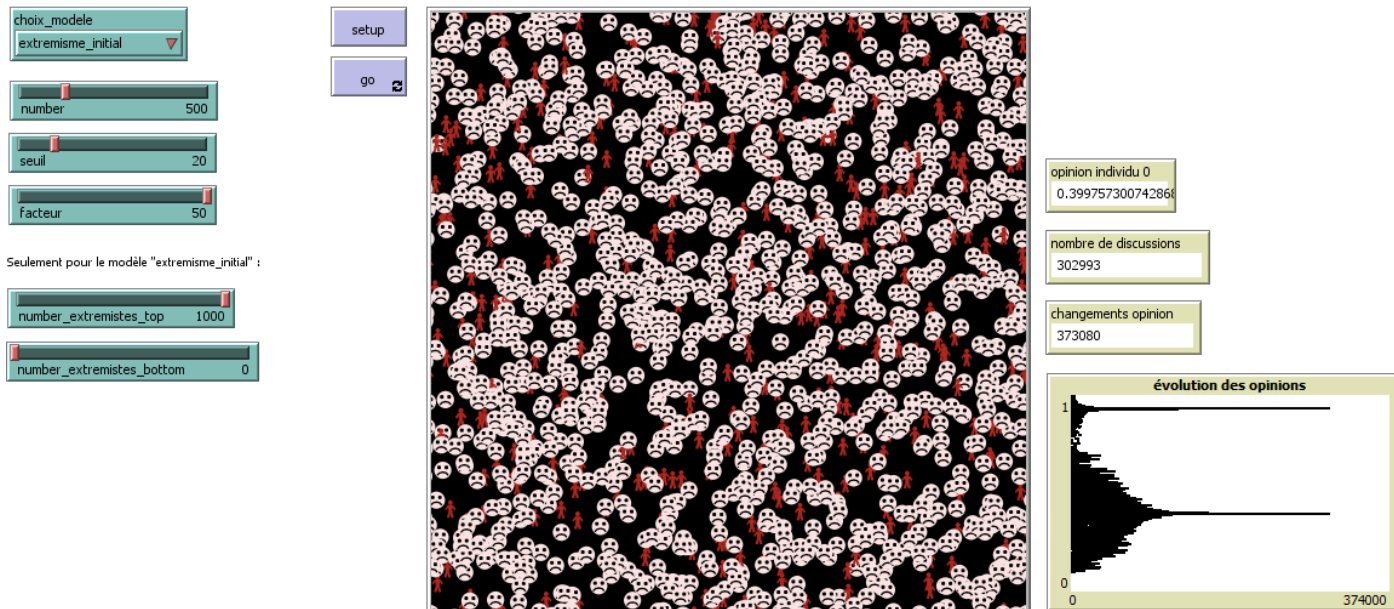
On observe le même graphique mais inversé lorsque les extrémistes de la borne inférieure (proches de 0) sont deux fois plus nombreux que les modérés (absence d'extrémiste de la borne supérieure), avec un **seuil à 0.5** et un **facteur de convergence de 0.5** :



Test 12

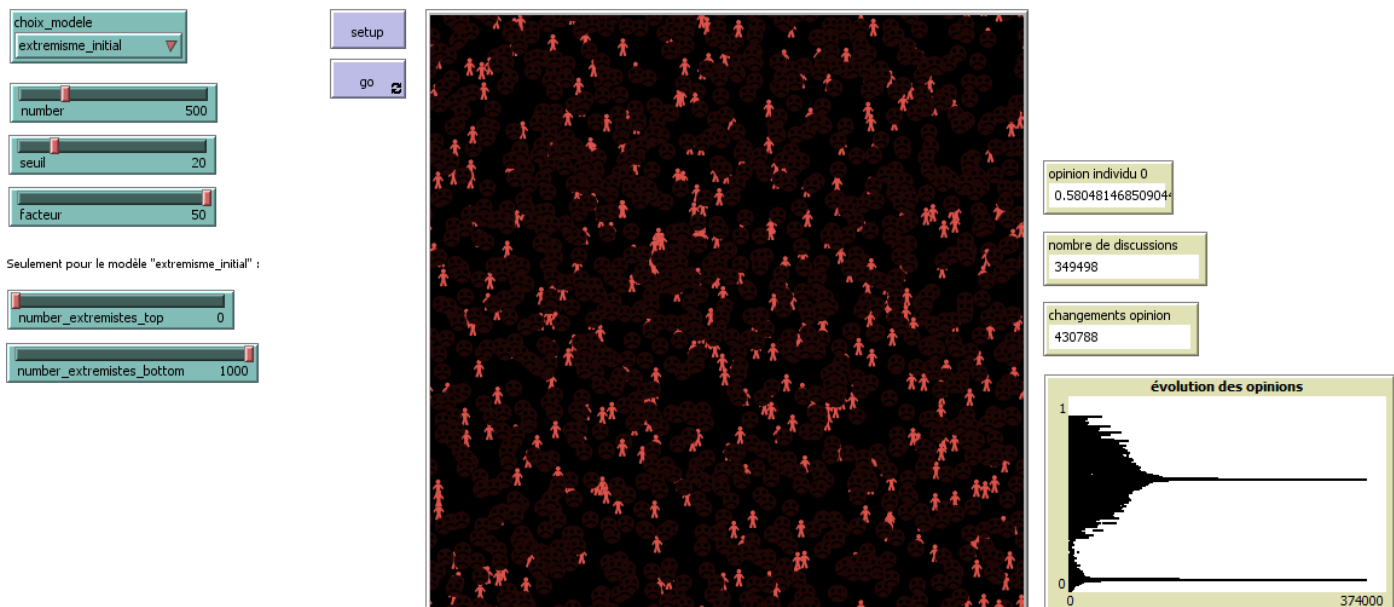
Les extrémistes de la borne supérieure (proches de 1) sont deux fois plus nombreux que les modérés (absence d'extrémiste de la borne inférieure), avec un **seuil à 0.2** et un **facteur de convergence de 0.5**.

