



Modélisation de la résilience : nécessité d'une approche computationnelle

Odilon Yapo MACHIEPO

Institut de Gestion Agro-pastorale UPGC de Korhogo (Côte d'Ivoire)

Laboratoire de Mathématiques et TIC INP-HB Yamoussoukro (Côte d'Ivoire)



ABSTRACT

Resilience is a systemic concept, unobservable and multidimensional. It is a characteristic of complex systems sociological phenomenon. Modeling resilience therefore requires an approach to modeling complex systems. In this article, I propose three approaches can be used to model the behavior of resilience and simulate the behavior of the social system in which this phenomenon is studied. These approaches can be used to a cybernetic goal to identify the policy objectives to be taken to succeed in creating a state of resilience and study its perturbations.

Keywords : Resilience, Modeling, Simulation, PLS Path Modeling, Bayesian Network, Multi-Agents Systems, R language, NetLogo language, GeNIes software.

RESUME

La résilience est un concept systémique, inobservable et multidimensionnel. Il s'agit d'un phénomène sociologique propre aux systèmes complexes. La modélisation de la résilience nécessite donc une approche de modélisation des systèmes complexes. Dans cet article, trois approches pouvant servir à modéliser le comportement de résilience et à simuler le comportement du système social dans lequel ce phénomène est étudié sont proposées. Ces approches pourront servir à un but cybernétique visant à identifier les objectifs des politiques à mener pour parvenir à créer un état de résilience et étudier ses perturbations.

Mots clés : Résilience, Modélisation, Simulation, Graphe de Résilience, Approche PLS, Réseaux Bayésiens, Systèmes Multi-Agents, langage R, logiciel GeNIes, langage NetLogo.

INTRODUCTION

L'une des définitions courantes de la résilience est « l'aptitude de groupes ou de communautés à faire face à des contraintes ou à des perturbations extérieures dues à un changement social, politique ou environnemental » (Adger 2000). La résilience traduit donc la capacité d'un individu à faire face à une situation difficile ou stressante. Dans le domaine de la psychologie, le concept de résilience est défini par Boris Cyrulnik comme « l'art de naviguer entre les torrents ». Pour lui, il s'agit d'une faculté qui n'est pas innée, mais qui résulte plutôt d'une vie en société. Elle crée de nombreux comportements notamment le fait de chercher à éviter des relations, les comportements ambivalents ou désorganisés, la défense-protection, l'équilibre face aux tensions, l'engagement-défi, la relance, l'évaluation, la signification, la positivité de soi, la création, etc.

De nombreuses autres définitions existent et dépendent plus ou moins du domaine considéré. Un certain nombre d'auteurs de toutes les disciplines utilisent fréquemment la notion de résilience. Par exemple, Eric Penot et al l'utilisent dans le domaine agricole en faisant référence à la capacité d'un système de production agricole à résister aux contraintes de l'environnement. Cependant, quelque soit la définition utilisée et le domaine dans lequel il est analysé, le concept de résilience connaît un certain consensus sur ses principales propriétés. En effet, la majorité des chercheurs s'accordent sur le fait que la résilience prend forme dans un système complexe. Elle est adaptative et multidimensionnelle.

Dans un tel contexte, la recherche d'une modélisation de la résilience nécessite une approche qui impose le respect des caractéristiques propres à la résilience, en particulier le fait qu'il s'agisse d'un concept latent et multidimensionnel. Par conséquent, l'objectif de cet article est de proposer trois approches computationnelles appropriées. L'ensemble de l'article s'articulera en trois points. D'abord, dans une première partie intitulée « Méthodologie », le cadre conceptuel sera présenté sous la forme d'un graphe de résilience. Puis, dans la deuxième la partie « Résultats », les différentes méthodes computationnelles utilisables sur le cadre conceptuel seront présentées. Enfin dans une dernière partie « Recommandations », des conseils d'implémentation, d'autres axes d'orientations possibles et des recommandations diverses seront donnés.

METHODOLOGIE

Pour modéliser la résilience, le respect des trois propriétés suivantes, caractéristiques essentielles de la résilience, sera privilégié :

- 1) La résilience concerne un système complexe
- 2) La résilience est multidimensionnelle
- 3) La résilience est un concept inobservable (latent)

Graphe de résilience d'un système complexe

La modélisation de la résilience passe par la compréhension de son mécanisme d'action dans le système envisagé, indépendamment de la nature de ce système et de la forme de résilience. Pour que cette modélisation soit efficace, il semble logique de rechercher les éléments invariants qui caractérisent la résilience dans un système donné. A l'analyse, trois (3) éléments semblent invariants et fondamentaux :

- Les individus
- L'environnement
- Les chocs

Les individus : Il s'agit des récepteurs des chocs, ce sont eux qui sont susceptibles de manifester la résilience. Ici, la notion d'individu est prise au sens statistique du terme. Il peut s'agir d'humains, d'animaux, de plantes, de méthodes, d'objets, etc. Chaque individu est caractérisé par ses atouts

(ressources, prédispositions naturelles, etc.) mais aussi par des stratégies (décisions ou actions face aux chocs).

L'environnement : Il désigne ici les contraintes qui s'imposent aux individus. L'environnement désigne à la fois une macrostructure d'orientation et le cadre physique d'évolution des individus. Il peut s'agir de l'Etat via ses politiques, l'entreprise à travers ses orientations, les conditions climatiques, etc. L'environnement est caractérisé par les politiques (orientations entreprises ou en cours) et les actions (décisions ou activités possibles à entreprendre en réponse aux chocs)

Les chocs : Ce sont les perturbations que reçoivent les individus. Ils sont caractérisés par leurs intensités et leurs effets sur ceux-ci.

Il est important de souligner que l'élément central de la résilience reste l'individu en tant que microcosme. Ainsi, une analyse objective exige que l'impact des chocs et leurs conséquences soient définis et évalués individuellement et non collectivement. Le comportement collectif est une propriété émergente résultant des comportements individuels, une sorte d'intelligence collective. Il ne doit être considéré qu'à travers les interactions qu'entretiennent les individus.

La figure suivante présente le graphe résilience permettant une modélisation appropriée de la résilience dans un système complexe.

