

Vers une modélisation multi-agent pour expliquer l'influence de la vaccination sur l'épidémie de COVID-19

Carole ADAM¹, Calvin MASSONNET¹, Pierrick TRANOUEZ²

¹LIG - Univ. Grenoble-Alpes
IMAG, 700 avenue Centrale, 38000 Grenoble, France

²LITIS - université de Rouen Normandie
1 avenue de l'université, 76800 Saint Etienne du Rouvray, France
carole.adam@imag.fr, Pierrick.Tranouez@univ-rouen.fr

Résumé – Nous proposons un modèle multi-agent simple, implémenté en Netlogo, dans le but d'expliquer de manière interactive les mécanismes de l'épidémie au grand public, et en particulier le rôle de la vaccination.

Abstract – We propose a simplistic multi-agent model, implemented in Netlogo, in order to explain in an interactive way the mechanisms of the epidemic to the general public, and in particular the role of vaccination.

1 Introduction

La pandémie de COVID-19 dure depuis maintenant près de 2 ans. Les premiers mois, faute de connaissance du virus, la principale stratégie a été de confiner les populations pour limiter drastiquement les contacts entre individus et donc la propagation du virus. Une fois les premiers tests de dépistage mis au point et produits en masse, le confinement généralisé a laissé la place à la stratégie du "tester, tracer, isoler" permettant d'identifier les malades et leurs cas contacts et d'isoler seulement ces personnes "à risque", afin de concilier contrôle de l'épidémie et reprise économique. Cependant, comme l'ont montré les vagues successives de l'épidémie, la population était en majorité non immunisée suite au confinement et la propagation reprend dès les mesures relâchées. Par ailleurs, les pays qui avaient misé sur le développement d'une immunité collective en n'imposant pas de confinement dans un premier temps (comme la Suède) ont dû faire marche arrière, un plus grand nombre de cas s'accompagnant statistiquement d'un plus grand nombre de décès. Le développement des premiers vaccins devait donc permettre d'immuniser la population sans risque, et d'atteindre enfin ce seuil d'immunité collective. Cependant, s'ils ont permis une bonne protection contre l'hospitalisation et le décès, les vaccins n'ont pas été aussi efficaces que prévu contre les infections, notamment contre le variant omicron. De plus cette efficacité diminue assez rapidement au fil du temps, imposant de multiples doses de rappel. Ceci ne correspond pas à l'intuition assez répandue sur les vaccins, et avec la fatigue face à la durée des mesures sanitaires contraignantes, la confiance de la population envers le vaccin et les autorités s'érode. Or selon Barry Bloom, l'ingrédient essentiel de tout vaccin est la confiance [Pilichowski et al., 2021].

Dans le cadre de l'initiative CovPrehension [CovP., 2020], nous proposons donc un modèle multi-agent à visée explicative. Il permettra de répondre de manière interactive aux questions que peut se poser le grand public sur le rôle du vaccin, dans le but de rétablir sa confiance et de contrer la circulation de *fake news* potentiellement dangereuses [Nieves-Cuervo et al., 2021]. Ce travail est en cours de développement. Le modèle tel qu'il est implémenté est décrit dans la section 3, les questions auxquelles il va pouvoir répondre et les nouveaux développements nécessaires le sont dans la section 4.

2 Simulation d'épidémies

La simulation est un outil puissant en gestion de crise, qui offre de nombreux avantages : possibilité de répéter des expérimentations, sur des scénarios aux paramètres entièrement contrôlés, à moindre coût, et sans risque pour la population ou les biens. Elle a de nombreuses applications : prédiction de l'évolution d'une épidémie avec l'influence de diverses mesures sanitaires [Di Domenico et al., 2020, Gaudou et al., 2020]; explication au grand public des mécanismes de cette épidémie [CovP., 2020]; comparaison de différentes stratégies de dépistage [Adam and Arduin, 2022] ou de vaccination [Li et al., 2021, Tatapudi et al., 2021]; entraînement des décideurs et services de secours dans un environnement virtuel réaliste [Daudé et al., 2019, Daudé and Tranouez, 2020]; ou jeux sérieux pour l'éducation des étudiants à la culture du risque [Taillandier and Adam, 2018] ou la sensibilisation aux bons comportements [Adam, 2020].