Lorsqu'un seul extrême est majoritaire au départ, il y a toujours deux voire trois pics d'opinion majoritaires qui se dessinent au cours du temps, le plus élevé passant au-delà du seuil de l'extrémisme (0.9), et les autres stagnent autour de 0.5 sans jamais atteindre cette valeur (dans l'exemple ci-dessous on observe un pic à environ 0.4 ; dans d'autres simulations on observait deux pics, respectivement à 0.37 et 0.6 environ) :



Le fait que le pic à 0.5 disparaisse pour se situer à des valeurs alentours s'explique par une dispersion des opinions extrêmes initiales, les extrémistes tolérant beaucoup moins d'échanger avec des opinions différentes des leurs grâce au seuil relativement bas (0.2). Les individus modérés de base créent ainsi des clusters d'opinion qui ne sont pas très distants, tandis que les extrémistes affirment leurs opinions de façon unifiée de leur côté.

On observe le même graphe mais inversé lorsque les extrémistes de la borne inférieure (proches de 0) sont deux fois plus nombreux que les modérés (absence d'extrémiste de la borne supérieure), avec un **seuil à 0.2** et un **facteur de convergence de 0.5** :



8.4 Annexe 4

Travaux pratiques ajoutant des extrémistes en cours de simulation aux modèles de l'article *Mixing beliefs among interacting agents*. (Deffuant et al. 2000)

Modèle basique avec ajout d'extrémistes en cours de simulation

D'APRES LE MODELE BASIQUE D'AMBLARD ET WEISBUCH (2000)

INTERFACE ET PRINCIPES

Le modèle intitulé *extremisme_introduit* permet en cours de simulation d'introduire des agents extrémistes (qu'ils soient extrémistes proches de 0 ou de 1). Cette introduction en cours d'exécution permet de rompre l'état stable qui se met en place, davantage encore lorsque l'on fait varier les paramètres de base du modèle basique (surtout le seuil).

Modèle basique : Amblard et Weisbuch (2000)

Modèle *extremisme_initial* : modèle basique avec extrémistes instanciés à l'initialisation

Modèle *extremisme_introduit* : modèle basique, avec possibilité d'ajout d'extrémistes en cours de simulation

choix_modelle
extremisme_introduit

number 500

seuil 50

facteur 50

Pour le modèle "extremisme_initial", les curseurs ci-dessous permettent d'initialiser le nombre initial d'extrémistes à chaque borne [SETUP].

Pour le modèle "extremisme_introduit", les curseurs permettent d'introduire le nombre d'extrémistes indiqué au cours de la simulation [APRES LE GO]. Pour les ajouter, placer le curseur sur le nombre voulu, puis cliquer sur ADD.

