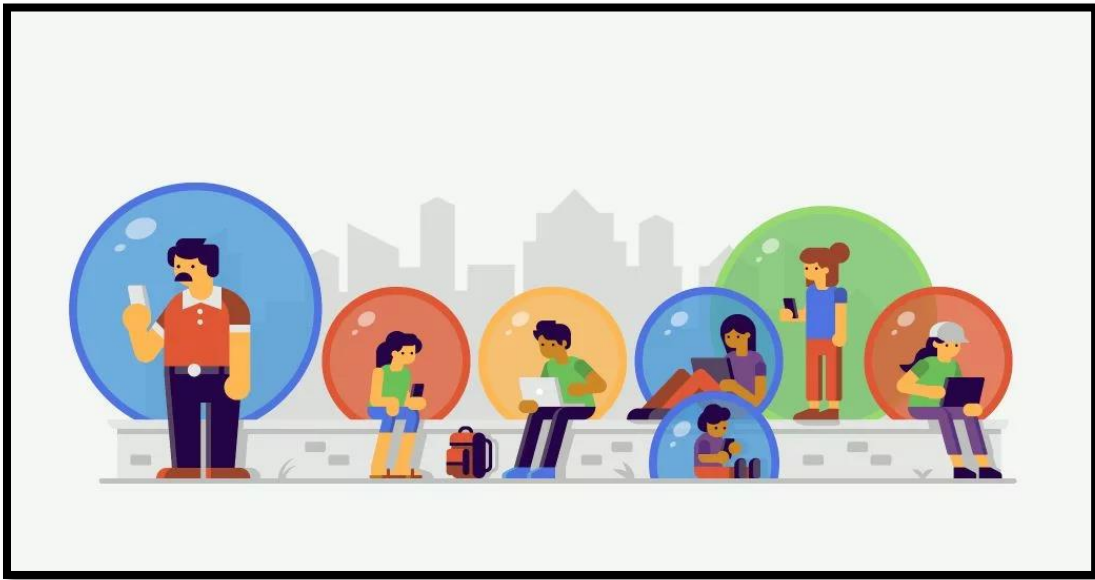


# Projet SYMUA

## Simulation de bulles de filtres dans un réseau social



### Problématique :

Comment les bulles de filtres apparaissent ?  
Quels phénomènes les réduisent / amplifient ?

Membres du groupe : Théo Tinti, Antoine Feret, Julian Gil, Timothée Vattier

## Table des matières

<b>I. Introduction.....</b>	<b>1</b>
A. Définition des bulles de filtres.....	1
B. Importance des réseaux sociaux et de leur impact sur l'information.....	1
C. Objectif de la présentation.....	1
<b>II. Explication des bulles de filtres .....</b>	<b>2</b>
A. Mécanisme des bulles de filtres .....	2
1. Filtrage de l'information basé sur les préférences de l'utilisateur .....	2
2. Algorithme de recommandation personnalisée .....	2
B. Conséquences des bulles de filtres .....	2
1. Polarisation de l'information et des opinions.....	2
2. Réduction de la diversité des points de vue .....	2
3. Renforcement des croyances préexistantes .....	3
<b>III. Utilisation de NetLogo pour simuler les bulles de filtres .....</b>	<b>3</b>
A. Création d'un modèle de réseau social simplifié.....	3
1. Tentative d'une première implémentation .....	3
2. Implémentation choisit (Facebook like) .....	3
B. Intégration des algorithmes de recommandations .....	4
C. Paramètres d'influence des amis.....	5
<b>IV. Analyse de sensibilité des bulles de filtres.....</b>	<b>5</b>
A. Paramètre <i>num-agent</i> .....	6
1. Cas : <i>num-agents</i> = 10 .....	6
2. Cas : <i>num-agent</i> = 100.....	7
3. Cas <i>num-agent</i> = 300.....	8
B. Analyse du paramètre <i>max-friend</i> .....	9
1. Cas : <i>max-friend</i> = 3.....	9
2. Cas <i>max-friend</i> = 10.....	10
3. Cas <i>max-friend</i> = 30.....	11
4. Cas <i>max-friend</i> = 50.....	12
C. Analyse du paramètre <i>friend-influence</i> .....	13
1. Cas <i>friends-influence</i> = 0 .....	13
2. Cas <i>friends-influence</i> = 0.05 .....	14
3. Cas <i>friend-influence</i> = 0.5 .....	15
4. Cas <i>friend-influence</i> = 1 .....	16
D. Analyse du paramètre <i>strategy</i> .....	17
1. Cas <i>strategy</i> = 'Similarity' .....	17
2. Cas <i>strategy</i> = 'Diversity' .....	18
3. Cas <i>strategy</i> = 'Random' .....	19
<b>V. Conclusion .....</b>	<b>20</b>
A. Facteurs contribuant à l'apparition des bulles de filtres.....	20
B. Phénomènes amplifiant les bulles de filtres .....	20
C. Phénomènes atténuant les bulles de filtres.....	20
D. Limite du modèle .....	20
E. Proposition d'amélioration du modèle.....	21

Annotation : les paramètres NetLogo seront marqués en bleu italique de cette manière : *paramètre*

## I. Introduction

### A. Définition des bulles de filtres

Le phénomène des bulles de filtres est un phénomène principalement observé sur les réseaux sociaux où les algorithmes de recommandation sont parfois paramétrés pour ne proposer que des résultats correspondant aux goûts connus d'un utilisateur. Les bulles de filtres représentent à la fois le filtrage de l'information qui parvient à l'internaute par différents filtres mais aussi l'état « d'isolement intellectuel » et culturel dans lequel il se retrouve quand les informations qu'il recherche sur Internet résultent d'une personnalisation mise en place à son insu. Dans cette présentation c'est l'étude de cet isolement intellectuel qui nous intéresse.

### B. Importance des réseaux sociaux et de leur impact sur l'information

À leurs débuts, les réseaux sociaux étaient principalement conçus pour faciliter les interactions sociales en ligne, permettant aux individus de rester en contact avec leurs amis, leur famille et leurs connaissances. C'était une manière pratique de partager des nouvelles, des photos, et de maintenir des liens avec des personnes éloignées géographiquement.

Cependant, au fur et à mesure que les réseaux sociaux ont gagné en popularité, les entreprises ont rapidement réalisé leur potentiel en termes de publicité et de promotion. Les plateformes de réseaux sociaux offrent des fonctionnalités et des outils qui permettent aux entreprises de promouvoir leurs produits, services et marques de manière ciblée.

Les réseaux sociaux fournissent une visibilité considérable, permettant aux entreprises de toucher un large public et de générer une exposition accrue. Les entreprises peuvent créer des profils officiels sur les réseaux sociaux et interagir directement avec leur public cible. Ils peuvent partager du contenu attrayant tel que des annonces, des promotions, des vidéos, des témoignages clients et des informations pertinentes liées à leur secteur d'activité.