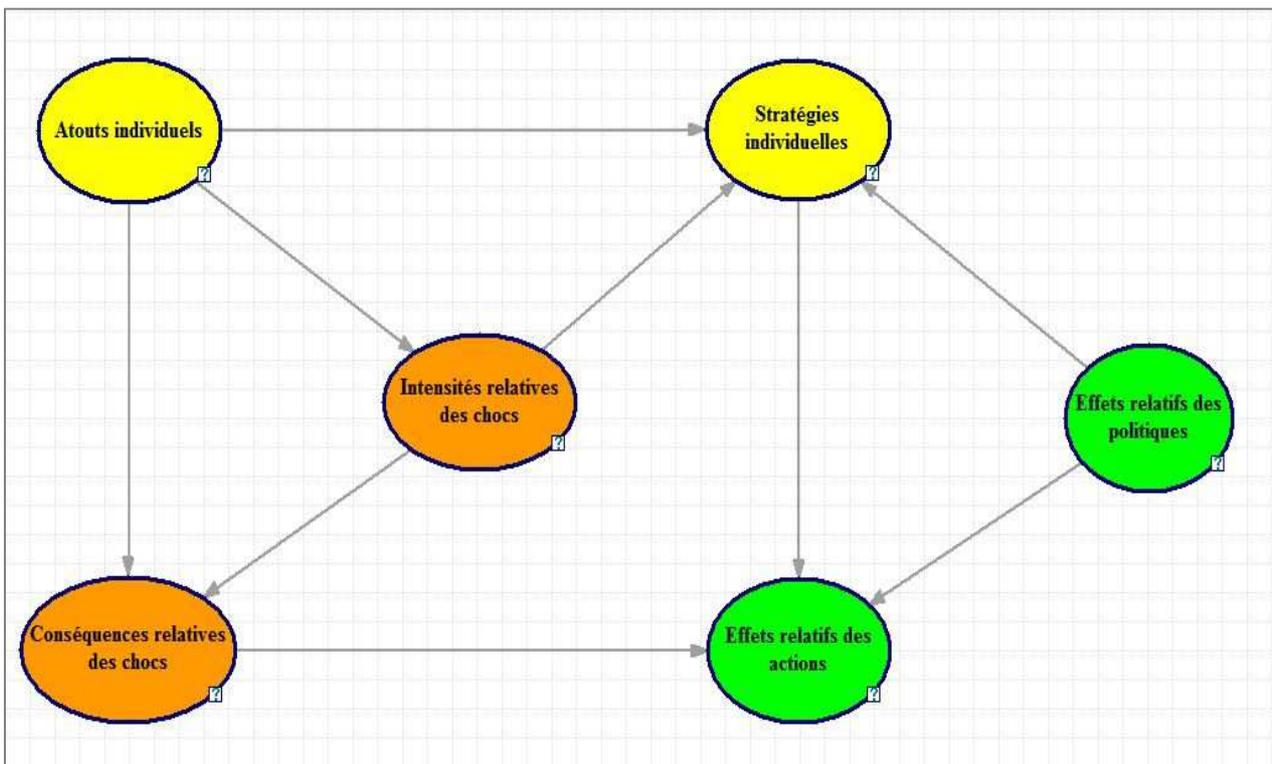


Figure 1 : Graphe de résilience dans un système complexe.

Ce graphe mérite une attention particulière. En effet, les concepts formant les nœuds du graphe sont des concepts inobservables, des variables latentes. Ils ne peuvent s'observer qu'à travers les indicateurs dont ils sont la cause ou la conséquence. Ces indicateurs, appelés des variables manifestes, doivent être définies au niveau de chaque individu. Il faut remarquer que les concepts (variables latentes) tels que proposés se veulent universels. Ainsi, seuls les variables manifestes qui leur sont associées dépendent du domaine et des spécificités de l'étude (individus, environnement et chocs).

Il est illusoire et contre indiqué de vouloir standardiser à tout prix les variables manifestes permettant d'estimer chaque variable latente du graphe de résilience. Toutefois, dans des domaines

biens précis comme l'économie monétaire en zone UEMOA par exemple, où la politique monétaire varie structurellement très peu, les variables manifestes permettant d'estimer certaines variables latentes peuvent faire l'objet de consensus. Dans notre exemple, il est possible de fixer les indicateurs à prendre en compte pour l'estimation de l'effet des politiques, voir même de l'effet des actions pour certains chocs comme l'inflation. Hormis ces cas particulier, l'adaptation des variables manifestes aux spécificités de l'étude entreprise est vivement conseillée, celles-ci pouvant varier d'une étude à une autre et portant sur le même sujet dans le temps. Cette spécification adaptative des variables manifestes traduit le caractère dynamique de la résilience et des comportements d'adaptation qui s'y rapportent.

Bases de modélisation de la résilience

Le graphe de résilience est constitué d'un ensemble de variables latentes dont chacune peut être décrite par un nombre quelconque de variables manifestes (observables ou mesurables). Ce formalisme est connu en statistique multidimensionnelle sous l'appellation de modèles d'équations structurelles à variables latentes (MESVL). Dans la littérature statistique, trois approches peuvent permettre d'analyser de telles relations :

- L'analyse factorielle multiple (AFM)
- La méthode LISREL
- L'approche PLS (Wold, 1982)

L'Analyse Factorielle Multiple est une méthode factorielle dédiée à l'analyse des tableaux structurés en des groupes de variables. Elle permet aussi, dans son principe de calcul, d'estimer des variables latentes selon plusieurs dimensions. Cette technique fournit donc plusieurs estimations pour chaque variable latente, ce qui est un défaut considérable.

La méthode LISREL est une méthode de modélisation des équations structurelles à variables latentes. Elle est basée sur la covariance. Toutefois, son principe de calcul est basé sur des approximations mathématiques. De ce fait, la méthode LISREL ne peut pas être considérée comme une approche computationnelle.

L'approche PLS¹ utilise un processus algorithmique pour estimer le modèle défini. Il utilise deux sous-modèles (le modèle externe et que le modèle interne) simultanément pendant l'estimation. Cette estimation passe par le calcul de scores pour les variables latentes. Ici, chaque variable latente a une estimation unique qui correspond au score calculé sur celle-ci.

Dans le cas de la modélisation de la résilience, l'Approche PLS est la plus adaptée d'un point de vu computationnel du fait de son processus algorithmique. A ce modèle l'on peut ajouter deux autres approches computationnelles à savoir les Réseaux Bayésiens et la technique des Systèmes Multi-agents. L'originalité de ce travail réside dans l'application de ces différents modèles computationnelles à l'étude de la résilience en se basant essentiellement sur le graphe de résilience.

¹ Il ne faudrait pas confondre l'approche PLS (PLS Path Modeling) qui est un MESVL et la régression PLS qui est une alternative algorithmique de la régression.

RESULTATS

L'approche PLS de modélisation de la résilience

L'approche PLS utilise un processus algorithmique pour estimer le modèle. Cette estimation du modèle passe par l'estimation des scores des variables latentes.

Spécification du modèle

Le graphe de résilience est constitué d'un ensemble de variables latentes dont chacune peut être décrite par un nombre varié de variables manifestes (observables ou mesurables).

