



Influence de l'observateur dans les modélisations des systèmes : le cas des épidémies

Hugues PETITJEAN

Directeur de recherche en neurobiologie
BenePhyt Strasbourg

<hugues.petitjean@benephyt.fr>

Résumé

Cette étude s'intéresse à l'influence de l'observateur sur le processus de modélisation. La première partie décrit le cadre de travail des modélisations en biologie pour définir ce qu'est l'observation d'un phénomène modélisé. La seconde partie présente les rôles de l'observateur dans la conception d'une modélisation et l'analyse des simulations qui lui sont associées dans les cas des épidémies. La dernière partie donne l'exemple des impacts de l'observateur sur les modélisations de la pandémie de Covid-19.

Abstract

This study focuses on the influences of the observer on the modeling process. The first part describes the framework of modeling in biology, to define what the observation of a modeled phenomenon consists in. The second part presents the roles of the observer in the design of a model and the analysis of the simulations associated with it in the case of epidemics. The last part gives an example with the impacts of the observer on the models of the Covid-19 pandemic.

Mots-clés

Observateur – Modélisation – Épidémiologie

Keywords

Observer – simulation – Epidemiology

INTRODUCTION

Cette étude s'intéresse à l'influence de l'observateur sur le processus de modélisation. La première partie décrit le cadre de travail des modélisations en biologie pour définir ce qu'est l'observation d'un phénomène modélisé. La seconde partie présente les rôles de l'observateur dans la conception d'une modélisation et l'analyse des simulations qui lui sont associées dans les cas des épidémies. La dernière partie donne l'exemple des impacts de l'observateur sur les modélisations de la pandémie de Covid-19.

1. L'OBSERVATION DES MODÉLISATIONS EN BIOLOGIE

Le cadre de travail des modélisations en biologie se construit autour de l'observation, ou l'analyse, de l'observation scientifique, c'est-à-dire de l'étude de simulation des résultats expérimentaux. La simulation des données du vivant est opérée dans le cas d'études en biologie des systèmes, qui empruntent autant qu'elles contribuent aux approches systémiques et à l'étude de la complexité. Les observateurs, dans la mise en place de

modélisations, comme pour les analyses d'un système, sont directement contributeurs des propriétés du système étudié et participent à ses évolutions ; c'est la notion de système observant qui sera développée dans la dernière partie de ce chapitre.

1.1. Que signifie « observer » en science ?

Il est très rare que les scientifiques puissent observer directement un phénomène. Ils le font à travers des instruments et des théories. Yves Gingras, professeur universitaire et directeur scientifique de l'observatoire des sciences et des technologies du Québec, faisait récemment remarquer : « Lorsqu'ils annoncent une découverte scientifique, les chercheurs – et les journalistes après eux – disent souvent qu'un nouveau phénomène a été « observé ». Pour le commun des mortels, le terme renvoie au sens commun et suggère qu'on a « vu » directement le phénomène en question. Or, la controverse récente sur la présence de phosphine (PH₃) dans l'atmosphère de Vénus offre l'occasion de rappeler que très peu de phénomènes d'intérêt scientifique sont véritablement observés » (Gingras 2021).

1.2. Qu'est-ce que la biologie systémique, ou intégrative, des systèmes ?

D'après la définition adoptée par l'initiative ERASysBio, un consortium d'agences de financement de treize pays européens et associés¹ : « la biologie systémique a pour but de comprendre les interactions dynamiques entre composants d'un système vivant, et entre systèmes vivants en interaction avec l'environnement ». La biologie systémique est une approche par laquelle des questions biologiques sont abordées en intégrant les expérimentations avec la modélisation, la simulation et la théorie dans des cycles itératifs. La modélisation n'est pas le but définitif, mais un outil pour faire avancer la compréhension du système, développer des expérimentations plus ciblées et finalement aboutir à des prédictions. La biologie systémique est intrinsèquement interdisciplinaire et a pour but commun avec les autres disciplines d'aboutir à une compréhension quantitative des processus biologiques dynamiques en se fondant sur des analyses mathématiques et statistiques pour intégrer les données biologiques et développer des modèles prédictifs des comportements biologiques.

1.3. Les liens entre caractérisation des mécanismes biologiques et approches systémiques

C'est un biologiste qui est un des principaux fondateurs de la systémique. Dans *General System Theory*, Karl Ludwig von Bertalanffy (1901-1972) propose l'approche systémique pour étudier tous les rapports entre tous les niveaux d'organisation du vivant (Bertalanffy 1968). Le concept de l'homéostasie est un principe physiologique décrit en premier par le physiologiste Claude Bernard (1813-1878) et est une des premières mises en évidence des mécanismes de causalité circulaires. Ces mécanismes sont étudiés à l'ouverture des conférences de Macy (1942-1953) qui sont la source principale de la conceptualisation de la cybernétique et de boucles logiques d'information. Ces recherches sont incontestablement liées aux origines de l'informatique, et par là de tout ce qui touche à l'intelligence artificielle. Le principe de modéliser l'information biologique trouve ses premières réalisations avec Louis Lapicque (1866-1952) et aussi les travaux de Norbert Wiener (1894-1964). Elles conduisent au développement du modèle cybernétique du neurone appelé « *integrate and fire* » qui reproduit le codage de l'information neuronale, les trains de potentiels d'action, sous la forme de « pulses » en fonctions du temps (Lapicque 1907). Dans cette modélisation, au lieu de faire un modèle de type système dynamique réaliste, Lapicque propose un modèle qui ne rend compte que de l'information véhiculée par les neurones. Ce travail ouvre alors la porte à des modélisations de réseaux neuronaux et autres structures responsables de traitements de l'information.