Pour la simulation d'épidémies, il existe deux approches principales : les modèles compartimentaux, qui donnent une vision agrégée du nombre d'agents dans plusieurs catégories (Sains,

Infectés, Guéris...); et les modèles à base d’agents, qui simulent le comportement de chaque individu sous la forme d’un agent. Chaque approche a ses forces et faiblesses selon l’objectif visé, une approche agrégée permettant de simuler plus rapidement une population plus importante pour calculer des indicateurs macroscopiques (par exemple nombre de cas), mais ne permettant pas de comprendre l’influence des paramètres individuels au niveau microscopique (par exemple comment la confiance d’un individu évolue selon son expérience). Certains travaux essaient aussi de combiner ces deux approches pour en cumuler les bénéfices [Doussin et al., 2021].

L’approche multi-agent permet donc, contrairement aux modèles compartimentaux, de se focaliser sur les comportements individuels et ainsi de mieux comprendre leur lien avec le statut épidémiologique des agents. Elle permet aussi la prise en compte de comportements individuels hétérogènes. En effet, il est difficile d’anticiper les différentes réactions individuelles aux mesures sanitaires, qui ne sont pas toujours respectées par tous. En particulier, après une crise qui a duré plusieurs mois, la fatigue a un impact négatif sur le maintien du respect des mesures sanitaires [Goldstein et al., 2021]. La conscience du risque peut aussi différer selon les populations, par exemple en fonction de l’âge ou du niveau d’éducation [Wolfe et al., 2021]. Cette approche multi-agent est donc particulièrement adaptée pour modéliser différents niveaux d’adoption du vaccin.

3 Notre modèle

Nous proposons ici un modèle volontairement très simple, son but n’étant pas de prédire l’évolution de l’épidémie, mais uniquement d’expliquer un certain nombre de mécanismes au grand public.

3.1 Modèle de mobilité

Nous avons développé un modèle à base d’agents d’un environnement simplifié peuplé d’un nombre limité d’individus mobiles. Les journées sont divisées en quatre segments de 6 heures. Les trois premiers segments sont occupés par la mobilité quotidienne et les interactions sociales rapprochées : le modèle est calibré pour une moyenne de 10 par jour et par personne, d’après [Mossong et al., 2008]. La plupart des déplacements sont effectués à proximité du domicile, mais 20% d’entre eux concernent des distances plus longues. La dernière partie de la journée est passée à la maison, partagée par trois personnes en moyenne. Au total, 2000 personnes occupent ce petit territoire virtuel.

3.2 Modèle SEIR

En outre, nous introduisons un modèle épidémique SEIR avec deux catégories possibles d’infection : symptomatique et asymptomatique, cette dernière étant plus difficile à identifier par un simple diagnostic médical en raison de l’absence de

symptômes. Un individu infecté mais asymptomatique peut ignorer qu’il est infecté et contagieux, et donc infecter ses contacts sans le savoir. Au contraire, les agents symptomatiques peuvent réagir, se dépister et s’isoler si nécessaire.

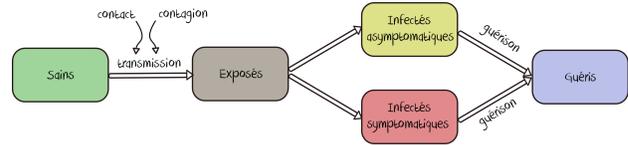


FIGURE 2 – Représentation graphique du chemin épidémique des individus dans le modèle SEIR développé.

À l’initialisation, tous les individus sont en bonne santé (Susceptibles). Un petit nombre d’individus infectés est ensuite injecté dans cette population initiale et la propagation du virus est simulée à partir des comportements des individus modélisés.