Notons :

- ✓ A , les atouts et caractéristiques intrinsèques à un individu
- ✓ S , les stratégies personnelles de l'individu face à un choc
- ✓ C , les conséquences du choc sur l'individu
- ✓ I , l'intensité relative du choc sur l'individu
- ✓ P , les effets relatifs, sur l'individu, des différentes politiques avant le choc
- ✓ E , les effets relatifs, sur l'individu, des actions entreprises face au choc

Chacun de ces paramètres est une variable latente de résilience. Pour se faire, notons :

- ✓ $\Omega = \{A, S, C, I, P, E\}$, l'ensemble des variables latentes de résilience
- ✓ $X \in \Omega$ et $Y \in \Omega$, deux variables latentes quelconques de résilience
- ✓ N_X , le nombre de variables manifestes de la variable latente de résilience X
- ✓ X_j , la $j^{\text{ème}}$ variable manifeste de la variable latente X , $j \in [1, N_X]$

Spécification du modèle PLSPM

Le modèle de régression linéaire simple de la variable manifeste X_j sur sa variable latente associée peut s'écrire : $X_j = \pi_j^X X + \varepsilon_j^X$ où π_j^X est le coefficient de la régression et ε_j^X représente les termes d'erreurs. Si l'on considère l'ensemble des variables latentes de résilience, il y a six (6) relations de ce type liant chaque variable latente à ses variables manifestes. L'ensemble de ces relations constitue le modèle externe.

En plus du modèle externe, il existe des relations entre les différentes variables latentes. La relation entre une variable latente Y et l'ensemble des autres variables latentes X qui permettent de l'expliquer peut s'écrire, moyennant une hypothèse de linéarité entre ces variables latentes,

$$Y = \sum_{X \in \Omega} \beta_Y^X X + \mu_Y \text{ où } \beta_Y^X \text{ est le coefficient de la régression multiple et } \mu_Y \text{ représente les termes}$$

d'erreurs associés. Si l'on considère l'ensemble des variables latentes de résilience, il y a quatre (4) relations de ce type liant les variable latente endogènes aux variables latentes exogènes qui leurs sont associés. En effets, dans le graphe de résilience tel que définit, seules les atouts et caractéristiques intrinsèques à un individu (A) ainsi que les effets relatifs, sur l'individu, des différentes politiques menées avant que le choc ne survienne (P) sont purement exogènes. Les quatre autres variables latentes de résilience sont endogènes. L'ensemble de ces quatre (4) relations constitue le modèle interne ou modèle structurel. Le modèle structurel permet d'étudier la relation entre les différents concepts clés entrant dans la formation des comportements de résilience.

Algorithme d'estimation du PLSPM

Le modèle PLSPM comporte un jeu de relations complexes. Il s'agit d'une part des relations liant les variables manifestes aux variables latentes qu'elles permettent d'appréhender, et d'autre part des relations qu'entretiennent les différentes variables latentes. Le principe de l'algorithme PLSPM (Wolf 1982) est le suivant :

1) Fixer les poids initiaux du modèle externe :

$$\omega_0^X = (\omega_1^X, \dots, \omega_{N_X}^X)_{t=0}, \forall X \in \Omega$$

2) Estimer les variables latentes en se basant sur le modèle externe, chaque variable latente étant estimée en utilisant les variables manifestes de son bloc :

$$\tilde{X} = \sum_{j=1}^{N_X} \omega_j^X X_j .$$

3) Estimer les variables latentes en se basant sur le modèle interne, chaque variable latente étant estimée en utilisant uniquement les autres variables latentes qui lui sont liées :

$$\hat{Y} = \sum_{X \rightarrow Y} e_X^Y \tilde{X}$$

4) Répéter les étapes 2) et 3) jusqu'à convergence

En théorie, la convergence de l'algorithme est prouvée dans le cas de deux variables latentes, mais au-delà, cette convergence n'est pas prouvée mathématiquement. Toutefois, Cette convergence est constatée dans les applications réelles.

Implémentation du PLSPM avec R

Pour illustrer la mise en œuvre concrète de la modélisation de la résilience par l'Approche PLS, des données fictives ont été générées et adaptées au contexte de la résilience à travers le graphe de résilience. Le code R d'implémentation est le suivant :

```
# chargement du package plsmpm
library("plsmpm")

# creation de la base de donnees
data(satisfaction)
base <- satisfaction[,1:27]
names(base) <- c(paste("atout",1:5,sep=""),
  paste("polit",1:5,sep=""),
  paste("strat",1:5,sep=""),
  paste("intens",1:4,sep=""),
  paste("conseq",1:4,sep=""),
  paste("act",1:4,sep=""))

# definition de la matrice du modele interne (structurel)
ATOUT <- c(0,0,0,0,0,0)
POLITIQUE <- c(0,0,0,0,0,0)
STRATEGIE <- c(1,0,0,0,0,0)
INTENSITE <- c(1,0,0,0,0,0)
CONSEQUENCE <- c(1,0,1,0,0,0)
ACTION <- c(0,1,0,1,1,0)
model.inner <- rbind(ATOUT, POLITIQUE, STRATEGIE, INTENSITE, CONSEQUENCE,
ACTION)

# definition du modele externe (les VM correspondants aux VL)
model.outer <- list(1:5, 6:10, 11:15, 16:19, 20:23, 24:27)

# definition du mode reflexif
modes <- rep("A", 6)

# estimation du modele (PLSPM)
modele <- plsmpm(base, model.inner, model.outer, modes,
scheme="centroid",scaled=FALSE)

# graphique du modèle externe
plot(modele, what="weights")

# graphique du modèle interne (structurel)
plot(modele, what="inner")

# récupération des lodings (estimations des variables latentes)
base.load <- as.data.frame(modele$scores)
```

L'implémentation a été effectuée en prenant un schéma centroid et en considérant toutes les variables latentes comme réflexives (mode A). Les résultats de cette implémentation sont fournis dans les paragraphes suivants.

Résultats d'estimation du modèle PLSPM

Avec les données fictives, un exemple de modélisation PLSPM programmé avec le langage R (package plsmp) a permis de créer d'une part le modèle externe, et d'autre part le modèle structurel. Le modèle externe est donné par le graphique suivant.