1.4 L'observation scientifique d'un phénomène est partielle et contient des biais

Face à la caractérisation d'un processus, ou la description d'un système, la démarche scientifique repose sur une communauté de chercheurs. La formulation d'hypothèses conduisant aux expériences et à la production de résultats est un cycle itératif soutenu par les interprétations des observations obtenues par les chercheurs. Chaque étape, de la constitution d'une communauté de recherche à l'élaboration de lois ou théories décrivant le processus, est sujette à des biais. Cela est dû au fait que l'observation scientifique d'un phénomène est partielle, car très peu de phénomènes d'intérêt scientifique sont directement et véritablement observés, comme le rappelle Yves Gingras,

citée *infra*. De plus, le processus de modélisation suit les mêmes contraintes et engendre les mêmes biais et défauts d'approximation que toute démarche expérimentale ; et ce dès la première étape de modélisation (i.e. la description initiale du phénomène par un digramme de causalité), qui vont contribuer à bâtir un modèle ne pouvant rendre compte avec pertinence la problématique étudiée (Hirsch 2007).

1.5. Les systèmes observants

Les travaux développés et enrichis de Heinz von Foerster (1911-2002) posent tout le problème de l'observateur face à la complexité : il a été l'artisan et le catalyseur de multiples approches transdisciplinaires créatives, ancrées dans le projet cybernétique initié par Norbert Wiener. Ces approches ont profondément transformé la manière d'appréhender les problèmes, dans presque toutes les disciplines et en particulier dans les sciences de la vie, mais aussi dans les sciences de l'homme et de la société. Elles ont aussi, en retour, transformé la cybernétique elle-même. Il en est résulté une "cybernétique de la cybernétique" ou "cybernétique du second ordre", dont il fut le principal fondateur. Cette seconde cybernétique est tout entière consacrée aux problèmes liés à l'étude des systèmes complexes qui intègrent l'observation de l'observateur, ou autoréférence (Andreewsky 2004). Le principe de l'autoréférence en cybernétique de second ordre, et par extension dans l'étude des systèmes complexes, impose de ne pas uniquement prendre en compte le jeu des entrées et des sorties du système pour l'analyser, mais de considérer aussi l'impact de l'observateur dans le processus des observations. De fait, l'observateur est inclus dans le système observé, devenant un système observant. Ainsi les modélisations que peuvent faire les observateurs des systèmes dans lesquels ils sont inclus leur permettent d'exercer des contrôles sur le système en modifiant leurs comportements et donc d'influencer le système lui-même (von Foerster 1982).

1.6. Physique quantique et observation

On ne saurait clore cette partie sur le cadre de travail en modélisation, sans au moins évoquer les travaux de la physique quantique sur l'impact de la mesure et de la quantification d'un système. En physique classique les résultats des mesures se rapportent à des états du système : la largeur d'une boîte de chaussure est une propriété de la boîte qui préexistait à la mesure. En physique quantique la mesure est totalement probabiliste, ou encore dans une superposition d'état. Niels Bohr (1885-1962) dans les années 1920-1930, considère un acte de mesure, ou l'observation, comme une perturbation de ce dernier (Darrigol 1991). Cette problématique fait encore l'objet de recherche, et se base sur les travaux de John von Neumann² (1903-1957) qui en 1932 propose une théorie de la mesure qui traite les appareils de mesure comme des systèmes quantiques pourvus d'une fonction d'onde (Darrigol 1991). Dans certains cas particuliers, cette approche permet de modéliser les résultats d'une expérience comme une somme d'appareils de mesure qui sont dans des états superposés. Cette approche méthodique a permis à Erwin Schrödinger (1887-1961) en 1935, de réaliser l'expérience de pensée du chat qui porte son nom, pour exposer les spécificités de la physique quantique, dans laquelle un chat prisonnier d'un mécanisme d'empoisonnement est dans un état à la fois vivant et mort avant l'observation (Schroedinger 1935).

2. LES RÔLES DE L'OBSERVATEUR DANS LES MODÉLISATIONS : LE CAS DES ÉPIDÉMIES

Comment le cadre général exposé ci-dessus s'applique-t-il au cas des épidémies ? Il convient d'abord de préciser qu'une épidémie est un problème complexe, qui va bien au-delà d'une simple dynamique de diffusion d'information dans un système fermé. Mais pour les besoins de la question traitée ici, à savoir la place de l'observateur dans la modélisation et de ses effets sur les prédictions qui en découlent, le cadre de nos réflexions restera dans le périmètre des propriétés des systèmes complexes caractérisées par la physique classique, avec des modèles qui livrent des simulations aux résultats déterministes.