Les changements d’état s’effectuent de la manière suivante et utilisent les valeurs de référence fixées par l’Institut Pasteur¹ [Institut Pasteur, 2020] :

- *Susceptible* → *Exposé* : un individu *Susceptible* deviendra *Exposé*, au contact d’un individu *Infecté*, selon une probabilité qui dépend de la valeur de R_0 choisie et de la catégorie (symptomatique ou asymptomatique) à laquelle appartient cet individu infecté (voir point suivant). La formule utilisée pour calculer cette probabilité est la suivante :

$$P(S \rightarrow E) = \frac{1}{R_0} * c * d$$

avec c le nombre de contacts moyens par jour (fixé à environ 10) et d la durée de la période de contagion.

- *Exposé* → *Infecté* : un individu restera dans l’état *Exposé* pendant sa période d’incubation (fixée ici à 5 jours), au cours de laquelle il deviendra progressivement contagieux, jusqu’à devenir *Infecté asymptomatique* (3 chances sur 10) ou *Infecté symptomatique* (7 chances sur 10). La contagiosité d’un individu symptomatique est estimée à partir du R_0 (voir point précédent) et est considérée comme étant le double de celle d’un individu asymptomatique.
- *Infecté* → *Retiré* : après 14 jours en moyenne, un individu *Infecté* est considéré *Retiré* et n’est plus contagieux dans le modèle.

3.3 Modélisation à l’échelle individuelle

Le modèle SEIR modélise la dynamique collective de l’épidémie. À l’échelle de l’individu, nous modélisons un certain nombre de caractéristiques de la maladie et de la lutte contre celle-ci. Un infecté symptomatique peut être hospitalisé. Dans ce cas, il n’est plus mobile le temps de l’hospitalisation, ce qui

1. Institut Pasteur : <https://www.pasteur.fr/en/medical-center/disease-sheets/covid-19-disease-novel-coronavirus>

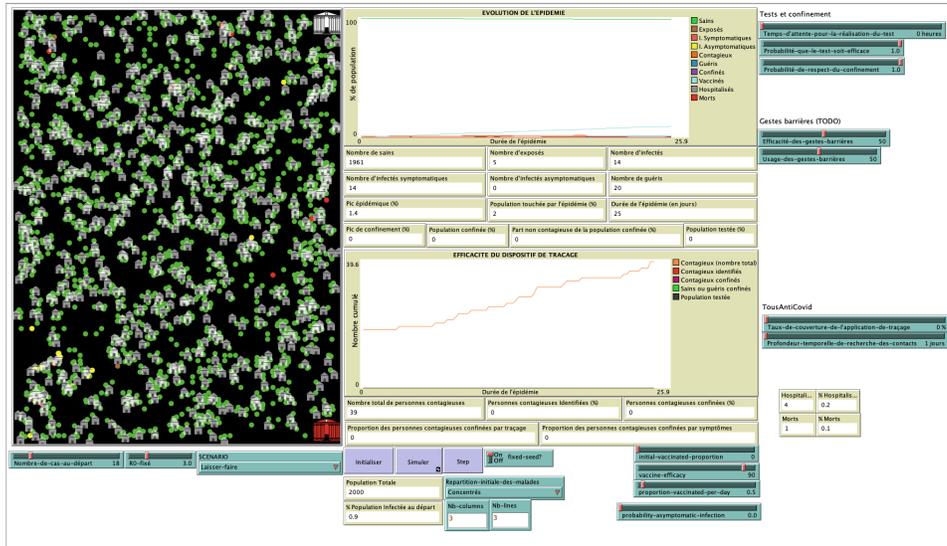


FIGURE 1 – L’interface du simulateur Netlogo

diminue beaucoup ses probabilités d’infecter d’autres agents. Un infecté symptomatique peut également décéder. Un infecté symptomatique ou un agent prévenu par un processus de traçage peuvent se tester, et en cas de test positif ont une probabilité paramétrable de s’isoler chez eux pour limiter leurs contacts. Les contacts entre individus sont journalisés, ce qui permet la modélisation d’actions de traçage, que ce soit humain ou via une application.