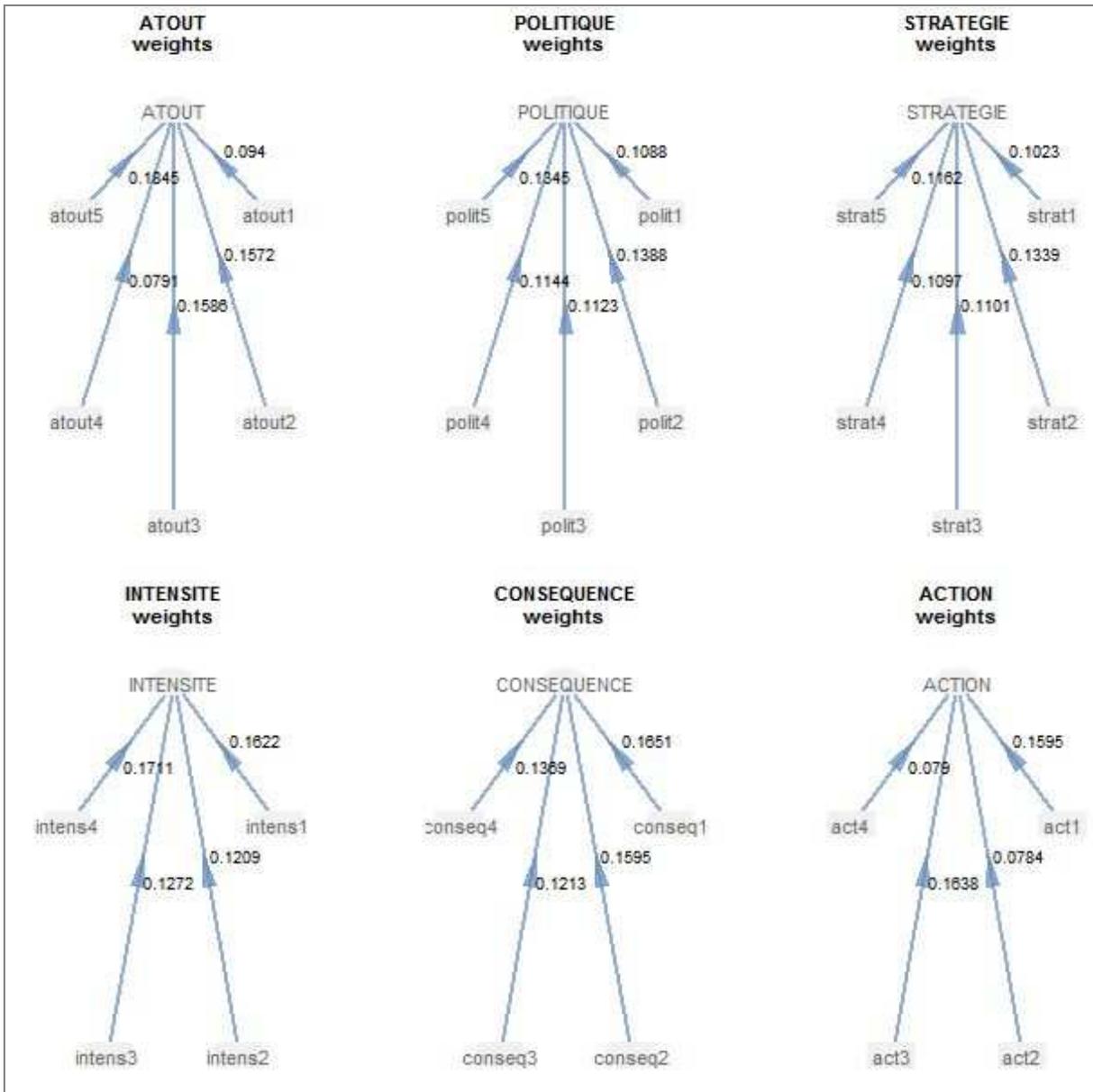


Figure 2 : Modèle externe estimé par approche PLS

La relation liant une variable latente à ses variables manifestes est une relation linéaire. Les valeurs sur les flèches sont les coefficients estimés de cette relation linéaire obtenue par l'algorithme itératif d'estimation du PLSPM.

Le modèle structurel estimé à partir des mêmes données fictives est donné par le graphique suivant :

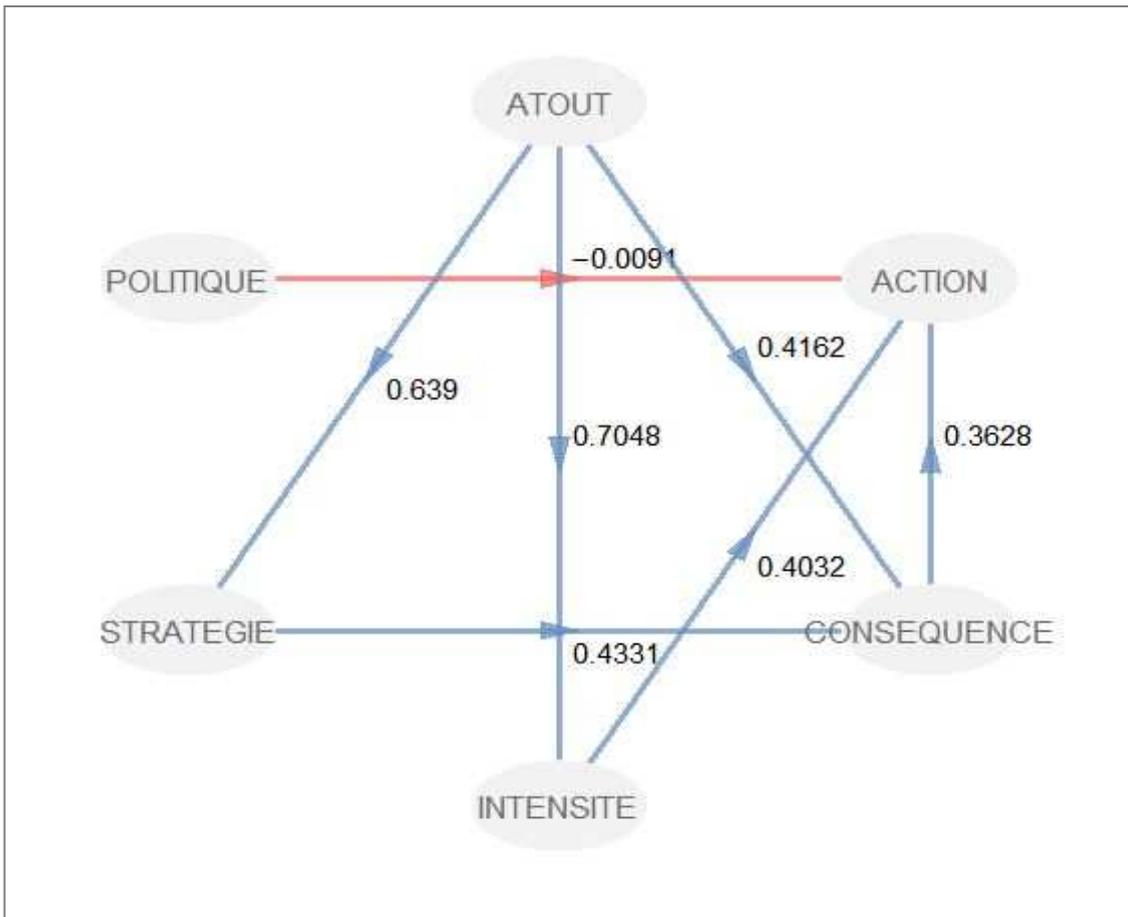


Figure 3 : Modèle interne (structurel) estimé par approche PLS

Tout comme le modèle interne, les relations liant les différentes variables latentes entre elles sont de type linéaire (régressions linéaire multiples). Les valeurs sur les flèches sont les coefficients estimés de ces relations obtenues par l'algorithme itératif d'estimation du PLSPM. Il est à noter que la flèche rouge met en exergue une relation spécifiée par la connaissance experte du domaine, mais non significative au vu des données disponibles. Ainsi, dans notre cas fictif, les politiques déjà mis en œuvre avant que le choc ne survienne n'ont pas d'impact (positif ou négatif) sur les actions entreprises pour lutter contre le choc.