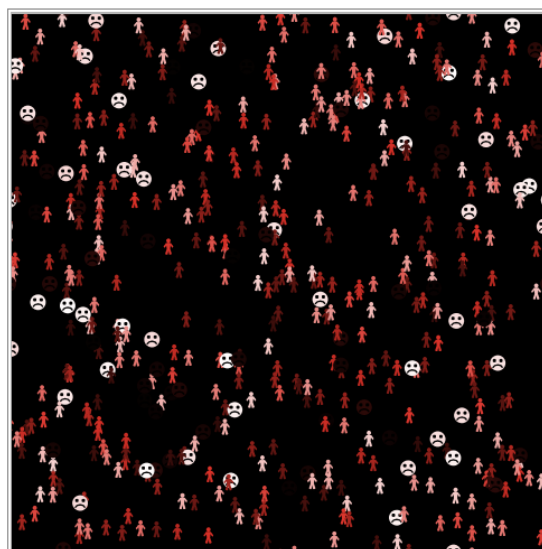
number_extremistes_top 0

number_extremistes_bottom 0

setup

go

add

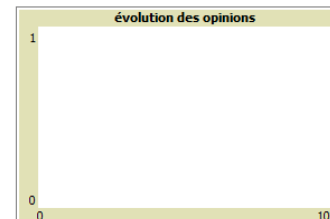


opinion individu 0

nombre de discussions

0

changements opinion



- number = N , nombre d'agents
- seuil = d , seuil de différence d'opinion
- facteur = μ , paramètre de convergence des opinions
- number_extremistes_top = nombre d'agents introduits ayant une opinion extrême - borne supérieure (> 0.9)
- number_extremistes_bottom = nombre d'agents introduits ayant une opinion extrême - borne inférieure (< 0.1)

Les agents aux opinions modérées sont représentés par des formes *person*, et les extrémistes par des formes *sad face*. La forme d'un agent au cours de la simulation peut changer de l'une à l'autre des formes selon sa nouvelle opinion.

EXEMPLES

Les exemples ci-dessous ont été réalisés en introduisant des extrémistes des deux bornes en cours de simulation, et en faisant varier les paramètres de base du modèle basique (surtout le seuil de différence d'opinion), parfois de façon exagérée. On y constate bien qu'on peut tout à fait casser l'état stable observé habituellement, en faisant jouer les curseurs :

Modèle basique : Amblard et Weisbuch (2000)

Modèle `extremisme_initial` : modèle basique avec extrémistes instanciés à l'initialisation

Modèle `extremisme_introduit` : modèle basique, avec possibilité d'ajout d'extrémistes en cours de simulation

choix_modele

number

seuil

facteur

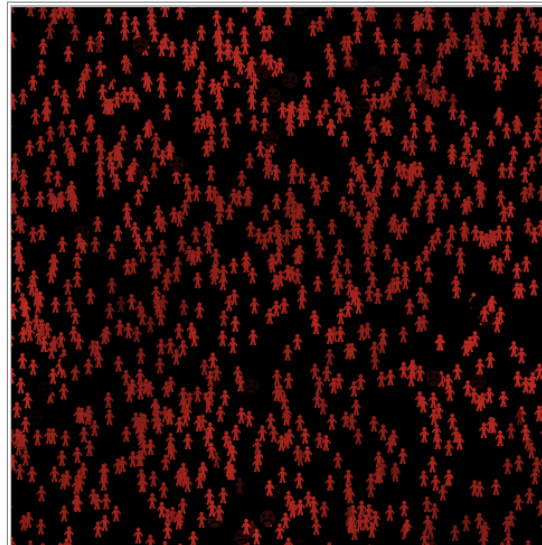
Pour le modèle "extremisme_initial", les curseurs ci-dessous permettent d'initialiser le nombre initial d'extrémistes à chaque borne [SETUP].

Pour le modèle "extremisme_introduit", les curseurs permettent d'introduire le nombre d'extrémistes indiqué au cours de la simulation [APRES LE GO]. Pour les ajouter, placer le curseur sur le nombre voulu, puis cliquer sur ADD.

number_extremistes_top

number_extremistes_bottom

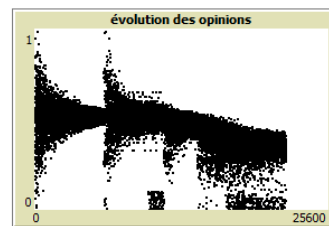
setup
 go
 add



opinion individu 0
 0.304258176880979

nombre de discussions
 21662

changements opinion
 41094



Modèle basique : Amblard et Weisbuch (2000)

Modèle `extremisme_initial` : modèle basique avec extrémistes instanciés à l'initialisation