2.1. L'observateur et la conception des modélisations

Le rôle de l'observateur dans la conception et l'analyse des modélisations biologiques est de faire des choix techniques pour réaliser une simulation. Ainsi, le développement d'une simulation s'appuie sur des environnements techniques en constantes évolutions et des modèles élémentaires mathématiques, ce qui pose le problème des biais auxquels ils peuvent contribuer. Dans les cas de la modélisation des épidémies, le phénomène épidémique est en perpétuelle évolution et sa simulation se base sur trop peu de données observables pour établir

un modèle. L'observateur et modélisateur est donc contraint d'inclure dans sa modélisation des mécanismes spéculatifs qui seront continuellement corrigés pour rendre les résultats de simulations fiables, permettant de considérer qu'ils décrivent et prédisent le phénomène étudié. La question se pose alors ainsi : comment mettre en place des mécanismes spéculatifs pertinents et utiles ? (Rouchiet et Barbet, 2020). Une première démarche est le diagramme de causalité pour identifier les variables indispensables pour décrire le phénomène étudié. Ce travail doit se faire en réunissant un maximum de personnes pouvant offrir des points de vue différents et complémentaire pour éviter au maximum la création de futurs biais d'analyses (Hirsch 2007). Dans le cas des épidémies, ce travail permet de concevoir plusieurs mécanismes de propagations pour un agent pathogène et ses conséquences pour les populations (Greenland 1999). Ces diagrammes permettent de révéler des interactions entre paramètres pouvant contribuer à des biais qui sont alors corrigeables (Bours 2020). Les investigations d'une épidémie dans une finalité de santé publique ont souvent lieu dans un contexte complexe mêlant au moins des dimensions médiatique, sociale, institutionnelle et politique qu'il faut prendre en compte (Desenclos 2006) (Figure 1). Il a été ainsi démontré que plus l'épidémie sera détectée tôt et son investigation conduite rapidement en lien avec l'autorité sanitaire, plus l'impact préventif potentiel des mesures mises en œuvre sera élevé (Desenclos 2006), ce qui inclut implicitement des observateurs comme partie prenante du contexte et pose le problème des limites du système à étudier.

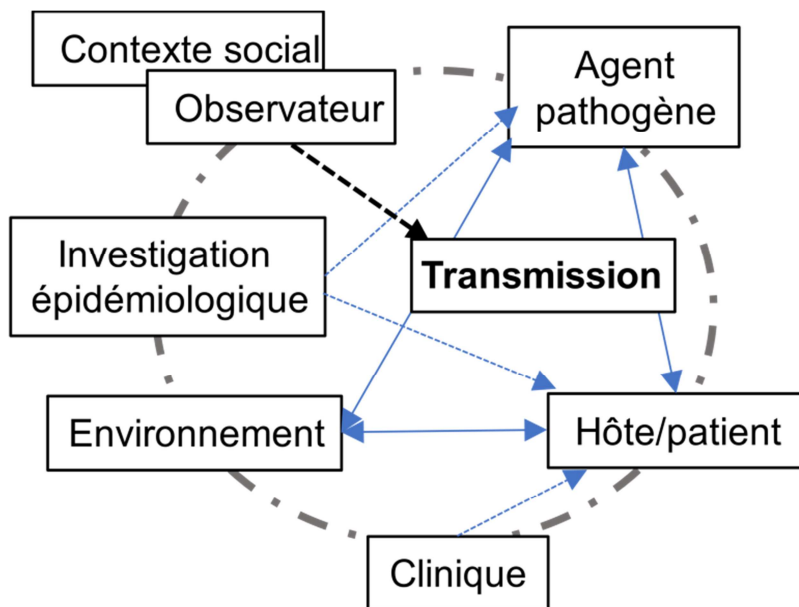


Figure 1 : Le diagramme de causalité d'une épidémie démontre l'importance du contexte social, et pose la question du rôle de l'observateurs comme partie prenantes des modélisations (adapté de Desenclos 2006).

Une fois le cadre conceptuel déterminé, comme le mode transmission et les conséquences médicales, il est intéressant de pouvoir prédire à court et moyen termes les impacts de l'épidémie sur la population et le système de santé (Figure 2). Pour prédire de tels impacts il faut exposer les différentes approches les plus répandues pour modéliser des épidémies, que sont les fonctions logistiques, les systèmes dynamiques, les simulations agents et encore les modèles topologiques. Leur objectif est de modéliser la diffusion d'un agent pathogène dans une population, de faire des simulations en fonction de différents paramètres pour prédire l'évolution du nombre de malades, et potentiellement prédire la fin de l'épidémie. Dans le cas de la pandémie de covid-19, très vite les modélisations se sont focalisées sur des questions précises, qui avaient un enjeu de santé publique, comme évaluer la saturation hospitalière ou déterminer l'efficacité des mesures de restrictions sanitaires sur le taux d'incidence de la transmission virale. Ces simulations en fonction du temps ont eu pour but de faire des prédictions à courte et moyenne échéance pour aider les responsables et gestionnaires des crises sanitaires. Or, pour pouvoir répondre à ces besoins pragmatiques urgents, la recherche ne peut pas se permettre de prendre le temps d'une modélisation détaillée et complexe, et les modèles sont très souvent des systèmes fermés et non ouverts, au sens que la circulation des personnes se fait dans un espace clos, et ont exclu certaines parties prenantes comme

l'observateur : on considère que cette « fermeture », sur l'intervalle de temps simulé, est acceptable et ne biaise pas significativement les résultats.