Les réseaux sociaux sont également devenus un espace privilégié pour la création de communautés en ligne autour de marques et d'entreprises. Les utilisateurs peuvent interagir avec les marques, partager leurs expériences, poser des questions et donner leur avis. Cela favorise l'engagement et la fidélisation des clients.

### C. Objectif de la présentation

L'objectif de cette présentation est de simuler des bulles de filtres avec l'outil NetLogo et d'effectuer une analyse de sensibilité afin de répondre aux questions suivantes :

- Comment ces bulles apparaissent ?
- Quels phénomènes les réduisent / amplifient ?

## II. Explication des bulles de filtres

### A. Mécanisme des bulles de filtres

#### 1. Filtrage de l'information basé sur les préférences de l'utilisateur

Dans le contexte des réseaux sociaux, les bulles de filtres fonctionnent en mettant l'accent sur les interactions entre amis. Les réseaux sociaux sont généralement conçus pour connecter des personnes ayant des intérêts, des croyances et des valeurs similaires. Les utilisateurs sont ainsi plus susceptibles d'être exposés à des informations et à des points de vue qui correspondent à leurs propres préférences, puisque leurs amis partagent probablement des intérêts similaires. De plus, les algorithmes des réseaux sociaux ont tendance à privilégier le contenu qui a déjà reçu beaucoup d'engagement de la part des amis de l'utilisateur, renforçant ainsi l'exposition à des perspectives similaires.

#### 2. Algorithme de recommandation personnalisée

Les réseaux sociaux utilisent des algorithmes de recommandation personnalisé qui tiennent compte des interactions entre amis pour filtrer le contenu. Par exemple, si vous aimez, partagez ou commentez souvent les publications d'un ami, l'algorithme peut interpréter cela comme une indication que vous appréciez ce type de contenu et peut donc vous en montrer davantage. De même, si vos amis interagissent souvent avec certaines publications, celles-ci seront probablement mises en avant dans votre fil d'actualité. En somme, les algorithmes de recommandation des réseaux sociaux sont conçus pour vous montrer ce que vos amis apprécient, en supposant que vous partagerez probablement leurs préférences.

### B. Conséquences des bulles de filtres

#### 1. Polarisation de l'information et des opinions

L'une des conséquences les plus notables des bulles de filtres est la polarisation de l'information et des opinions. En filtrant le contenu en fonction des préférences de l'utilisateur, ces bulles peuvent créer un environnement qui renforce les croyances et les attitudes existantes, tout en excluant des informations contradictoires ou différentes. Cela peut conduire à une polarisation accrue, où les utilisateurs sont constamment exposés à des opinions qui renforcent leurs croyances existantes, tout en étant protégés de celles qui pourraient les remettre en question.

#### 2. Réduction de la diversité des points de vue

Les bulles de filtres peuvent également réduire la diversité des points de vue auxquels les utilisateurs sont exposés. Si l'information est continuellement filtrée pour correspondre aux préférences de l'utilisateur, il est probable qu'il ne sera exposé qu'à un sous-ensemble limité d'idées et de perspectives. Cela peut entraver l'exposition à une diversité d'opinions, qui est cruciale pour le développement d'une compréhension nuancée du monde.

### 3. Renforcement des croyances préexistantes

Enfin, le renforcement des croyances préexistantes est renforcé par le phénomène de biais de confirmation. Il s'agit de la tendance instinctive de l'esprit humain à rechercher en priorité les informations qui confirment sa manière de penser, et à négliger tout ce qui pourrait la remettre en cause. En conséquence, cela peut conduire à une stagnation de la pensée critique et à une fermeture à de nouvelles idées.

## III. Utilisation de NetLogo pour simuler les bulles de filtres

### A. Création d'un modèle de réseau social simplifié

#### 1. Tentative d'une première implémentation

Une simulation a été réalisée pour modéliser un réseau social initial, dans lequel des agents représentant des internautes ont été utilisés. Chaque agent était caractérisé par une opinion unique, une capacité d'influence et un niveau de réticence envers les opinions adverses. L'implémentation de ce réseau social n'a pas été basée sur un réseau social existant. Le comportement des agents était relativement simple : ils étaient influencés par les agents voisins, avec une intensité variable en fonction de leur capacité d'influence et de leur niveau de réticence. De plus, les agents se déplaçaient vers les agents partageant la même opinion. Cependant, cette implémentation simplifiée n'était pas suffisamment flexible pour reproduire des bulles de filtres, car la plupart du temps, les agents convergeaient vers une même opinion.

#### 2. Implémentation choisit (Facebook like)

Dans notre implémentation finale, nous avons créé un modèle de réseau social inspiré de Facebook. Nous avons utilisé certaines caractéristiques de Facebook, telles que l'importance des amis dans le fil d'actualité. Ce sont principalement les amis qui fournissent le contenu de notre page d'actualité et exercent donc une influence sur nous (contrairement à TikTok, par exemple, où la personnalisation est principalement basée sur les vidéos les plus visionnées).

Certains de nos algorithmes de recommandation sont également inspirés de ceux de Facebook. Bien que cet algorithme ne soit pas accessible au public, nous savons qu'il évalue chaque publication et les organise ensuite dans un ordre décroissant d'intérêt pour chaque utilisateur. Ce processus est effectué chaque fois qu'un des 2,9 milliards d'utilisateurs du réseau met à jour son fil d'actualité, l'objectif principal étant de maintenir les utilisateurs sur la plateforme afin qu'ils voient plus de publicités.

*Il est important de souligner que notre modélisation du réseau social est une simplification visant à simuler des aspects similaires à ce que l'on peut trouver sur Facebook, en aucun cas il ne prétend représenter la réalité telle qu'elle est.*

Voici une brève présentation de notre modèle :

- **Environnement :**
  - Représentation : Environnement de base de NetLogo (carré noir) sans modifications particulière représentant le réseau social. L'objectif ici est de garder la liberté de « déplacement » dans un réseau social.
  - Paramètres :
    - Intensité de l'influence qu'ont les amis d'un internaute sur cet internaute (*friend-influence*)
    - Nombre d'amis maximum autorisé par internautes (*max-friend*)
    - Algorithme de recommandation d'amis (*strategy*)
- **Agents :**
  - Représentation :
    - Internautes (petit bonhomme). Leurs couleurs représentent leur opinion dominante
    - Les liens d'amitiés entre les internautes sont représentés par des « droites blanches »
  - Paramètres :
    - Nombre d'internautes (*num-agents*)
    - Opinions de l'agent, il s'agit d'une liste de 4 valeurs entre 0 et 1 (*belief*). Nous avons donc 4 opinions possible avec une valeur de 0 représentant le fait que l'agent ne croit pas du tout à cette idée et 1 qu'il y croit à fond.
    - Id de l'agent (*Id*)
  - Comportements :
    - Les internautes se déplacent vers leurs amis
    - Les opinions de l'internaute sont mises à jour en fonction des opinions de ses amis

## B. Intégration des algorithmes de recommandations

Nous avons simulé plusieurs algorithmes de recommandations d'amis. En effet, le paramètre *strategy* peut prendre plusieurs valeurs :

- *Similarity* : Recommande des amis qui ont des opinions similaires à celui de l'internaute.
- *Diversity* : Recommande des amis qui ont forcément des opinions différentes de celui de l'internaute
- *Random* : Recommande des amis de façon aléatoire, peu importe leur opinion.