Modèle `extremisme_introduit` : modèle basique, avec possibilité d'ajout d'extrémistes en cours de simulation

choix_modele

number

seuil

facteur

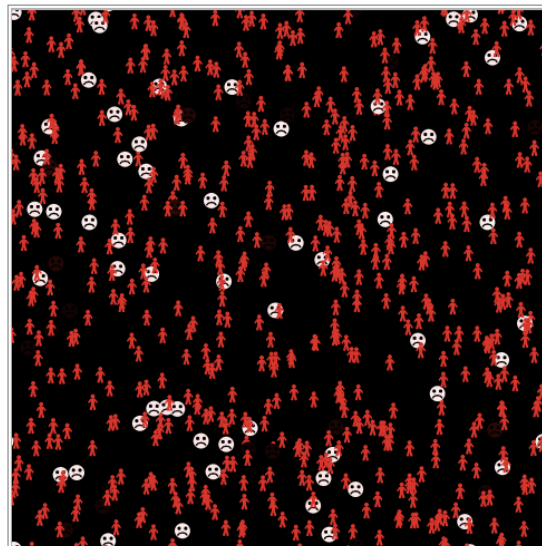
Pour le modèle "extremisme_initial", les curseurs ci-dessous permettent d'initialiser le nombre initial d'extrémistes à chaque borne [SETUP].

Pour le modèle "extremisme_introduit", les curseurs permettent d'introduire le nombre d'extrémistes indiqué au cours de la simulation [APRES LE GO]. Pour les ajouter, placer le curseur sur le nombre voulu, puis cliquer sur ADD.

number_extremistes_top

number_extremistes_bottom

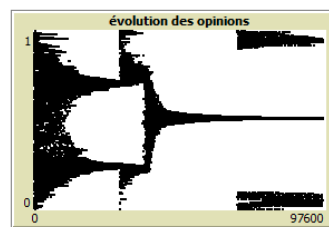
setup
 go
 add



opinion individu 0
 0.514137321163970

nombre de discussions
 94829

changements opinion
 140162



8.5 Annexe 5

Travaux pratiques application des modèles de l'article *Mixing beliefs among interacting agents*. (Deffuant et al. 2000) à un réseau social aléatoire

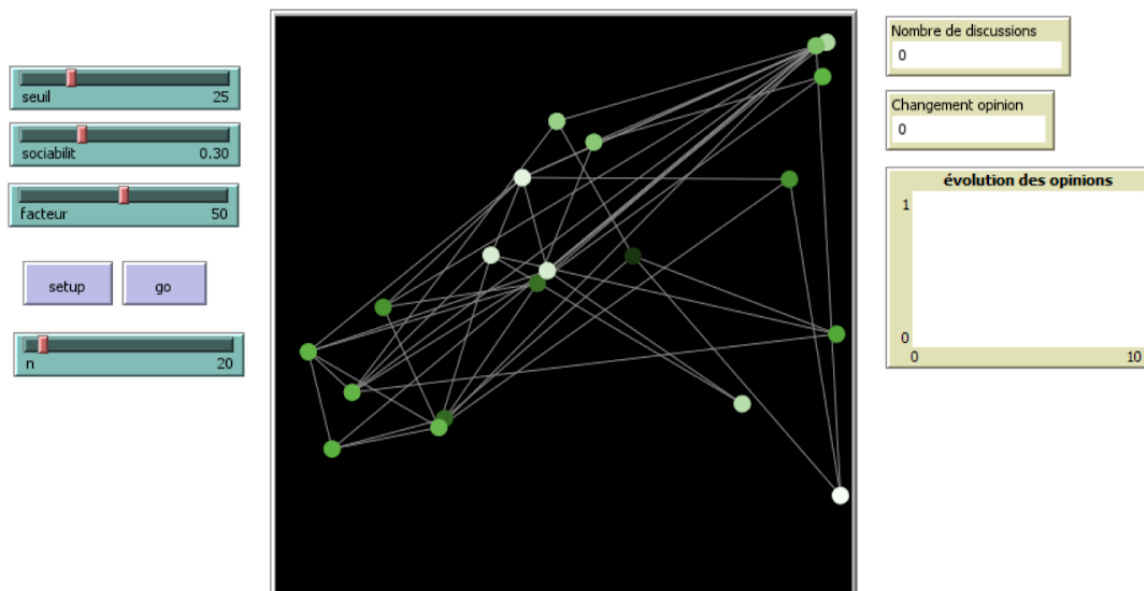
APPLICATION DU MODELE CLASSIQUE A UN RS ALEATOIRE

Ici, nous avons appliqué le modèle basique d'après le modèle basique de Deffuant et al. (2000) à un réseau social que l'on génère.

Génération du réseau social

Pour générer le réseau social, nous nous sommes inspirés de la méthode du livre « Systèmes complexes : une introduction par la pratique ». Cela consiste à créer des agents et à les lier à un certain nombre d'autres agents selon un paramètre modifiable qui est leur sociabilité. Dans notre modélisation, pour avoir un réseau qui se rapproche un peu plus de la réalité, la sociabilité des agents est assignée lors de la création de l'agent. On laisse aussi le choix à l'expérimentateur de décider le nombre d'agents qu'il souhaite créer pour son réseau social.