Modélisation de la résilience par Réseaux Bayésiens

L'idée que l'on se fait de la résilience dépend en grande partie de nos connaissances sur les paramètres censés l'entraîner et comment ces paramètres interagissent. Il s'agit de connaissances qualitatives sur la base desquelles des raisonnements peuvent être effectués naturellement. Par exemple, si l'on admet que le processus de réconciliation nationale en Côte d'Ivoire doit passer par un ensemble d'actions sociales bien spécifiées, il est légitime de se demander à quelle situation aboutirait-on si tel ou tel aspect est négligé, ou quelle sera la situation si un ensemble de conditions sont remplis. Il est même possible de rechercher, parmi les nombreuses actions possibles à mener, les actions à privilégier pour avoir un résultat optimal. On pourra imaginer autant de questions qu'on veut dont la connaissance pourraient permettre une maîtrise de la résilience et fournir une meilleure compréhension de celle-ci.

Dans ce contexte, la technologie des Réseaux Bayésiens constitue l'outil privilégié pour la modélisation de la résilience car elle permet de modéliser la connaissance experte que l'on a du problème et de s'en servir pour répondre à de nombreuses questions par un processus de simulation informatique correspondant à ce qu'il est convenu d'appeler un raisonnement automatique en Intelligence Artificielle.

Encore appelés Systèmes experts probabilistes, les Réseaux Bayésiens sont des outils de représentation des connaissances sur un système et de raisonnement automatique sur ces connaissances. Ils ont été introduits par Judea Pearl dans les années 1980 et se sont révélés de puissants outils très pratiques pour la représentation de connaissances incertaines et le raisonnement à partir d'informations incomplètes. Les Réseaux Bayésiens sont donc des outils de simulation qui permettent d'observer le comportement d'un système complexe dans des contextes et des conditions qui ne sont pas nécessairement accessibles à l'expérimentation (Phillipe Leray).

Techniquement, les réseaux Bayésiens sont des modèles graphiques combinant la théorie des graphes et la théorie des probabilités. L'apport de ce papier consiste à proposer une méthode permettant de modéliser la résilience par la technologie des Réseaux Bayésiens en se basant sur le graphe de résilience.

Spécification du modèle

Un Réseau Bayésien est un graphe orienté dans lequel les nœuds représentent les variables et les arcs symbolisent les relations de dépendance entre ces différentes variables. Chaque nœud est doté d'une table de probabilités conditionnelles qui est une modélisation des croyances en la survenue de tel ou tel cas lorsque nous sommes dans tel ou telle condition. Dans le cas de la résilience, un tel graphe est fourni directement par le graphe de résilience.

Contrairement aux Réseaux Bayésiens classiques dans lesquels les nœuds sont des variables observées, les nœuds du graphe de résilience sont des variables inobservables (latentes). En plus, les Réseaux Bayésiens sont mieux adaptés au raisonnement automatique lorsque les nœuds sont des variables qualitatives. Ainsi, pour pouvoir utiliser correctement les Réseaux Bayésiens pour modéliser la résilience, deux opérations sont plus que nécessaires :

- 1) L'estimation des variables latentes
- 2) La discrétisation des estimations des variables latentes

Estimation des variables latentes

Pour estimer les variables latentes de résilience, l'utilisation de l'Approche PLS est préconisée. Toutefois, il ne s'agit pas de modéliser et interpréter les résultats du modèle PLS, mais plutôt de récupérer les « lodings » de chaque variable latente. En effet, une fois la convergence d'un modèle

PLSPM obtenue, les variables latentes possèdent des estimations selon les relations $\tilde{X} = \sum_{j=1}^{N_x} \omega_j^X X_j$

telles que définies dans l'algorithme d'estimation du PLSPM. Il s'agit des estimations du modèle externes sur lesquelles est basée l'estimation du modèle structurel. Les valeurs de ces estimations sont, à la convergence, appelée des « lodings ».

La discrétisation des « lodings »

La résilience est un concept de haut niveau. Même si des algorithmes de discrétisation automatique existent, leur usage dans le cas de la résilience n'est pas souhaitable. En effet, l'intérêt principal d'une telle modélisation est de pouvoir faire des simulations, des raisonnements automatiques afin d'obtenir des réponses concrètes aux questions que l'on se pose sur les effets des différentes variables les unes sur les autres.

La solution préconisée consiste à définir des « variables linguistiques » universelles à partir du graphe de résilience. Concrètement, il faut créer une sorte d'ontologie du domaine sur la base des quartiles des variables latentes du graphe de résilience. Si ce graphe est amélioré, standardisé et adopté par tous, une telle standardisation permettra d'obtenir un cadre conceptuel de haut niveau pour la modélisation de la résilience. Ainsi, on pourrait, à titre d'exemple, utiliser la table de correspondance linguistique suivante :

Variables latentes	Correspondances linguistiques			
	$[Min, Q_1[$	$[Q_1, M_e[$	$[M_e, Q_3[$	$[Q_3, Max]$
Atouts individuels et personnels	Très fragile	Fragile	Résistant	Très résistant
Stratégies individuelles	Très passif	Passif	Actif	Très actif
Intensité relative des chocs	Très basse	Basse	élevée	Très élevée
Conséquences relatives des chocs	Très faible	Faible	forte	Trop forte
Effets relatifs des politiques	Très négatif	Négatif	Positif	Très positif
Effets relatifs des actions	Très inefficace	Inefficace	Efficace	Très efficace

Apprentissage des Réseaux Bayésiens

La discrétisation des « lodings » à partir de la table des correspondances linguistiques est à la base de l'usage des Réseaux Bayésiens à des fins de raisonnement automatique. Elle permet de créer une base de données d'apprentissage permettant d'estimer les paramètres (probabilités conditionnelles) des Réseaux Bayésiens. Pour se faire notons :

- ✓ *A* , les atouts et caractéristiques intrinsèques à un individu
- ✓ *S* , les stratégies personnelles de l'individu face à un choc
- ✓ *C* , les conséquences du choc sur l'individu
- ✓ *I* , l'intensité relative du choc sur l'individu
- ✓ *P* , les effets relatifs, sur l'individu, des différentes politiques avant le choc
- ✓ *E* , les effets relatifs, sur l'individu, des actions entreprises face au choc

L'estimation des variables latentes et leur discrétisation sur la base de la table des correspondances linguistiques peuvent être schématisée par le graphique suivant utilisant des données fictives :

Numéros Individus	Atouts (A)	Stratégies (S)	Intensité (I)	Conséquence (C)	Politiques (P)	Action (E)
1	12,3	-0,003	122,44	44,4	-34,44	13,6
2	14	-2,13	14,5	-0,34	2,4	22,4
3	-6,4	0,005	0,34	3,5	-5,6	13,4
4	0,004	23,55	12,6	12,4	-2,4	12
5	-0,55	1,4	2,2	-22,3	1,4	-0,22
6	23,3	12,9	4,5	24,5	34,3	-0,22
7	11,4	-32,4	-7,66	23,45	-2,4	14,5
8	-4,3	0,34	34,5	-4,5	17,2	15,4
9	-21,4	-0,05	23,12	6,4	0,57	14,5
10	34,5	24,5	9,4	-7,4	-4,4	0,34