Evidemment, les amis recommandés ne font pas déjà parti de la liste d'amis de l'internaute. L'objectif ici est de modéliser les différents algorithmes de recommandation présent dans les réseaux sociaux. Facebook, comme la plupart de ces réseaux, possède des algorithmes de personnalisation de contenu modélisé par l'algorithme *Similarity*.

### C. Paramètres d'influence des amis

L'un des principaux choix de notre modélisation concerne la mise à jour des opinions des internautes. Il est difficile de modéliser précisément l'influence que les amis exercent sur la façon de penser d'un individu, en particulier dans les réseaux sociaux où l'on peut avoir des milliers d'amis.

Finalement, nous avons décidé d'effectuer une pondération entre les opinions actuelles de l'internaute et celles de ses amis. Le poids utilisé pour cette pondération est le paramètre *friend-influence*. Plus sa valeur est petite, moins les amis auront d'influence sur les opinions de l'internaute au fil du temps. Cette valeur peut même atteindre 0, ce qui signifie que les amis n'exercent aucune influence sur les opinions de l'internaute.

Il est important de souligner que notre modèle simplifie grandement l'effet d'influence que les amis peuvent avoir sur une personne. Nous ne prenons pas en compte les partages, les conversations ou même l'intensité de l'engagement entre amis.

### IV. Analyse de sensibilité des bulles de filtres

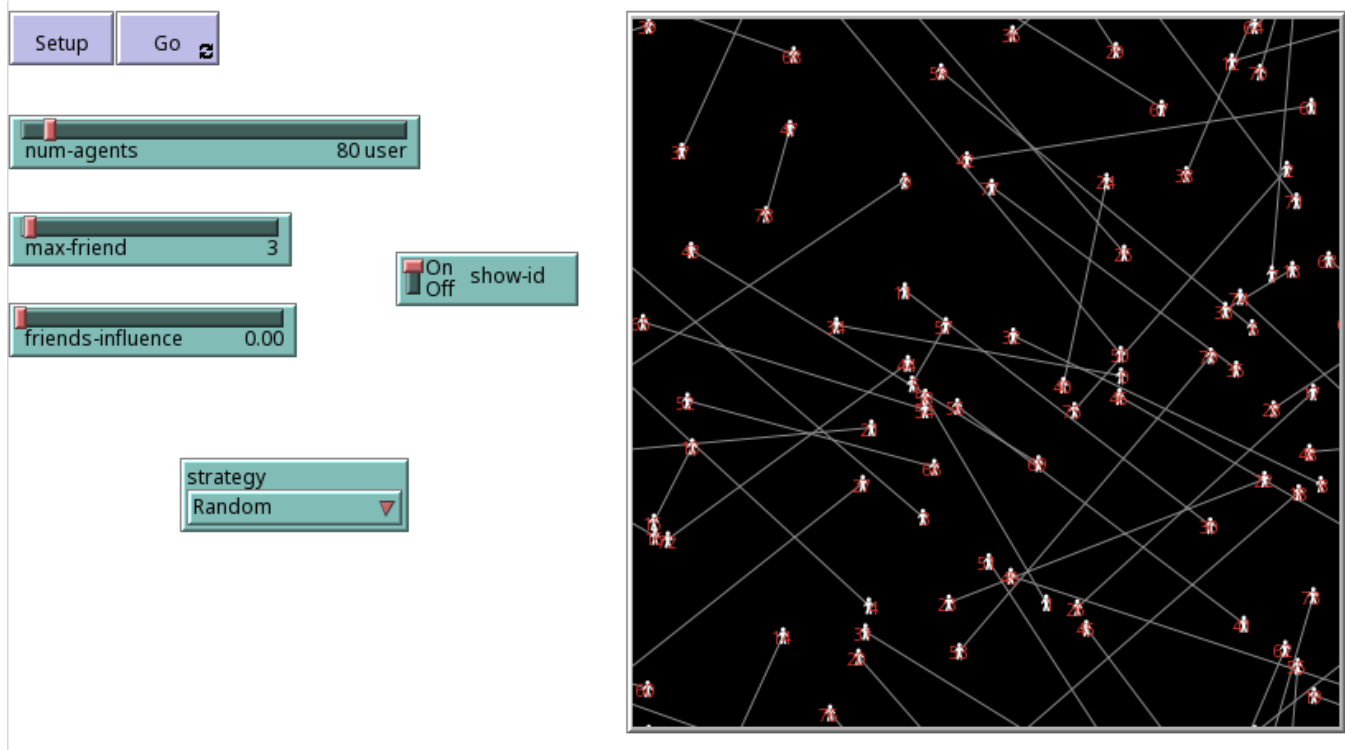


Figure 1 - Modèle à l'initialisation

Lors de cette analyse de sensibilité, nous allons étudier pour chaque paramètre un **tableau de lien d'amitié**. Pour rappel, chaque couleur représente une opinion et si un agent possède une certaine couleur cela veut dire que cette opinion est son opinion dominante, voici un exemple ci-dessous :

	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	100%	0%	0%	0%
Bleu	0%	45%	55%	0%
Vert	0%	55%	45%	0%
Jaune	0%	0%	100%	0%