Lorsque l'agent est créé, il lui est donc associé une opinion comprise entre 0 et 1 et un taux de sociabilité modifiable.



- **n** = N, nombre d'agents
- **seuil** = d, seuil de différence d'opinion
- **facteur** = μ , paramètre de convergence des opinions
- **sociabilité** = s, la probabilité de se lier avec un autre agent

Une fois que notre réseau social est initialisé, on applique simplement le modèle classique dans lequel les agents vont interagir avec l'un de ses proches (géographiquement parlant pour le modèle basique, mais dans notre cas avec un des ses proche dans le réseau), puis ils vont échanger leurs opinions comme suit :

On considère N agents i , chacun ayant une opinion x_i . A chaque pas de temps, les agents entrent en contact avec un autre du réseau avec lequel ils sont liés. Ils réajustent leur opinion lorsque leur différence d'opinion passe sous un seuil d . On suppose que deux agents ont des opinions respectives x et x' , et que $|x - x'| < d$ (on prend la valeur absolue de façon à ce que la différence des opinions x et x' reste positive). μ est un paramètre de convergence des opinions (entre 0 et 0.5 dans l'étude). Les opinions s'ajustent alors comme suit :

- $x = x + \mu * (x' - x)$
- $x' = x' + \mu * (x - x')$

La structure même du réseau social ne permet pas la possibilité que tous les agents se rencontrent. Dans le modèle basique, cela pourrait être le cas dans l'absolu.

On peut maintenant tester comment évolue ce système en en modifiant les paramètres.

Il est difficile de tirer des conclusions sur les différents tests, étant donné que la structure du réseau modifie les résultats

- En apprendre plus sur les structures des réseaux sociaux ? Des graphes les régissant ?

Références

Clerge M., Collard P., Verel S. (2013). Systèmes complexes - une introduction par la pratique. Presses polytechniques et universitaires romandes.

Deffuant, G., Neau, D., Amblard, F., & Weisbuch, G. (2000). Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems*, 3(01n04), 87-98.

8.6 Annexe 6

Travaux pratiques de génération de graphes aléatoires

ALGORITHMES DE GENERATION DE GRAPHES ALEATOIRES

Graphe uniforme : algorithme de Erdős-Rényi

Cet algorithme possède deux paramètres : **n** le nombre d'agents (dits aussi nœuds) et une probabilité **p**. L'algorithme possède deux étapes :

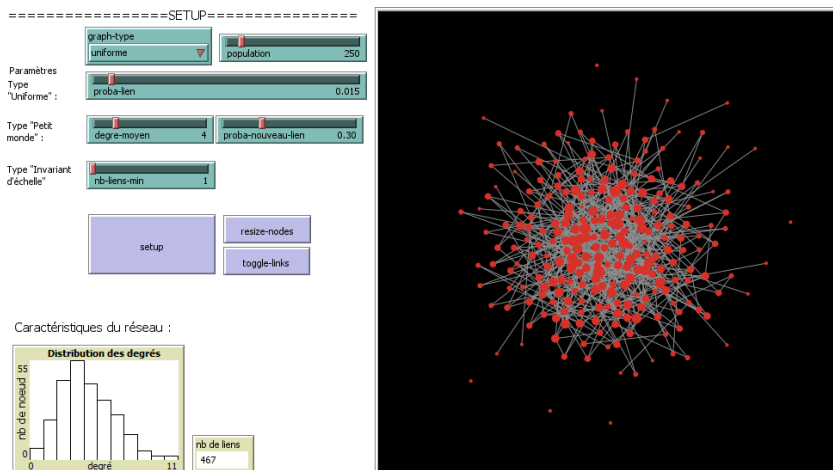
1. Créer **n** agents
2. Pour chacune des $\frac{n(n-1)}{2}$ paires d'agents possibles, décider selon la probabilité **p** de créer un lien entre les deux agents.

Le degré des nœuds d'un graphe ainsi créé suit une loi de Poisson. Le degré d'un nœud est défini comme étant le nombre de voisins du nœud dans le réseau.