Numéros individus	Atouts (A)	Stratégies (S)	Intensité (I)	Conséquence (C)	Politiques (P)	Action (E)
1	Résistant	Passif	Très élevée	Très forte	Très négatif	Efficace
2	Résistant	Très passif	Basse	Très faible	Positif	Très efficace
3	Très fragile	Très passif	Très basse	Très faible	Très négatif	Très inefficace
4	Très fragile	Très passif	Très basse	Très faible	Très négatif	Très inefficace
5	Très fragile	Très actif	Très élevée	Très faible	Très positif	Très inefficace
6	Très résistant	Très actif	Très élevée	Très forte	Très positif	Très inefficace
7	Très résistant	Très passif	Très basse	Très forte	Très négatif	Très efficace
8	Très fragile	Très actif	Très élevée	Très faible	Très positif	Très efficace
9	Très fragile	Très passif	Très élevée	Très forte	Très positif	Très efficace
10	Très résistant	Très actif	Très élevée	Très faible	Très négatif	Très efficace

Cette base de données finale reconstituée servira de base d'apprentissage des paramètres des Réseaux Bayésiens. En effet, les Réseaux Bayésiens sont des outils de représentation des connaissances, que celles-ci proviennent d'experts d'un domaine ou extraites des données. La force des Réseaux Bayésiens réside dans le fait qu'il est possible de prendre en compte l'opinion des

experts directement dans la modélisation. Dans ce cas, le modèle est construit en utilisant une estimation subjective des probabilités conditionnelles fournit par des experts (élicitation des connaissances). Bien que cette approche soit possible dans le cas de la résilience, en se basant sur la table des correspondances linguistiques, une autre possibilité est offerte par l'obtention d'un tableau de données qualitatives issu de la discrétisation des estimations des variables latente. Il s'agit de la possibilité de se passer d'experts pour estimer les lois de probabilités conjointes associées aux différentes variables latentes uniquement à partir des données.

Estimation des paramètres

Notons :

- ✓ $\Omega = \{A, S, C, I, P, E\}$, l'ensemble des variables latentes de résilience discrétisées
- ✓ $X \in \Omega$ une variables latentes discrétisées quelconques de résilience
- ✓ n_x , le nombre de modalités de la variable latente discrétisé X ($n_x = 4$)
- ✓ x_i , la $i^{\text{ème}}$ modalité linguistique de la variable latente discrétisé variable latente X , $i \in [1, n_x]$
- ✓ $P(X = x_i)$, la probabilité que la variable latente discrétisée X prenne la modalité linguistique x_i
- ✓ $Par(X)$, l'ensemble des parents du nœud formé par la variable latente X dans le graphe de résilience
- ✓ $P(X = x_i | Par(X) = \tilde{x}_i)$, la probabilité que la variable latente X prenne la modalité linguistique x_i sachant que l'ensemble de ses parents a pris le vecteur de modalités linguistiques \tilde{x}_i
- ✓ Θ , une distribution de probabilités définies sur les variables latentes du graphe de résilience (nœuds du graphe)

Dans les Réseaux Bayésiens, les distributions jointes de probabilités sont les paramètres du modèle. Elles s'utilisent pour ré-estimer les distributions de probabilités à chaque nœud lorsque certaines probabilités calculées sur certains nœuds sont modifiées. C'est ce procédé de mise à jour des lois de probabilités au niveau de chaque variable latente, suite à une modification des distributions d'une ou de plusieurs autres variables latentes qui est à la base du raisonnement automatique et des possibilités de simulation qu'offre la modélisation par Réseaux Bayésiens.

Dans un Réseau Bayésien, tout nœud est conditionnellement indépendant de ses non-descendants connaissant ses parents. Cette propriété, connue sous le nom de condition de Markov permet d'estimer les probabilités jointes de tous les nœuds grâce au théorème de factorisation suivant :

$$\Theta = P(X_1 = x_1, \dots, X_K = x_K) = \prod_{k=1}^K P(X_k = x_k | Par(X_k) = \tilde{x}_k)$$

Ainsi, l'essentiel de l'apprentissage des Réseaux Bayésiens consiste à trouver une technique d'estimation des probabilités jointes. En effet, une estimation directe conduit à une explosion combinatoire difficile à résoudre. Il existe de nombreux algorithmes très efficaces pour effectuer ces calculs. Dans le cas de la résilience, l'adoption des tables de correspondances linguistiques permet de faire une estimation à partir des données en utilisant les fréquences relatives. Cette approche a le mérite d'être très simple et fournie des possibilités considérables de simulation de lois de probabilités jointes et de raisonnement automatique.

Exemple type de Réseau Bayésien pour la résilience

La figure suivante présente un exemple de Réseaux Bayésiens de modélisation de la résilience par l'approche définie dans ce papier. Ce modèle a été crée par le logiciel GeNIes avec des données fictives.