3.4 Modélisation des vaccins

L’effet des vaccins est modélisé par quatre paramètres indépendants, représentant leur effet sur :

- la probabilité d’être infecté ;
- la contagiosité en cas d’infection, qui modifie la probabilité d’infecter les autres ;
- la probabilité d’être hospitalisé ;
- et la probabilité de décès.

La vitesse à laquelle la population se fait vacciner est paramétrable. Les agents vaccinés sont tirés au hasard parmi la population non actuellement *Testée positive*.

3.5 Le simulateur

La figure 1 montre l’interface du simulateur, implémenté en Netlogo. La partie gauche est une représentation spatiale des agents. La partie droite permet de fixer un certain nombre de paramètres initiaux et de suivre les variables de sortie retenus, en affichage numérique ou en courbes.

Cette version du simulateur nous a permis d’étudier un certain nombre de mesures contre l’épidémie, comme [les politiques de confinement](#) ou [les logiciels de traçage](#).

Le travail sur les vaccins est plus récent et nous devons ajouter à notre modèle existant

- une segmentation en âge, parce que la gravité de la maladie et donc l’apport de la vaccination varie avec l’âge ;
- la baisse dans le temps des efficacités vaccinales ;
- la possibilité de repasser de l’état *Retiré* à *Susceptible*, l’efficacité de la protection acquise par la maladie s’étant avérée elle aussi décroissante au cours du temps.

4 Perspectives

Ce simulateur n’a pas pour but de prédire l’évolution future de l’épidémie. Cependant, il permet déjà d’explorer divers scénarios et de répondre à différentes questions. Dans des travaux futurs, nous envisageons les quelques pistes suivantes.

Tout d’abord, en segmentant notre modèle individuel et vaccinal par classe d’âge, nous pourrions comparer plusieurs stratégies vaccinales : faut-il donner la priorité aux personnes fragiles, à certaines professions exposées, ou bien aux actifs ayant plus de contacts ?

Ensuite, nous voulons simuler la propagation du virus dans différents pays ayant des niveaux de vaccination différents, avec des individus mobiles d’un pays à l’autre. Cela permettra d’illustrer le besoin d’équilibrer l’accès à la vaccination au niveau global, ce qui est loin d’être le cas aujourd’hui : alors que les pays industrialisés commencent à distribuer la 4^e dose à certaines parties de leur population, à peine 5 à 10% de la population est vaccinée dans d’autres pays [Unmübig, 2022].

Enfin, nous voulons étudier la dynamique de la vaccination en fonction de la confiance, pour montrer qu’au-delà de la disponibilité de doses de vaccins, il faut aussi motiver la population à se vacciner pour atteindre un niveau d’efficacité suffisant. En effet, cette confiance, en plus d’évoluer au cours d’une campagne de vaccination, est influencée par les décisions prises dès le début de l’épidémie. Son implémentation permettrait donc d’exposer l’importance des informations présentées

au public et des mesures mises en place à tout moment d'une pandémie, ainsi que leur impacte sur les décisions futures.

Remerciements

Ce travail fait suite à l'initiative CovPrehension, dont nous remercions tous les membres. Le stage de Calvin Massonnet est financé par le programme CNRS MODCOV19.