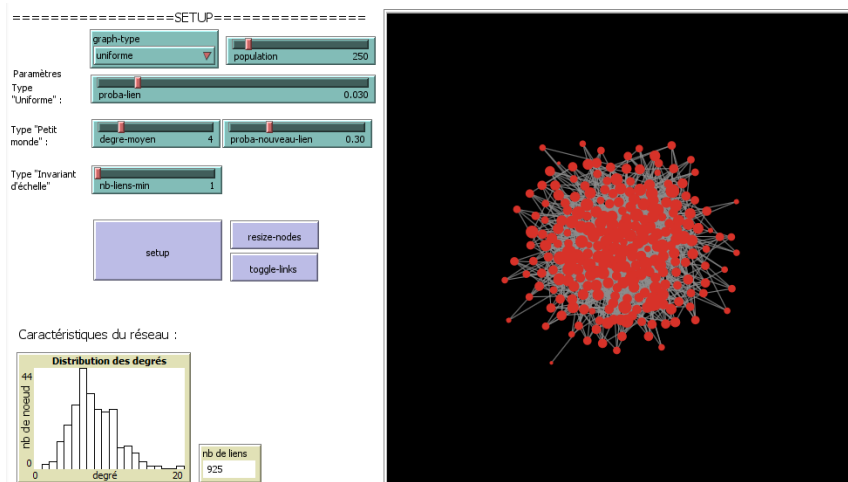
Si $p > \frac{\ln n}{n}$ le graphe sera presque sûrement connecté (pas d'agent isolé, pas de graphe séparé en deux ou plus).

Exemples : (la taille des nœuds représente le degré du nœud)

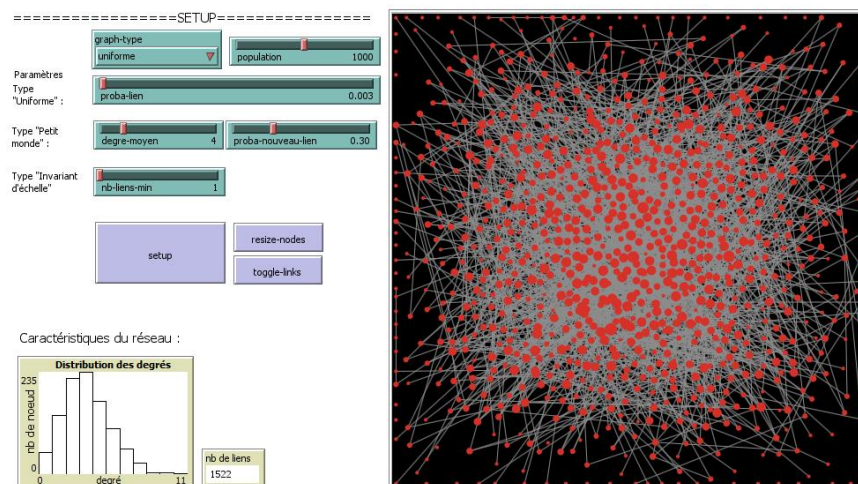
Graphe aléatoire uniforme pour $n = 250$ et $p = 0.015$



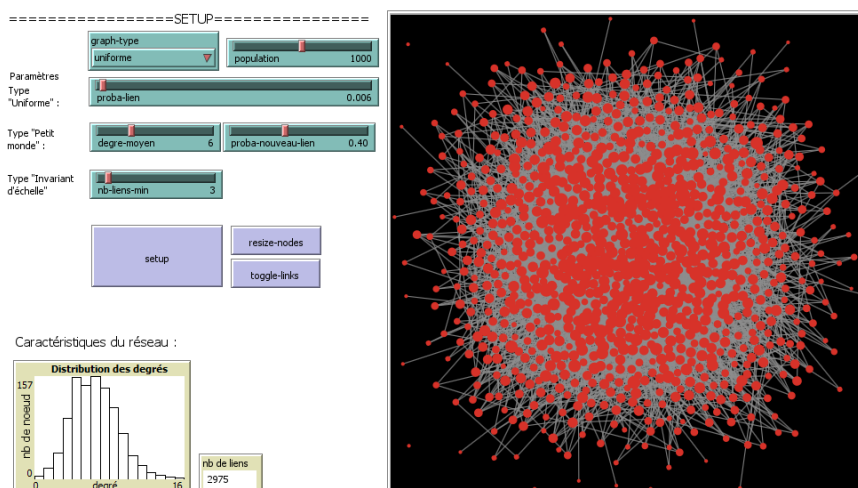
Graphe aléatoire uniforme pour $n = 250$ et $p = 0.03$