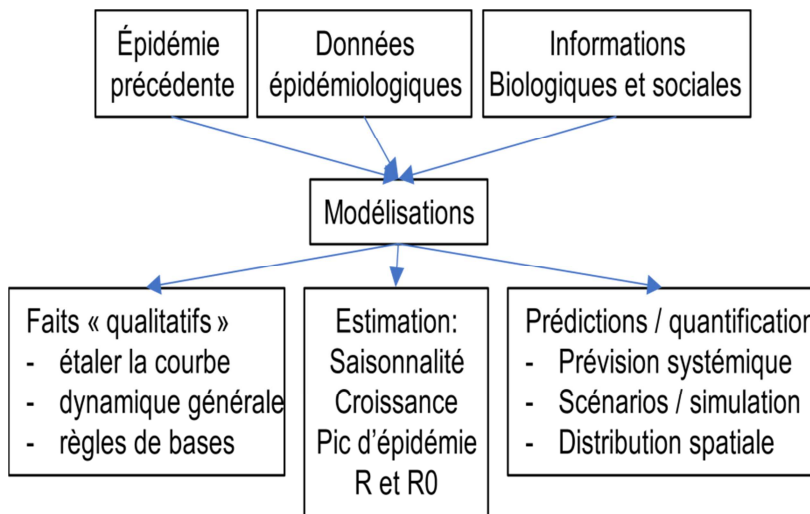


Figure 2 : Les modélisations d'une épidémie traduisent des données quantitatives et des hypothèses, sur la diffusion d'un agent pathogène pour proposer des caractéristiques tant qualitatives que des estimations et prédictions quantitatives, qui toutes sont nécessaires pour la gestion d'une épidémie (adapté de Zelner 2022).

2.2. L'observateur et le phénomène de diffusion

La propagation d'un pathogène, comme celle d'une idée ou bien d'un virus informatique, peut se modéliser sous forme de la diffusion d'une information modifiant les propriétés d'un individu dans une population ou d'un objet dans un groupe étudié. La dynamique de diffusion n'est pas observable, mais le nombre d'individus ayant changé d'état, comme le nombre de nouveaux malades ou d'ordinateurs infectés, peut être quantifié et donc observé. Dans le cas d'une nouvelle épidémie, les premières données sont comparées à des données d'épidémies précédentes pour déterminer la virulence ou le type de dynamique de contamination potentiellement présente. Cette première approche va servir ensuite à bâtir des simulations plus complexes. Mais elle repose finalement sur une simple règle de probabilité élaborée à partir des observations de terrain, et elle va influencer la suite de la modélisation, alors qu'elle est affaire de choix du modélisateur. Ainsi dans le cas de l'étude des premiers moments de la pandémie covid-19, le taux de reproduction initiale du virus, R_0 , a été un indicateur essentiel pour déterminer les politiques de santé publique. Cet indicateur, qui peut être calculé de manières différentes, correspond à la modélisation du produit de trois facteurs de la propriété d'une transmission d'un pathogène :

β = le risque de contracter le virus lors d'un contact (d'où le respect d'une distance sociale d'au moins 1 mètre recommandée)

c = le nombre de contacts sur une unité de temps : si l'on diminue le nombre de contacts de moitié, on diminue le R_0 de moitié

D = le nombre de jours où une personne infectée est contagieuse (jusqu'à 14 jours pour le coronavirus de souche alpha).

Depuis le début de l'épidémie de covid-19 en France, le ministère de la Santé ne cesse de répéter que l'objectif est que le taux de reproduction du virus descende en-dessous de 1. Le "1" est ainsi le point de vigilance. Un R supérieur à 1 signifie que le virus recommence à circuler et donc que l'épidémie progresse. Un R de 1,4 correspond à un temps de doublement des cas d'environ 2 semaines, d'où :

$1 < R < 1,5$: seuil de vigilance

$R > 1,5$: seuil d'alerte.