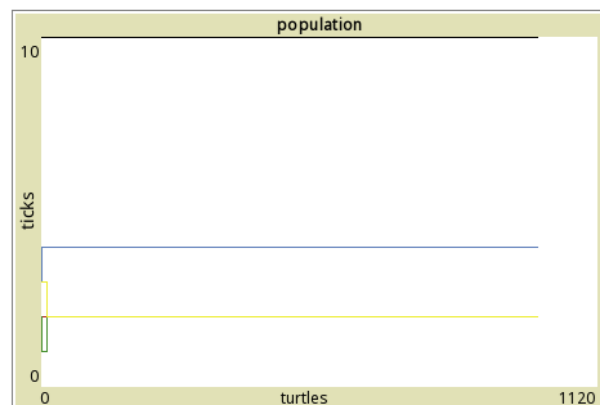
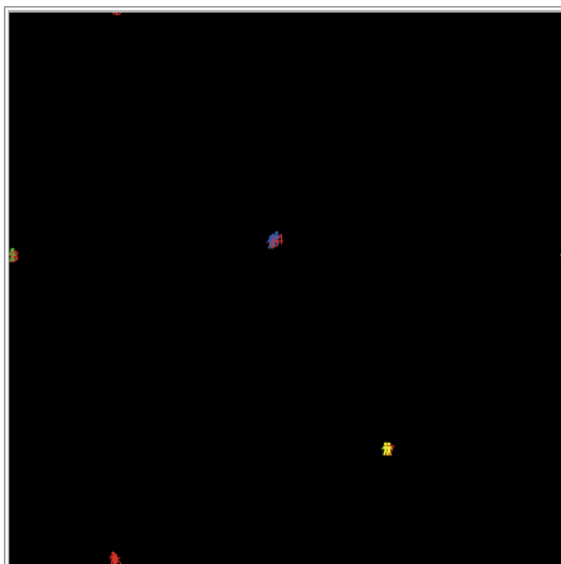
Dans ce tableau, on remarque que les rouges possèdent que des amis rouges, les bleus possèdent autant d'amis bleus que d'amis verts que d'amis jaunes mais ne possèdent pas d'amis rouge etc... On considère qu'un groupe d'individus d'une certaine opinion est coincés dans une bulle de filtre si 50% de ses amis ou plus possèdent la même opinion dominante. Ici, c'est le cas avec les gens d'opinion Jaune et les gens d'opinion Rouge.

#### A. Paramètre *num-agent*

Paramètres par défauts :

- *max-friend* = 5
- *friends-influence* = 0.8
- *strategy* = 'Similarity'

##### 1. Cas : *num-agents* = 10

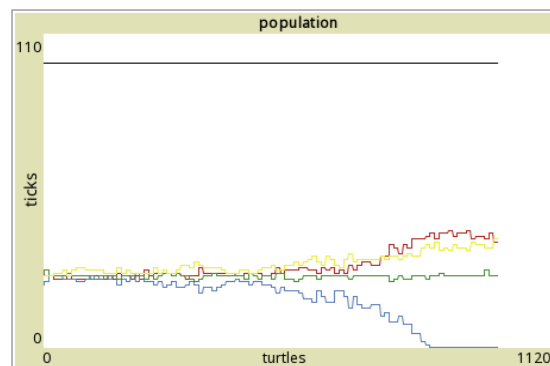
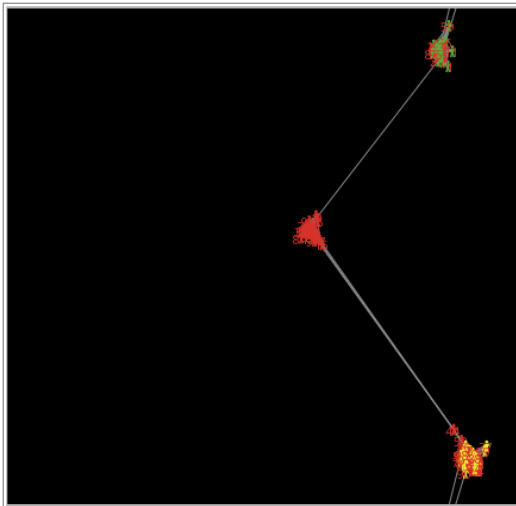




	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	100%	0%	0%	0%
Bleu	0%	100%	0%	0%
Vert	0%	0%	100%	0%
Jaune	0%	0%	0%	100%

Nous remarquons l'apparition de 4 groupes qui sont amis qu'entres eux et qui ne partagent aucun lien avec d'autre agents.

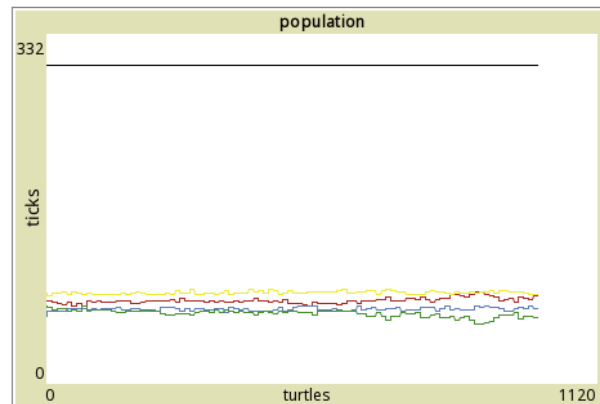
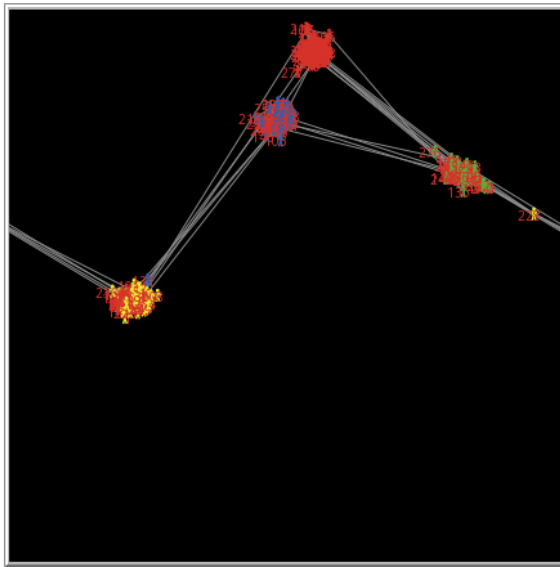
## 2. Cas : *num-agent* = 100



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	97%	0%	1%	2%
Bleu	0%	0%	0%	0%
Vert	1%	0%	99%	0%
Jaune	2%	0%	0%	98%

Nous remarquons 3 groupes bien distinct avec les utilisateurs qui ont plus de 97% de liens d'amitiés avec des gens de leur même opinion. Tout même nous pouvons noter la présence de quelques liens d'amitiés avec des gens d'opinions différentes. L'opinion bleu a disparu.

### 3. Cas $num-agent = 300$



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	90%	5%	5%	2%
Bleu	3%	92%	2%	2%
Vert	5%	2%	91%	1%
Jaune	2%	1%	2%	95%

Nous remarquons une fois plus l'apparition de 4 groupes bien distincts qui partagent leur lien d'amitiés majoritairement qu'entres eux. Cependant, nous constatons l'apparition de quelques liens avec d'autres opinions.