Graphe aléatoire uniforme pour $n = 1000$ et $p = 0.003$



Graphe aléatoire uniforme pour $n = 1000$ et $p = 0.006$



Graphe « petit monde » : algorithme de Watts-Strogatz

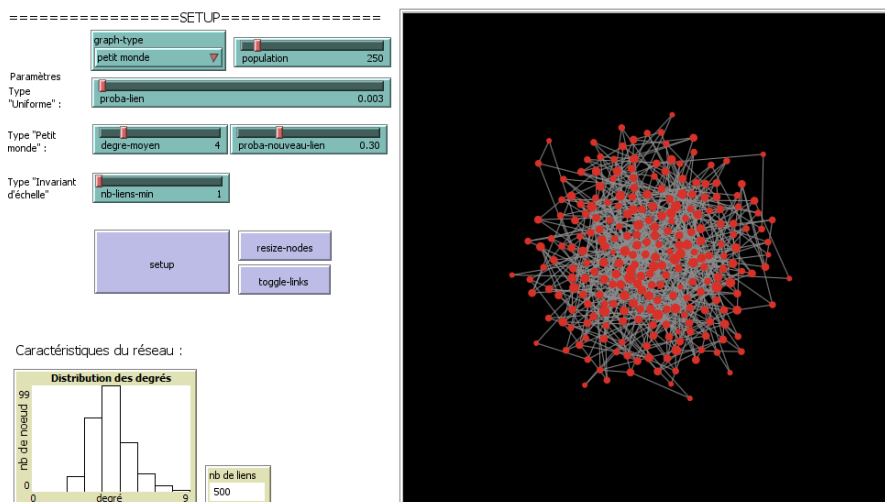
Cet algorithme possède trois paramètres : n le nombre d'agents, m le degré moyen des nœuds (doit être pair : $m = 2*k$) tel que $n \gg m \gg \ln(n) \gg 1$ et une probabilité p . Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Créer n agents
2. Lier chaque agent à ses $m/2$ agents voisins de droite et $m/2$ agents voisins de gauche, pour un total de m liens.
3. Pour chaque agent parcourir l'ensemble de ses liens. Pour chaque lien, décider selon la probabilité p changer l'autre extrémité du lien vers un nouvel agent, en évitant les boucles sur soi-même ou un lien déjà existant.

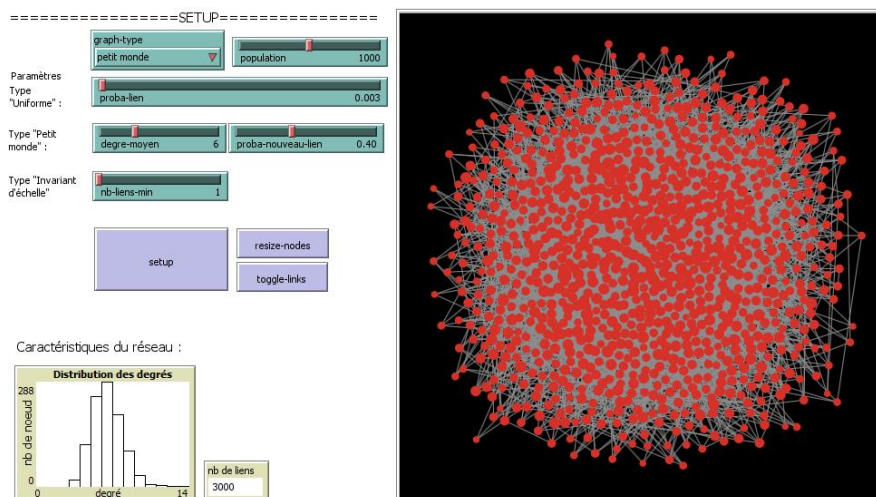
Un tel graphe possède la propriété du « petit monde » et présente des clusters et hubs locaux semblables à ceux que l'on peut trouver dans une société réelle.

Exemples :

Graphe de Watts-Strogatz pour $n = 250$, $m = 4$ et $p = 0.3$



Graphe de Watts-Strogatz pour $n = 1000$, $m = 6$ et $p = 0.4$



Graphe invariant d'échelle : algorithme de Barabási-Albert

Cet algorithme possède deux paramètres : n le nombre d'agents et m le degré minimal du graphe.

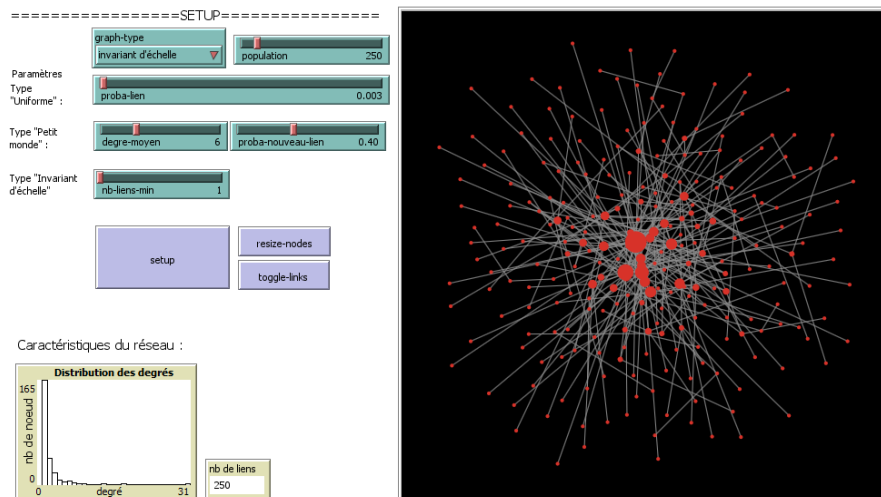
L'étape de l'algorithme sont les suivantes :