L'estimation d'un paramètre de contamination entre individus est essentielle pour ensuite élaborer des simulations plus complexes. Néanmoins, au début de la pandémie, pas moins de treize R_0 différents ont été

calculés par différents groupes de recherche allant de 1,3 à plus de 6 (Nithya 2020). L'estimation de ce facteur fait encore débat chez les épidémiologistes. Ce paramètre est ensuite affiné avec des modélisations incorporant plus de données provenant du terrain, comme le temps mesuré d'incubation du virus chez l'hôte, les fréquences des hospitalisations et des décès : on parlera alors du taux reproducteur du virus (R_t). Ces facteurs permettent d'établir des courbes de prédictions du nouveau nombre de malades en fonction du temps. Ces prédictions se doivent d'assumer que seule une population homogène est susceptible d'être infectée. C'est pour lever cette limite sur l'homogénéité de la population que les approches par les systèmes dynamiques et les simulations multi-agents vont pouvoir affiner les prédictions.

Dans le cas des modèles utilisant la dynamique des systèmes (une simulation qui consiste à résoudre les équations mathématiques pour obtenir la valeur de chaque variable au cours d'un temps continu), chaque sous-population peut être représentée par un stock, comme les moins de 12 ans, les 12-65 ans et les plus de 65 ans. Des interactions entre paramètres et des boucles de rétrocontrôle des valeurs de stocks, permettent de bâtir une simulation qui offre des niveaux de prédictions à court et moyen termes. L'intérêt de ces approches est de lier des stocks entre eux et avec d'autres, comme, dans le cas des épidémies, le nombre de lits pour soins intensifs. La simulation permettra d'estimer à quel moment il y aura saturation si rien n'est entrepris pour freiner la diffusion de la contagion. L'approche en système dynamique permet donc de modéliser des processus macro-géographiques tels que des phénomènes de diffusion au sein d'une population. Dans le cas des problèmes de diffusion, il peut être intéressant d'étudier le comportement individuel de chaque membre de la population. Cela est possible grâce à des simulations multi-agents qui permettent ainsi de dégager des propriétés globales à partir de comportements individuels, avec dans ce cas une approche du temps discret par séquences. Ici, les séquences représentent une résolution des interactions entre agents, comme le fait qu'un agent pathogène contamine ou non un nouvel agent.

Dans l'approche multi-agents, qui est associée aux théories de l'auto-organisation, on postule que les phénomènes observés à un certain niveau sont le résultat des nombreuses interactions qui se produisent à un ou plusieurs niveaux inférieurs. Les explications dans ce cas reposent sur les paramètres et donc les propriétés des agents eux-mêmes. Cette approche est par exemple très utile pour tester l'acceptabilité d'une mesure de restriction.

Les deux approches, dynamique et multi-agents, peuvent être enrichies et complexifiées par la prise en compte des propriétés d'organisation des individus, c'est-à-dire les liens relationnels et sociaux entre eux. En effet, si l'on ne tient pas compte de ces liens, la circulation, des agents ou des flux, est uniquement probabiliste ; alors que si on les prend en compte, on obtient une simulation de cette circulation plus proche de la réalité (répartition inégale des effectifs, de l'âge, du sexe sur un territoire...). On définit ainsi la topologie du réseau formée par une population. La modélisation des topologies est au cœur des résultats permettant de définir de combien de personnes au maximum on peut rester en contact pour limiter la diffusion du virus. L'ensemble de ces approches affine ainsi les prédictions à court et moyen terme. Par contre, elles ne permettent pas de prédire le début ou la fin d'une épidémie : elles décrivent des scénarios en fonction de paramètres qu'elles permettent de moduler, comme par exemple : que se passe-t-il si on abandonne les gestes barrières, ou si on ré-ouvre les écoles... Ainsi, l'ensemble de ces prédictions repose donc sur la fiabilité de conception des modélisations qui peuvent contenir différents biais de conceptions.

2.3 L'observateur et l'analyse des simulations

Les études statistiques et la visualisation des données ne sont plus présentées sous forme de tableaux de chiffres et de graphiques, mais sont accompagnées d'un récit. Cette narration des résultats, le « data storytelling », est l'art et la manière de présenter les données de façon pertinente avec leurs analyses, et de les personnaliser en fonction de l'audience visée. Pour cela, les données sont préalablement triées, hiérarchisées pour définir lesquelles sont plus adaptées à un « data storytelling » optimal. On s'éloigne là de la publication scientifique austère avec ses graphiques multipliant les rectangles et les flèches en noir et blanc. Les décideurs, mais aussi les scientifiques, doivent rechercher l'impact émotionnel en traduisant un rapport chiffré en une « belle histoire » dont la présentation peut susciter l'émotion. Les statistiques sont contextualisées dans un cadre précis. Cette approche peut aboutir à une conclusion *a priori*, voire à formuler des hypothèses sur la base de résultats auxquels on veut arriver. Cette démarche, a fortiori s'il arrive qu'elle soit réalisée sans aucune possibilité de contrôles comme des

audits par exemple, peut induire autant de biais d'interprétations que de biais cognitifs, minant le travail d'analyse sur l'ensemble des données en vue d'obtenir un résultat particulier qui intéresse uniquement une des parties prenantes. Il est donc indispensable qu'à l'énoncé d'un « data-storytelling », l'ensemble des données puissent être accessible à tous, pour qu'un audit soit possible ou que l'on puisse refaire les analyses et les modélisations. De ce point de vue, le mouvement des données libres « open-data », est une initiative qui permet d'éviter la production de « data storytellings » trop biaisés. La reproduction des simulations et la redondance des analyses contribuent ainsi à limiter les biais d'analyses par les observateurs.