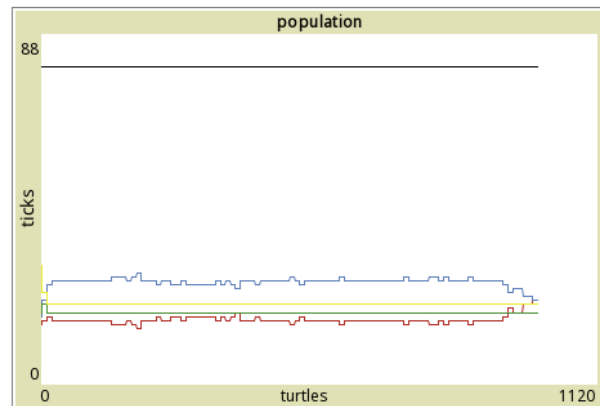
Mini-conclusion paramètre *num-agents* : Le paramètre *num-agents* permet d'accroître les chances de connections entre les agents ayant des opinions dominantes différentes. Cependant il ne permet pas d'atténuer considérablement l'apparition de bulles de filtres.

## B. Analyse du paramètre *max-friend*

Paramètres par défaut :

- *nb-agent* = 80
- *friends-influence* = 0.8
- *strategy* = 'Similarity'

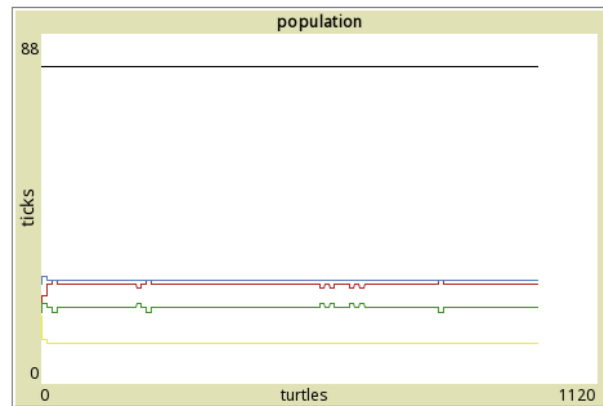
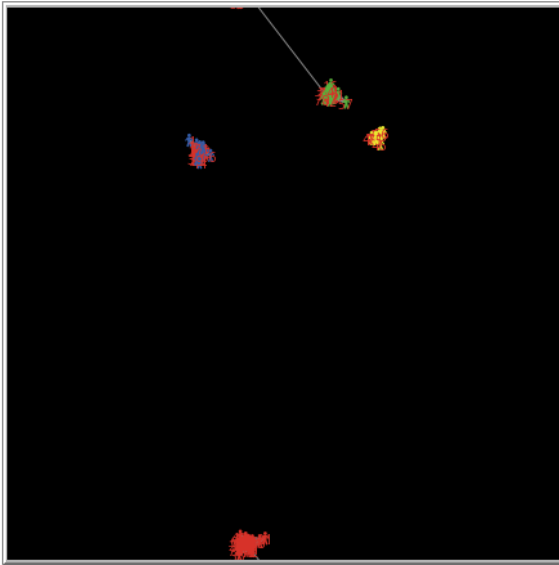
### 1. Cas : *max-friend* = 3



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	98%	2%	0%	0%
Bleu	2%	98%	0%	0%
Vert	0%	0%	100%	0%
Jaune	0%	0%	0%	100%

Apparition de 4 groupes bien distincts avec 98% ou plus de liens d'amitiés qu'envers des gens de la même opinion.

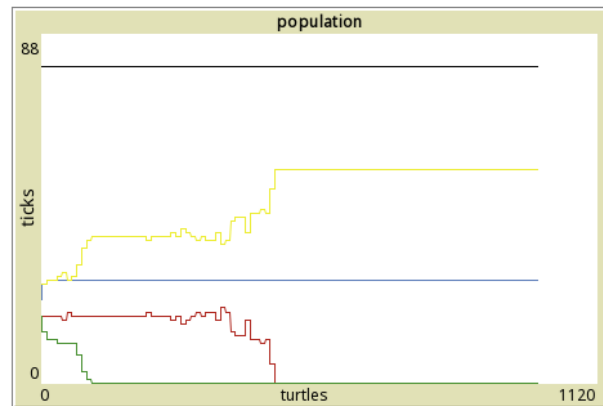
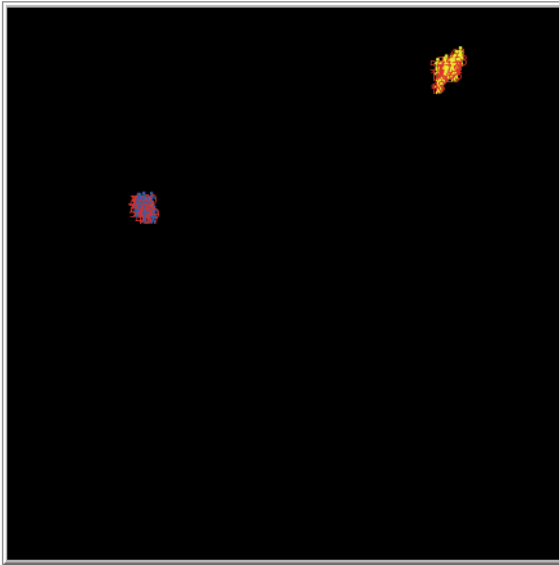
2. Cas *max-friend* = 10



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	99%	2%	0%	0%
Bleu	1%	99%	0%	0%
Vert	0%	0%	100%	0%
Jaune	0%	0%	0%	100%

Nous obtenons un résultat très similaire que pour *max-friend* = 3.

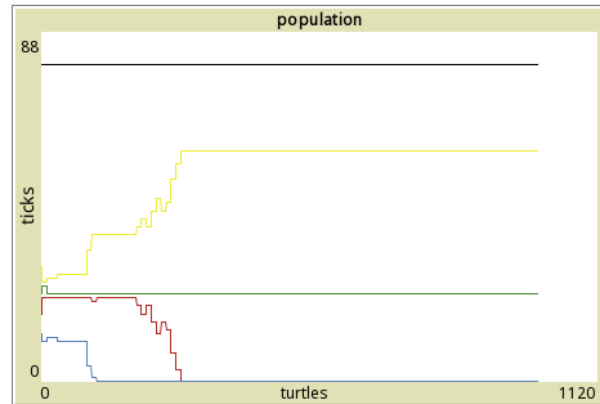
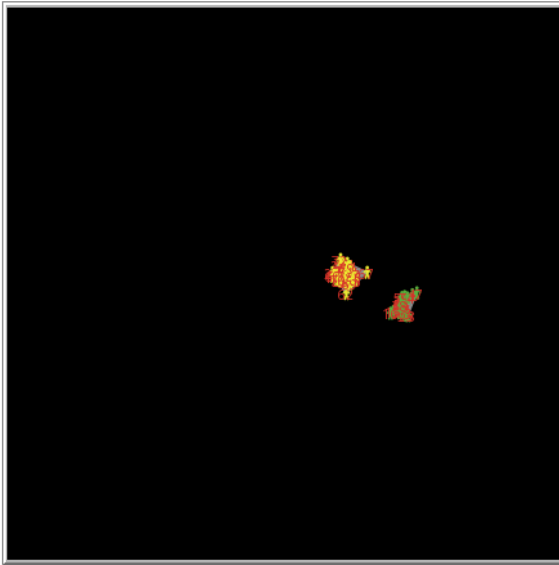
3. Cas *max-friend* = 30



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	0%	0%	0%	0%
Bleu	0%	100%	0%	0%
Vert	0%	0%	0%	0%
Jaune	0%	0%	0%	100%

Nous obtenons 2 groupes d'individus distincts qui ne partagent que des liens d'amitiés entre eux. Nous remarquons que 2 opinions ont disparus de la simulation.