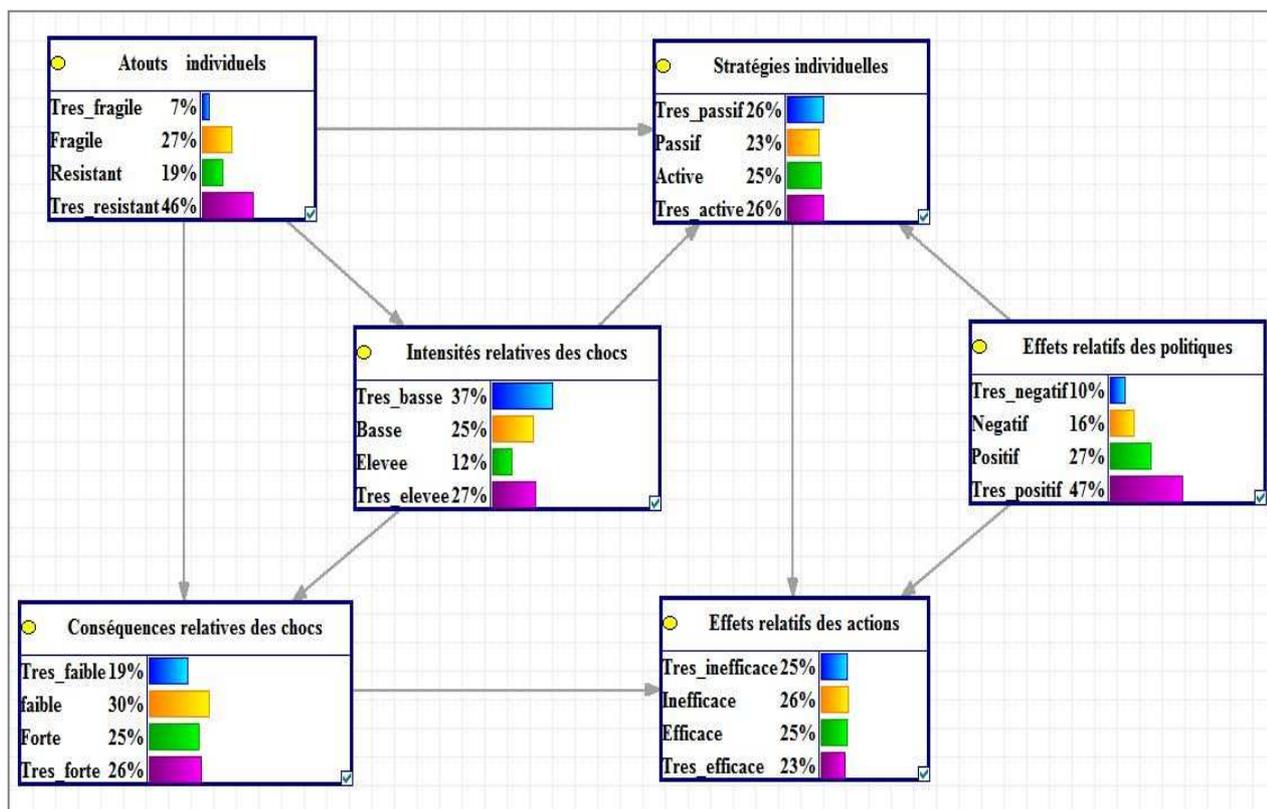


Figure 3 : Exemple de Réseau Bayésien de modélisation de la résilience.

Modélisation par les Systèmes Multi-Agents (SMA)

Un agent est une "entité computationnelle" comme un programme informatique, un robot, un être humain, une plante, etc. qui peut être vu comme percevant et agissant de façon autonome sur son environnement. On peut parler d'autonomie parce que son comportement dépend au moins partiellement de son expérience. (Weiss, 1999). On peut donc définir un système multi-agent (SMA) comme un système composé d'un ensemble d'agents, situés dans un certain environnement et interagissant selon certaines relations. Un agent est caractérisé par le fait qu'il est, au moins partiellement, autonome. Les systèmes multi-agents ont des applications dans de nombreux domaines dont l'Intelligence Artificielle et la Sociologie Computationnelle.

L'intérêt des SMA dans la modélisation de la résilience est double. D'une part, on peut s'en servir pour prévoir ce qui arriverait vraisemblablement, et à quelle date approximativement cela arriverait si les variables caractéristiques de la résilience sont à des niveaux bien connus ; Et d'autres parts, rechercher, par simulation informatique, les meilleurs politiques permettant une maîtrise des effets des chocs, donc de la résilience, dans une population d'agents bien donnée. L'avantage des SMA par rapports aux autres approches computationnelles réside dans le fait qu'ils intègrent une dimension temporelle. Cette forme de modélisation est donc adaptée à une analyse en termes de dynamique d'évolution des agents considérés. La contribution de cet article est de proposer un cadre général d'application des SMA à l'analyse de la résilience.

Conception d'un SMA d'étude de la résilience

Un Système Multi-Agent est essentiellement un programme informatique de simulation du comportement d'un ensemble d'agents dans un environnement donné. Dans le cadre de la modélisation de la résilience, il s'agit de préciser à quoi correspond un agent, les relations

qu'entretennent ces agents ainsi que les variables permettant aux agents de percevoir et d'agir sur leur environnement. Ainsi, si l'on s'en tient au graphe de résilience, on a :

✓ **Les agents :** Il existe deux types d'agents dans l'étude de la résilience, à savoir les agents « récepteurs » et les agents « politiques ». Les agents « récepteurs » ont des atouts.

✓ **Les atouts :** Les atouts d'un individu (agent récepteur) définissent son état. Il s'agit des caractéristiques intrinsèques à l'individu, une sorte de prédisposition qui peut être naturelle ou pas. Ces atouts sont susceptibles d'évoluer avec le temps, mais cette évolution se fait selon des règles propres à chaque individu. Les atouts doivent être représentés sous la forme de variables.

✓ **Les stratégies individuelles :** Il s'agit ici de(s) loi(s) qui gouvernent la modification des atouts individuels. Dans le cas des SMA, il peut s'agir d'équations mathématiques ou de règles logiques de comportement.

✓ **L'intensité relative des chocs :** Dans la modélisation multi-agent, l'intensité du choc (intensité globale) est en elle-même une variable. Quant à l'intensité relative, c'est-à-dire l'impact du choc tel qu'il est perçu par chaque individu, il est beaucoup plus lié aux atouts de ces derniers. Une loi de distribution pourra donc être définie sous forme d'équation(s) mathématique(s) ou/et de règle(s) logique(s) pour prendre en compte cette répartition individuelle de l'intensité globale du choc.

✓ **Les conséquences relatives des chocs :** Il s'agit ici, de la base d'étude de la dynamique d'évolution de la situation de résilience. De façon pratique, les conséquences des chocs doivent être modélisées sous la forme d'une modification temporelle aussi bien des atouts que des conséquences relatives du choc.

✓ **Conséquences relatives du choc :** Il s'agit ici, de mettre en exergue des impacts pratiques et concrets. Dans le cas de la résilience, il peut s'agir du passage d'un état A (individu en bonne santé) à un état B (individu malade, décédé, etc.). Sur des objets informatiques représentant les agents, les situations de disparition comme les cas de décès pourront être traduits par un retrait pur et simple de l'agent dans l'environnement, et les cas de changement d'état physique ou psychologique (individu malade, individu traumatisé, etc) pourront être symbolisés par un changement de forme physique ou de couleur dans l'environnement.

✓ **Effets relatifs des actions :** les actions sont des variables de décisions sur lesquelles l'on doit agir et analyser leur impact sur l'évolution de la situation de résilience des agents. Comme les chocs, les actions en elle-même sont des paramètres dans la modélisation par SMA. L'effet relatif des actions peut être spécifié en prenant en compte aussi bien les atouts des individus, leur stratégies d'adaptation et l'intensité relative du choc tel que ressenti par chaque individu.

Implémentation d'un SMA

Un SMA est avant tout un modèle informatique basé sur la description des agents, des relations d'interaction entre ces agents ainsi que la modification des comportements des agents par rapport à l'environnement dans lequel ils évoluent. Il s'agit donc de programmer, au sens informatique du terme, cette description formelle à l'aide d'un outil approprié. A cet effet, le logiciel NetLogo, qui est à la fois un langage de programmation, un environnement de développement et un logiciel de simulation des SMA peut être vivement conseillé.