3. IMPACT DE L'OBSERVATEUR SUR LE SYSTÈME MODÉLISÉ

La modélisation d'une épidémie se construit dans un contexte complexe (voir ci-dessus) qui doit être intégré autant que possible dans sa conception (Desenclos 2006) et pose directement la question de l'impact de l'observateur sur le système étudié.

3.1 L'observateur est partie prenante de la modélisation

Même si des simulations sont obtenues selon des procédures répondant à la déontologie scientifique, leurs résultats sont soumis à l'influence des observateurs qui sont partie prenante du système. Pour approcher ce que serait l'impact de l'observateur sur un système observant, le cas des modélisations des épidémies est un bon exemple. En effet, la gestion d'une épidémie repose sur des prises de décisions effectuées à partir de simulations, et celles-ci incluent les choix des observateurs : experts, scientifiques, etc., qui ne sont pas entièrement étrangers à la prise de décision qui résultera de leurs conclusions. L'observateur est inclus, comme l'ensemble de la population, dans le système et est donc directement partie prenante des simulations et de leurs résultats. Pour illustrer cela, nous donnerons l'exemple de la gestion de la pandémie au Québec par le gouvernement provincial qui, au cours de l'année 2020, a publié quotidiennement les données relatives au nombre de tests, de malades, et d'occupation des lits dans les unités de soins intensifs. Cette publicité des chiffres offrait une matière au débat à l'ensemble de la société. Très vite, le gouvernement a mis en place un « data storytelling » dont l'énoncé, ou « pitch », est le suivant : « il faut aplatir la courbe des hospitalisations pour sauver le système de santé ». On retrouve ce même processus dans d'autres pays, en France en particulier. La mise en débat a pour effet systémique que la population, les décideurs, les médias et les scientifiques sont tous observateurs d'un phénomène dont ils sont en même temps les acteurs.

Dès lors, le gouvernement expliquait que, plus les courbes des différents indicateurs avaient une croissance rapide, plus le système de santé était en péril. Par conséquent, pour le sauver, il fallait adhérer aux nombreuses restrictions imposées pour « aplatir ces courbes » et réduire donc la vitesse de remplissage des hôpitaux. Pour convaincre la population, le gouvernement citait des scénarios issus des études de l'Institut national de santé publique du Québec (INSPQ). De sorte que ces scénarios n'avaient pas tant pour objet de savoir quand ou comment les hôpitaux seraient en saturation, que de soutenir la mobilisation du pays autour de l'objectif « aplatir la courbe » des hospitalisations pour reprendre au plus vite « une vie normale »³.

Cette approche de l'usage de la modélisation comme partie intégrante de la gestion d'une épidémie est discutée et approfondie dans un récent article publié dans la revue *Science* (Zelner 2022) (**Figure 2**). Cet article expose que les modélisations permettent de définir des traits qualitatifs du système, comme ses règles empiriques et ses tendances globales, permettant de justifier l'aplatissement des courbes comme efficace en plus de contribuer à des quantifications comme le R_0 . Ainsi, dans ce cadre, le choix d'une narration des données incluant comme observateur les sujets observés par les études épidémiologiques, semble indispensable à la gestion de crises sanitaires. Il reste à étudier si de telles stratégies de communication et de gestion basées sur l'intégration de l'observateur comme partie prenante du processus n'induisent pas de biais supplémentaire.

3.2 Modéliser l'observateur

Pour explorer l'impact de l'observateur comme partie prenante d'un système épidémiologique, il faudrait l'inclure en le modélisant lui-même ou du moins, sa capacité d'interaction avec les résultats. Cette interaction doit donc modifier les états du système ce qui va les rendre difficilement mesurables. En modélisation des systèmes dynamiques, dans le cas d'un état non mesurable d'un système, on ajoute un « observateur d'état » en l'associant

grâce à des boucles de rétrocontrôles au modèle initial. Cela permet ainsi de reconstruire les états du système (figure 3). Si le diagramme de causalité de ce modèle tient compte que cet « observateur d'état » peut être doté de réflexivité, on suppose ici un observateur humain jouant ce rôle par exemple, cela permettrait à ce système observant d'analyser ses propres états et ainsi les modifier en tenant compte de ses propres observations.

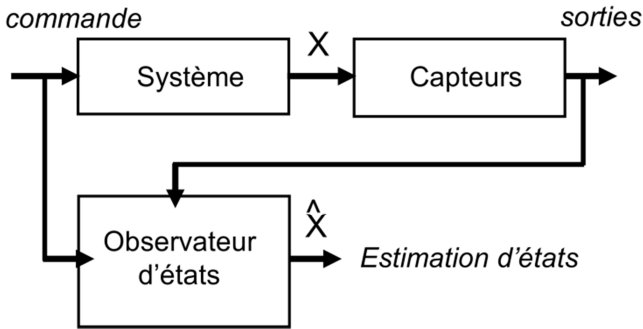


Figure 3 : Architecture d'un système avec un observateur d'états. Les estimations d'états se font en recopiant de façon virtuelle la dynamique du système en prenant en compte non seulement la commande mais aussi les sorties du système, dans le but de corriger des écarts éventuels.