4. Cas *max-friend* = 50



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	0%	0%	0%	0%
Bleu	0%	0%	0%	0%
Vert	0%	0%	100%	0%
Jaune	0%	0%	0%	100%

Nous obtenons un résultat similaire au cas *max-friend* = 30

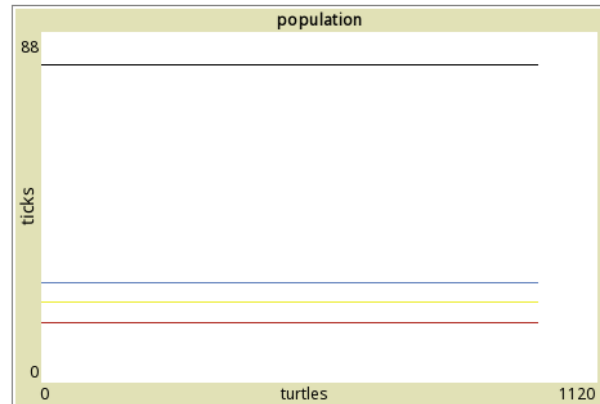
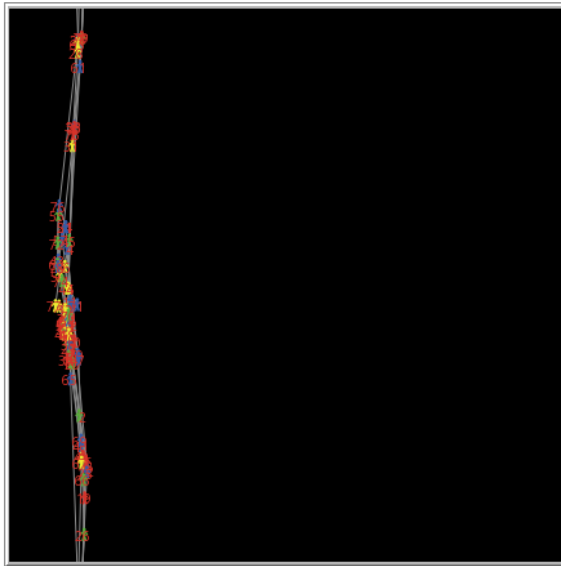
Mini-conclusion paramètre *max-friend* : Le paramètre *max-friends* n'a pas l'air d'influencer sur l'apparition de bulles de filtres. Néanmoins le fait d'avoir un nombre d'amis plus élevé agit comme une sorte d'agrandissement d'un seul groupe. De ce fait lorsque le groupe est interconnecté cela conduit à la disparition de certaines opinions qui se font englober par d'autres.

### C. Analyse du paramètre *friend-influence*

Paramètres par défaut :

- *nb-agent* = 80
- *max-friends* = 3
- *strategy* = 'Similarity'

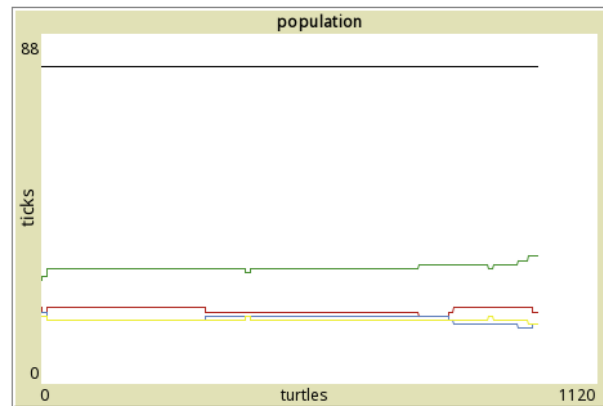
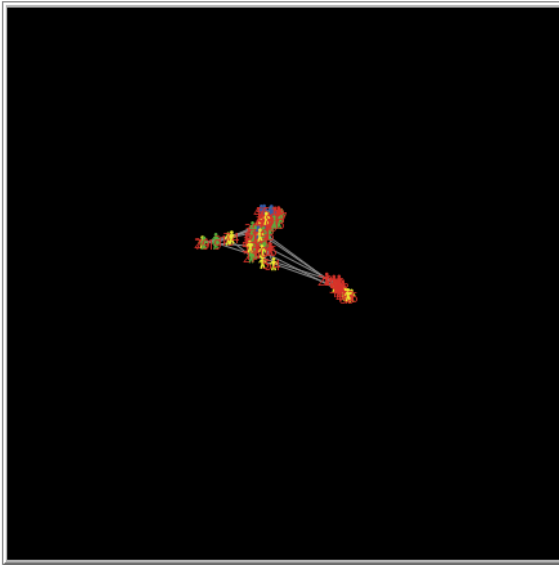
#### 1. Cas *friends-influence* = 0



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	66%	8%	8%	6%
Bleu	13%	72%	13%	11%
Vert	11%	10%	66%	11%
Jaune	8%	9%	12%	70%

Nous remarquons l'apparition de 4 bulles de filtres pour chaque opinion. Tout de même ces bulles de filtres sont moins intenses que ce que nous avons vu précédemment.

2. Cas *friends-influence* = 0.05

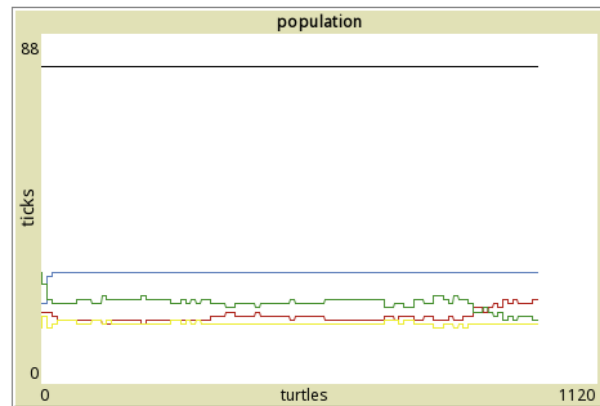
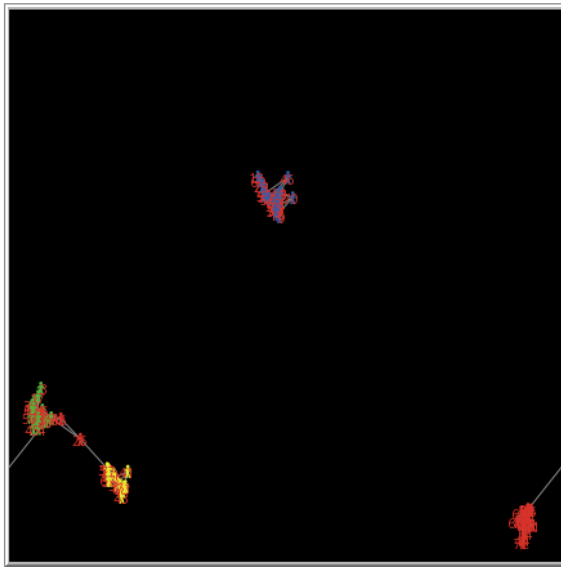