Exemple type d'un SMA avec NetLogo

A titre d'exemple, un SMA permettant de simuler la dynamique de contamination d'une population par le VIH, disponible dans NetLogo, est le suivant :

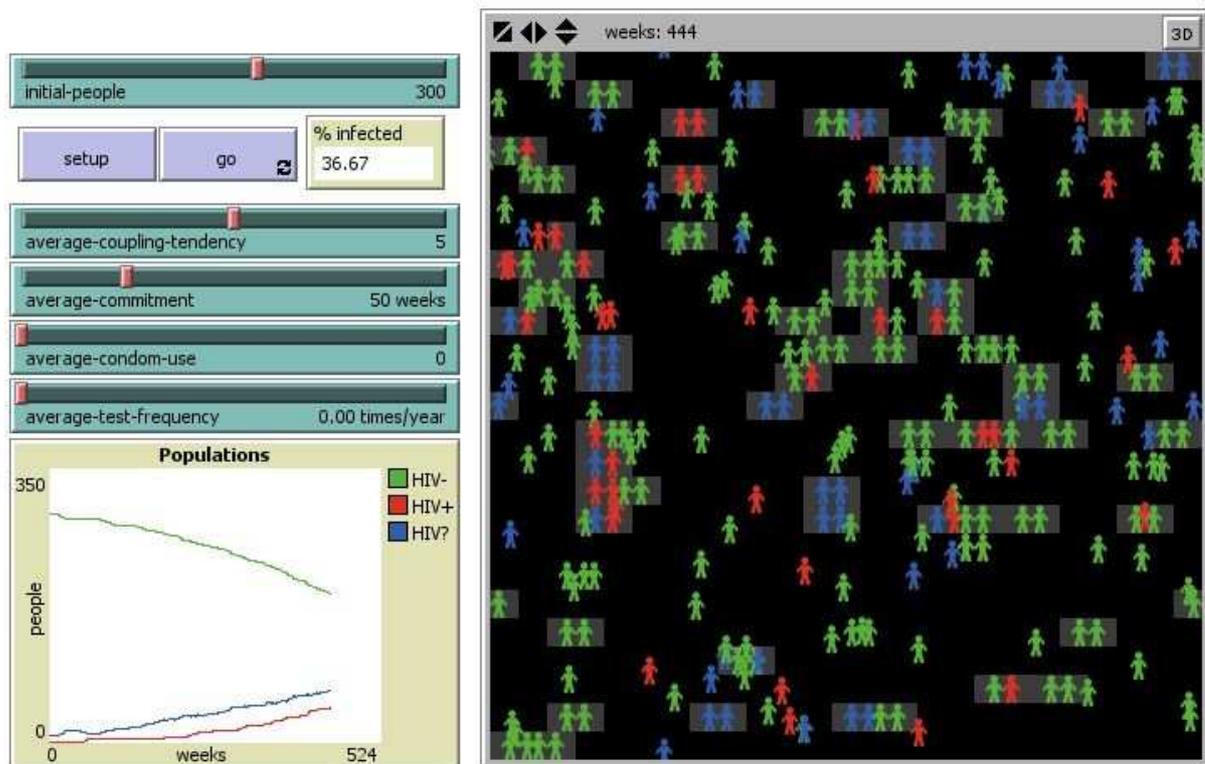


Figure 4 : Exemple d'un SMA d'étude de la dynamique de contamination par le VIH Sida.

Une fois la description spécifiée et programmée, l'essentiel de l'usage des SMA consiste à simuler le comportement des agents dans l'environnement en faisant varier les paramètres ajustables du modèle. Un tel modèle computationnel, dans le contexte de la résilience, semble être l'outil idéal de prise en compte de la modification dynamique des comportements de résilience dans une population d'agents donnée.

RECOMMANDATION

Les spécificités du concept de résilience à savoir sa complexité, sa multi-dimensionnalité et le recours à des concepts inobservables directement constituent un défi dans la perspective d'une modélisation de la résilience. Pour éviter une simplification trop importante de la réalité dans laquelle s'insère la résilience, il est plus que nécessaire de recourir à des modèles utilisant intensivement la simulation informatique en lieu et place de formules mathématiques.

En effet, la formulation de la résilience est presque toujours complexe et les questions à laquelle une modélisation doit répondre sont toujours liées à la recherche de conditions de maîtrise de la résilience. Ces problèmes sont donc essentiellement du ressort de la simulation. C'est pourquoi, l'approche computationnelle est fortement conseillée pour la modélisation de la résilience, en particulier les trois types de modèles suivants :

- ✓ L'Approche PLS (PLS Path Modelling)
- ✓ Les Réseaux Bayésiens (Bayesian Networks)
- ✓ Les Systèmes Multi-Agents (Multi-Agents Systems)

De nombreux outils logiciels existent pour mettre en pratique ces modèles et il existe une abondante littérature sur ces modèles. Toutefois, dans le cadre spécifique de la modélisation de la résilience, l'usage en l'état ou une version modifiée du graphe de résilience proposé est conseillé. Il s'agit, à moyen et long terme, de standardiser le graphe de résilience à travers une ontologie de modélisation de la résilience en définissant clairement les concepts irréductibles autour desquels gravite la notion de résilience. Le graphe de résilience tel que proposé dans cet article n'est qu'une première tentative dans ce sens.

L'article laisse en suspend beaucoup de voies de recherches et d'approfondissement. Il se veut un cadre général, sans que son application à des cas spécifiques soit évidente car un travail préalable d'identification des variables manifestes adéquats est un préalable. En plus de cela, les modèles abordés ont des particularités qu'il était impossible de prendre en compte dans le cadre de ce travail comme par exemple les types de variables latentes (réflexives, formatives) dans le cas de l'Approcher PLS, la prise en compte des variables manifestes ou de la connaissance experte dans le cas des Réseaux Bayésiens.

BIBLIOGRAPHIE

- [01] Adger, Social and ecological resilience: are they related? 2000
- [02] Antoine Cornuejols, Laurent Miclet, Apprentissage Artificiel, Concept et Algorithme, 2^{ème} édition, Eyrolles, 2010.
- [03] Emmanuel Jakobowicz, Contributions aux modèles d'équations structurelles à variables latentes, Thèse, 2008.
- [04] F. Bousquet, O. Barreteau, C. Mullon, J. Weber, Modélisation d'Accompagnement : Systèmes Multi-Agents et Gestion des Ressources Renouvelables.
- [05] GeNIes, Decision Systems Laboratory, University of Pittsburgh.
- [06] Jacques Feber, Les système multi-agents : vers une intelligence collective, 1995.
- [07] Koné Brama, Cissé Guéladio, et al, Vulnérabilité et résilience des populations riveraines liées à la pollution des eaux lagunaires de la métropole d'Abidjan, Côte d'Ivoire.
- [08] Philippe LERAY, Réseaux Bayésiens : apprentissage et modélisation de systèmes complexes, HDR, 2006.
- [09] P. Naim, P. Leray, et al, Réseaux Bayésiens, 3^{ème} édition, Eyrolle, 2007.
- [10] R Core Team (2013). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL: <http://www.R-project.org/>.
- [11] Wilensky, U. (1999). NetLogo. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.