Dans le cas des épidémies, le diagramme de causalités a donc trois éléments : « l'épidémie », qui est observée et contrôlée par « l'observateur », et « un modèle épidémiologique » utilisé pour évaluer les mesures de contrôle. Cette problématique générale de modélisation et simulation de l'interdépendance entre l'objet, l'observateur et le modèle de l'objet peut s'étudier dans le cadre proposé par Marvin Minsky (1927 – 2016) qui permet d'utiliser la dynamique des systèmes pour la résoudre (Minsky 1965). Cette approche a été utilisée pour quantifier l'impact de l'observateur sur la dynamique d'une épidémie en fonction du choix d'un modèle épidémiologique et révèle la présence d'observations « invasives » qui entraîne nécessairement une modification du système observé (Bondé 2011, 2012) (Figure 4).

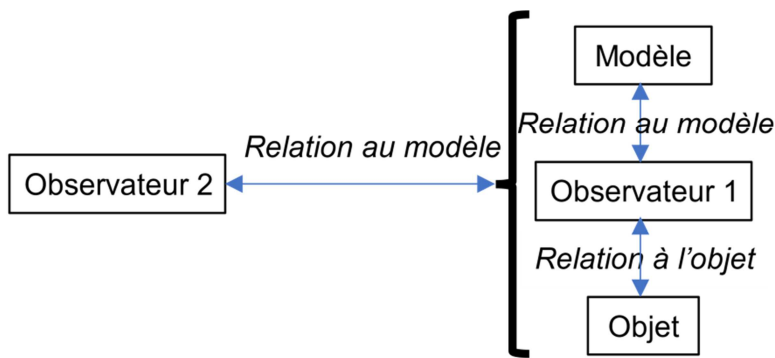


Figure 4 : Développement d'un système dynamique basé sur des triades de Minsky, pour mesurer l'impact de l'observateur sur la modélisation dans le cadre des épidémies, en opérant des estimations d'états par différents observateurs par le paramètre « Relation au modèle » (adapté de Bondé 2011).

Cet impact de l'observation « invasive » s'observe aussi dans des études sur la médiatisation des sondages électoraux, au moment des élections en France, notamment les présidentielles, qui ont mis en évidence que l'observateur, à la fois sondé et votant, pourrait interagir avec les résultats de ces études. Dans ce cas, l'hypothèse de telles interactions, ou d'observations « invasives », supposerait l'existence d'un électeur stratège qui peut répondre aux consignes « du vote utile »⁵ ou « du faire mentir les courbes » en votant en fonction des prévisions d'un résultat exposé, plus que par conviction politique (Blais 2004, 2017). Il n'est pas impossible que de tels comportements s'opèrent lors des sondages réalisés pour tester l'efficacité des mesures sanitaires mises en place⁶, contribuant à fausser potentiellement l'analyse de la gestion de la crise (répondre oui au respect des gestes barrières et ne pas les effectuer par exemple). Or au Québec, l'INSPQ, utilise massivement les sondages pour évaluer la pertinence de ces prédictions et l'évolution de la pandémie de covid-19⁷. A l'inverse, les sondages d'opinions sur les mesures sanitaires ont probablement contribué à des effets de rétrocontrôles pour développer de nouveaux modèles tenant compte d'une partie spécifique de la population comme les écoliers et les « jeunes »⁸.

L'ensemble des points développés ci-dessus démontre que dans les cas des modélisations des épidémies se propageant dans les sociétés humaines, l'observateur est partie prenante des modèles nécessaires à la gestion des crises sanitaires. De plus, l'observation qu'exerce l'observateur sur les résultats des simulations a un impact sur le contrôle de celles-ci, et peut donc possiblement introduire des biais dans leur gestion.

CONCLUSION

L'étude des modélisations des systèmes épidémiologiques révèle l'influence de l'observateur, à différents niveaux et étapes : qu'il s'agisse du scientifique ou de l'expert qui conçoit le modèle et analyse les résultats, du politique qui en passe commande, du commentateur qui le médiatise, ou du citoyen qui s'adapte aux informations et aux contraintes, tous font fonctionner une variable de contrôle du système.

À court et moyen termes, les modélisations permettent des prédictions qui sont souvent efficaces pour piloter les ressources nécessaires à la gestion d'une épidémie ; du moment que cette échelle limitée de temps ne requiert pas de retour de l'observateur sur le contrôle. Dans ces conditions l'influence de l'observateur peut être considérée comme négligeable.

Ce n'est plus le cas sur le plus long terme, lorsque l'opinion des observateurs, par exemple leur niveau d'acceptabilité d'une mesure de restrictions, induit un niveau de réflexivité dans le système. Dès lors, le système tend à être utilisé comme un outil de pilotage : les résultats des simulations sont des indicateurs qualitatifs qui permettent l'exploration des scénarios pour mettre en place des restrictions avec efficacité et déterminer les comportements à adopter pour faire « étaler les courbes » ou « revenir à une vie normale ».