	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	80%	4%	4%	10%
Bleu	3%	80%	5%	2%
Vert	7%	11%	86%	8%
Jaune	2%	2%	4%	79%

Nous remarquons l'apparition de 4 bulles de filtres pour chaque opinion. Avec des taux de similarités dans les opinions des amis autour des 80%.



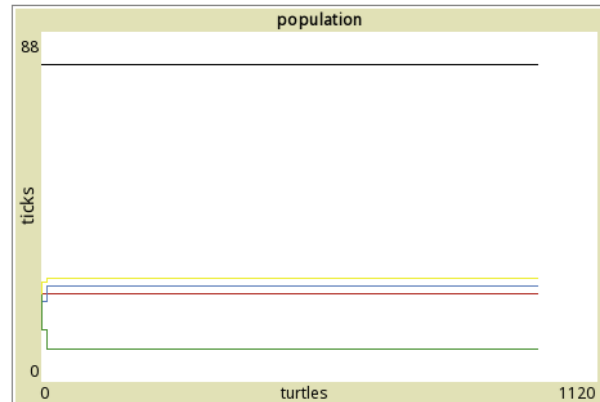
### 3. Cas *friend-influence* = 0.5



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	91%	0%	8%	2%
Bleu	0%	100%	0%	0%
Vert	7%	0%	92%	0%
Jaune	2%	0%	0%	98%

Nous remarquons l'apparition de 4 bulles de filtres pour chaque opinion. Avec des taux de similarités dans les opinions des amis allant de 91% jusqu'à même 100% ce qui montre une isolation intellectuelle totale.

#### 4. Cas *friend-influence* = 1



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	100%	0%	0%	0%
Bleu	0%	100%	0%	0%
Vert	0%	0%	100%	0%
Jaune	0%	0%	0%	100%

Nous obtenons une isolation totale des 4 groupes d'individus.

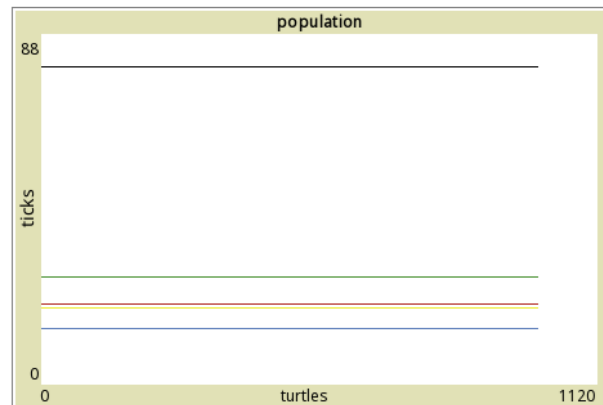
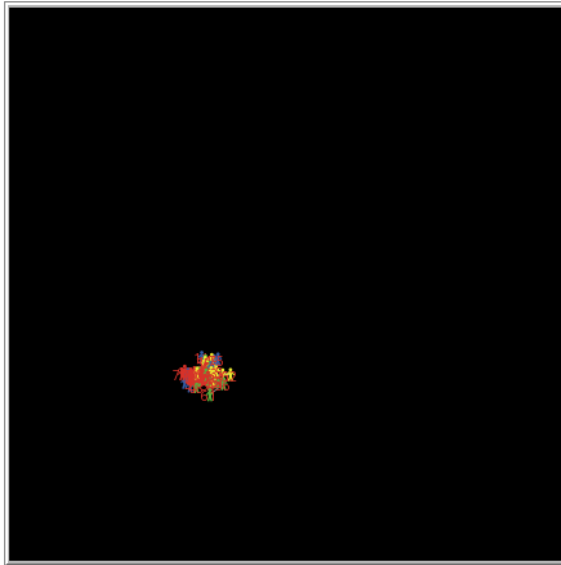
Mini-conclusion paramètre *friends-influence* : Nous remarquons clairement que plus l'influence des amis est forte plus elle a tendance à isoler les gens qui possède la même opinion. Cependant on remarque aussi que même lorsque cette influence est à 0 les internautes possèdent environ 70% de liens uniquement avec des gens qui pensent comme eux. Ce qui veut dire que le paramètre *friend-influence* amplifie l'apparition de bulles de filtre mais n'en est pas l'origine.

## D. Analyse du paramètre *strategy*

Paramètres par défaut :

- *nb-agent* = 80
- *max-friend* = 3
- *friend-influence* = 0

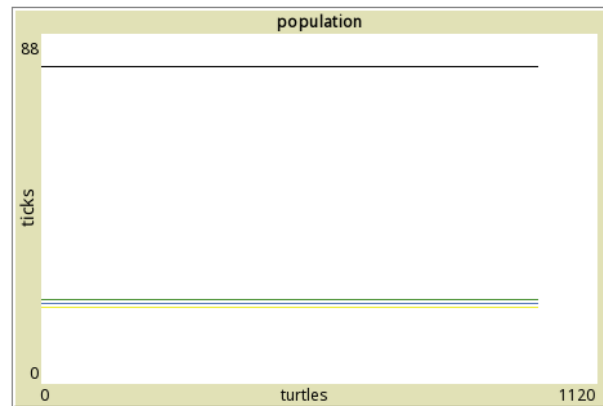
### 1. Cas *strategy* = 'Similarity'



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	77%	9%	7%	7%
Bleu	6%	76%	5%	3%
Vert	10%	9%	79%	1%
Jaune	6%	5%	8%	77%

Nous remarquons l'apparition de 4 bulles de filtres avec des taux de similarité dans l'opinion des amis d'environ 80% pour chaque groupe.