Références

- [Adam, 2020] Adam, C. (2020). Vigiflood : Evaluating the impact of a change of perspective on flood vigilance. *Int. Disaster Risk Management Journal*, 10(1).
- [Adam and Arduin, 2022] Adam, C. and Arduin, H. (2022). Finding and explaining optimal screening strategies with limited tests during the COVID-19 epidemics. In *19th International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management ISCRAM*, Tarbes, France.
- [CovP., 2020] CovP. (2020). Understanding the current covid-19 epidemic : one question, one model. *RofASSS (Review of Artificial Societies and Social Simulation)*.
- [Daudé et al., 2019] Daudé, E., Chapuis, K., Taillandier, P., Tranouez, P., Caron, C., Drogoul, A., Gaudou, B., Rey-Coyrehourq, S., Saval, A., and Zucker, J.-D. (2019). ESCAPE : Exploring by Simulation Cities Awareness on Population Evacuation. In *ISCRAM*, Valencia, Spain.
- [Daudé and Tranouez, 2020] Daudé, É. and Tranouez, P. (2020). Escape-sg : Un simulateur d'évacuation massive de population pour la formation des acteurs à la gestion de crise. *NETCOM : Réseaux, communication et territoires/Networks and Communications Studies*.
- [Di Domenico et al., 2020] Di Domenico, L., Pullano, G., Sabbatini, C. E., Boëlle, P.-Y., and Colizza, V. (2020). Impact of lockdown on covid-19 epidemic in île-de-france and possible exit strategies. *BMC medicine*, 18(1) :1–13.
- [Doussin et al., 2021] Doussin, B., Adam, C., and Georges, D. (2021). Combining SIR and agent-based models of the COVID-19 epidemics. In *GAMA days*.
- [Gaudou et al., 2020] Gaudou, B., Huynh, N. Q., Philippon, D., Brugière, A., Chapuis, K., Taillandier, P., Larmande, P., and Drogoul, A. (2020). Comokit : A modeling kit to understand, analyze, and compare the impacts of mitigation policies against the covid-19 epidemic at the scale of a city. *Frontiers in public health*, 8.
- [Goldstein et al., 2021] Goldstein, P., Yeyati, E. L., and Sartorio, L. (2021). Lockdown fatigue : The diminishing effects of quarantines on the spread of covid-19. CID Working Papers 391, Center for International Development at Harvard University.
- [Institut Pasteur, 2020] Institut Pasteur (2020). Covid-19 disease (novel coronavirus/novel coronavirus). <https://www.pasteur.fr/en/medical-center/disease-sheets/covid-19-disease-novel-coronavirus>. Accessed Feb. 23, 2021.
- [Li et al., 2021] Li, J., Giabbanelli, P., et al. (2021). Returning to a normal life via covid-19 vaccines in the united states : A large-scale agent-based simulation study. *JMIR Medical Informatics*, 9(4) :e27419.
- [Mossong et al., 2008] Mossong, J., Hens, N., Jit, M., Beutels, P., Auranen, K., Mikolajczyk, R., Massari, M., Salmaso, S., Tomba, G. S., Wallinga, J., Heijne, J., Sadkowska-Todys, M., Rosinska, M., and Edmunds, W. J. (2008). Social contacts and mixing patterns relevant to the spread of infectious diseases. *PLOS Medicine*, 5(3) :1–1.
- [Nieves-Cuervo et al., 2021] Nieves-Cuervo, G. M., Manrique-Hernández, E. F., Robledo-Colonia, A. F., and Grillo, A. E. K. (2021). Infodemic : fake news and covid-19 mortality trends in six latin american countries. *Pan American Journal of Public Health*, 45 :e44–e44.
- [Pilichowski et al., 2021] Pilichowski et al. (2021). Enhancing public trust in covid-19 vaccination : The role of governments. Technical report, OECD Policy Responses to Coronavirus (COVID-19).
- [Taillandier and Adam, 2018] Taillandier, F. and Adam, C. (2018). Games ready to use : A serious game for teaching natural risk management. *Simulation & Gaming*, 49(4) :441–470.
- [Tatapudi et al., 2021] Tatapudi, H., Das, R., and Das, T. (2021). Impact of vaccine prioritization strategies on mitigating covid-19 : an agent-based simulation study using an urban region in the united states. *BMC Medical Research Methodology*, 21(272).
- [Unmüßig, 2022] Unmüßig, B. (2022). Covid-19 pandemic, vaccine distribution and global justice : the story so far. Technical report, Heinrich Boell Foundation, Brussels, European Union. <https://eu.boell.org/en/2022/02/16/covid-19-pandemic-vaccine-distribution-and-global-justice-story-so-far>.
- [Wolfe et al., 2021] Wolfe, K., Sirota, M., and Clarke, A. D. (2021). Age differences in covid-19 risk-taking, and the relationship with risk attitude and numerical ability. *Royal Society open science*, 8(9) :201445.