Soulignons enfin que dans les limites du présent article, nous n'avons pris en considération que l'influence de l'observateur sur les modélisations de la diffusion d'un pathogène (et l'effet en retour de ces modélisations sur l'observateur), en laissant de côté les caractéristiques propres du pathogène. Dans une approche systémique plus large (plus ouverte), il serait pertinent de s'intéresser également à la relation hôte-pathogène, en ce sens que, par exemple, le pathogène peut muter, s'adapter, en fonction des mesures qui lui sont opposées, lesquelles dépendent de l'acceptation de ces mesures par les populations... mesures qui à leur tour sont décidées par les politiques qui commandent pour cela les études des experts et scientifiques, et ainsi de suite. On saisit toute la complexité du système-pandémie, raison pour laquelle, surtout dans le feu de la crise, la modélisation et l'explication sont tentées par la simplification.

Bibliographie :

- Andreevsky E. *et al.* (2004), *De la Cybernétique aux Systèmes Complexes, Un hommage à Heinz von Foerster*, Conférence organisée conjointement par le programme européen MCX, l'APC et l'AFSCET 2004. <<http://archive.mcxapc.org/docs/interlettre/il23.pdf>>.
- Bertalanffy K. (1968), *General System Theory*, New York, Georges Brazziler, Inc.
- Blais A. (2004), Y a-t-il un vote stratégique en France ?, *in* Cautrès B., Mayer N. (eds), *Le nouveau désordre électoral: Les leçons du 21 avril 2002*, Paris, Presses de la Fondation nationale des sciences politiques, p. 279-301.
- Blais A., Degan A. (2017), L'étude empirique du vote stratégique, *L'Actualité économique*, 93, 1-2, p. 47-78.
- Bondé B., (2011), Modélisation et simulation de l'interdépendance entre l'objet, l'observateur et le modèle de l'objet dans la Triade de Minsky. Application à la surveillance épidémiologique en santé animale. <<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00719426>>
- Bondé B. *et al.* (2012), Modelling the Minsky triad: A framework to perform reflexive M&S studies, *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference*.
- Darrigol O. (1991), Cohérence et complétude de la mécanique quantique : l'exemple de « Bohr-Rosenfeld », *Revue d'histoire des sciences*, 44, 2, p. 137-179.
- Desenclos J. *et al.* (2006), Les principes de l'investigation d'une épidémie dans une finalité de santé publique, *Médecine et maladies infectieuses*, 37, p. 77-94.
- Gingras Y. (2021), Ce que signifie « observer » en science, *Pour la Science*, 6, 524, p. 22-22.
- Greenland S. *et al.* (1999), Causal diagrams for epidemiologic research, *Epidemiology*, 10, 1, p. 37-48.
- Hirsch B. *et al.* (2007), Using system dynamics modeling to understand the impact of social change initiatives, *American Journal of Community Psychology*, 39, p. 239-253.

Lapicque L. (1907), Recherches quantitatives sur l'excitation électrique des nerfs traitée comme une polarisation, *Journal de Physiologie Pathologie Générale.*, 9, p.620-635.

Minsky M., (1965), Matter, Mind and Models, *Proceedings of IFIP Congress*, p. 45–49.

Rouchiet J., Barbet V. (2020), *La diffusion de la covid-19, que peuvent les modèles ?* Éditions Matériologiques.

Schrodinger E. (1935) *Naturwissenschaften*, 23, p. 807-49.

Von Foerster H. (1982), *Observing Systems*, Intersystems Pubns.

Notes :

1. <<http://www.biosyl.org/about-biosyl/what-is-systems-biology>>
2. Neumann a ouvert un champ de recherche fécond en économie par son analyse des comportements humains sous forme de jeux stratégiques. En 1944, il publie, en collaboration avec l'économiste Oskar Morgenstern, une « Théorie des jeux et comportements économiques ».
3. De 2020 à 2022, « aplatis la courbe » au Québec : <<https://www.acadienouvelle.com/actualites/2020/03/29/covid-19-le-quebec-reussit-a-applatir-la-courbe/>> et <<https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1854417/severe-omicron-hopitaux-systeme-sante-pandemie-coronavirus>>.
4. Pour aller plus loin : <https://fr.wikipedia.org/wiki/Observateur_d%27%C3%A9tat>
5. Pour aller plus loin : <https://fr.wikipedia.org/wiki/Vote_utilite>
6. <https://www.santepubliquefrance.fr/etudes-et-enquetes/coviprev-une-enquete-pour-suivre-l-evolution-des-comportements-et-de-la-sante-mentale-pendant-l-epidemie-de-covid-19>
7. <<https://www.inspq.qc.ca/recherche?r=sondage>>
8. <https://www.lapresse.ca/covid-19/2022-01-21/sondage-crop-la-presse/les-18-34-ans-en-ont-assez-des-mesures-sanitaires.php>