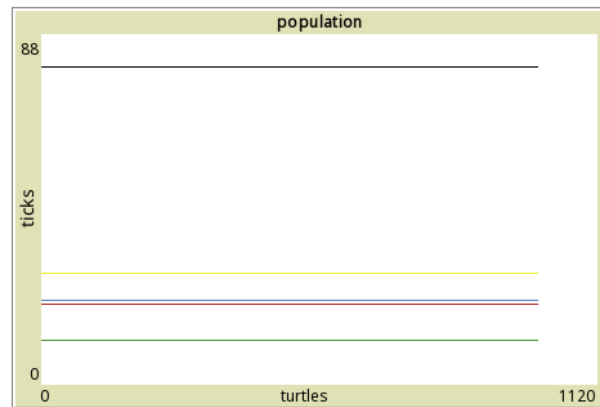
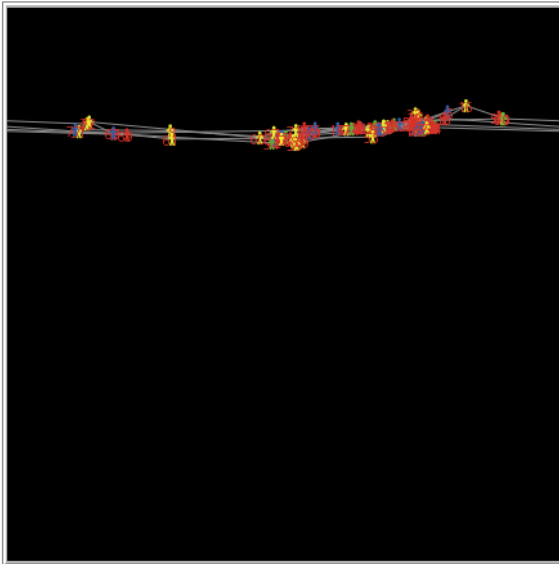
## 2. Cas strategy = 'Diversity'



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	4%	28%	33%	28%
Bleu	30%	13%	28%	29%
Vert	37%	30%	3%	38%
Jaune	28%	28%	34%	3%

Les résultats obtenus sont l'apparition d'aucune bulles de filtres. Avec des taux de pourcentages d'opinions dans les amitiés assez variés.

### 3. Cas strategy = 'Random'



	Rouge	Bleu	Vert	Jaune
Rouge	23%	22%	27%	27%
Bleu	23%	22%	27%	30%
Vert	15%	14%	6%	15%
Jaune	38%	41%	39%	26%

Nous remarquons un bon équilibre entre les pourcentages d'amitiés avec les internautes d'opinions différentes.

Mini-conclusion paramètre *strategy* : nous remarquons que l'apparition de bulle de filtre dépend de cette *strategy*. Lorsque l'on recommande des internautes similaires, les internautes s'isolent avec une grande majorité d'amis qui ont les mêmes pensées. Lorsque l'on recommande des amis différents, les liens d'amitiés et les pensées sont beaucoup plus équilibrés avec même un déficit dans le pourcentage d'amis qui ont les mêmes pensées que l'internaute. Finalement le meilleur équilibre est trouvé lorsqu'on recommande de manière aléatoire.

## V. Conclusion

### A. Facteurs contribuant à l'apparition des bulles de filtres

Au vu de notre analyse, l'apparition de bulles de filtres dans un réseau social ne dépend que d'un seul et unique paramètre, il s'agit de l'algorithme de recommandation. Dans notre simulation, il s'agit d'une recommandation d'amis étant donné que nous avons pris le parti pris que le fil d'actualité dépendait uniquement des amis qu'un utilisateur possède.

Nous avons pu remarquer que lorsque nous recommandions à nos utilisateurs des amis partageant des opinions similaires, ceux-ci s'influençaient entre eux et s'isolaient dans leur manière de penser. Cela agit comme un cercle vicieux dans lequel plus l'utilisateur pense d'une certaine manière plus celui-ci reçoit des recommandations allant en faveur de cette opinion.

Les résultats obtenus sont cohérents avec la majorité des publications et articles abordant ce sujet. Dans chacun d'entre eux, il est mentionné que l'émergence de ces bulles de filtres est en partie attribuable aux réseaux sociaux et à l'implémentation de leur algorithme de personnalisation, qui créent des filtres de plus en plus profonds et qui isolent souvent les utilisateurs sur le plan intellectuel.

### B. Phénomènes amplifiant les bulles de filtres

Même s'il semble que seuls les algorithmes de recommandations créent ces bulles de filtres, d'autres phénomènes permettent de les amplifier. En effet, nous avons constaté que le taux d'influencabilité de l'utilisateur par rapport à ses amis joue fortement sur l'intensité du filtrage qu'il subit et donc sur l'intensité de son isolement intellectuel.

Un internaute trop influençable finira par connaître un isolement total vis-à-vis des opinions qu'il ne partage pas.

### C. Phénomènes atténuant les bulles de filtres

S'il existe des phénomènes qui amplifient les bulles de filtres, ils en existent qui les atténuent.

Effectivement, nous avons pu remarquer qu'un nombre important d'utilisateurs d'un réseau social peut permettre d'atténuer la profondeur des bulles de filtres. Avec un nombre élevé d'utilisateurs variés, un internaute a davantage de chances d'être exposé à des opinions diverses, réduisant ainsi son isolement intellectuel.

Ce phénomène peut être observé dans le monde réel, notamment à travers des forums restreints tels que 4chan. Ce forum, qui a fermé ses portes en 2004, était connu pour abriter des groupes extrêmement polarisés. L'une des raisons de l'apparition de tels groupes extrêmes était notamment le faible nombre d'utilisateurs présents sur la plateforme.

### D. Limite du modèle

Notre modèle présente plusieurs limites significatives. La manière dont l'influence des amis est implémentée peut parfois entraîner des problèmes. Par exemple, une influence trop élevée combinée à un système de recommandation trop diversifié peut conduire à une convergence vers une seule opinion. Il aurait été intéressant de réfléchir à des mécanismes plus complexes pour quantifier l'influence des amis sur un utilisateur.

De plus, les algorithmes de recommandation d'amis sont extrêmement simplifiés. Nous nous contentons simplement de recommander en fonction de l'opinion majoritaire. Dans un réseau social réel, des mécanismes cachés plus complexes doivent être pris en compte, tels que l'intérêt pour une même page, le temps passé à certains endroits ou le nombre de clics effectués. Il est également important de noter que, grâce aux cookies, les réseaux sociaux ont accès aux informations personnelles des utilisateurs sur d'autres sites, et les utilisent pour des recommandations personnalisées.

#### E. Proposition d'amélioration du modèle

Un autre mécanisme que nous aurions souhaité simuler pour aborder cette problématique est le comportement des utilisateurs. Dans notre modèle actuel, les utilisateurs sont passifs et subissent ce qui se passe dans les réseaux sociaux. Cependant, nous aurions également aimé simuler des comportements où un utilisateur recherche activement des amis ayant des opinions différentes des siennes. Cela nous aurait permis d'observer si un comportement individuel de ce type avait pu briser les bulles de filtres ou simplement permettre à l'utilisateur de sortir de sa propre bulle de filtre.