1. Créer un graphe complet contenant $m_0 > m$ agents (en général, $m_0 = m + 1$)
2. Créer un nouvel agent A et le lier à m autres agents. Si d_i est le degré de l'agent i, alors $\frac{d_i}{\sum_j d_j}$ est la probabilité que l'agent i soit choisi parmi les agents liés au nouvel agent A. L'agent A a donc plus de chance de se lier à un agent ayant un degré déjà élevé.
3. Répéter l'étape 2 jusqu'à obtenir n agents.

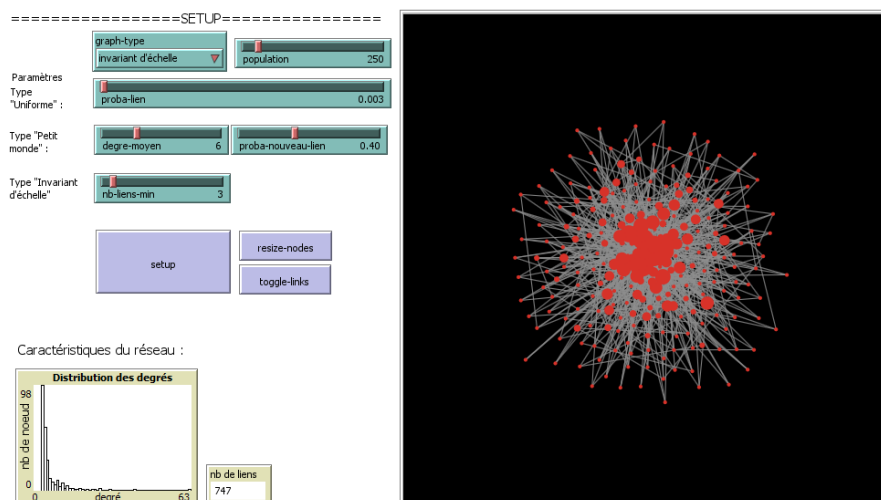
Le degré des nœuds d'un tel graphe suit une loi de puissance : beaucoup d'agent à faible degré m , très peu d'agents à degré très élevé.

Exemples :

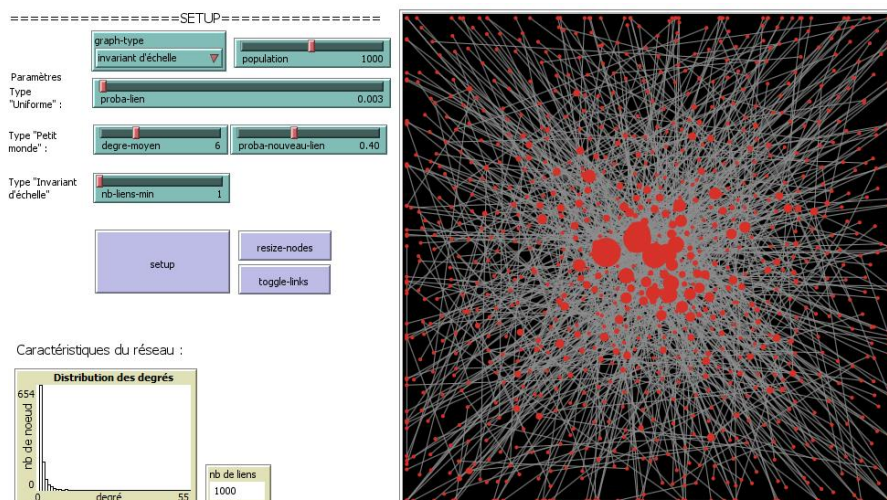
Graphe invariant d'échelle pour $n = 250$ et $m = 1$



Graphe invariant d'échelle pour $n = 250$ et $m = 3$



Graphe invariant d'échelle pour $n = 1000$ et $m = 1$



Graphe invariant d'échelle pour $n = 1000$ et $m = 3$

