

[COVID Information Commons \(CIC\) Research Lightning Talk](#)

[Transcript of a Presentation by Leila Hedayatifar \(New England Complex Systems Institute\)  
October 10, 2023](#)



[Title: Effects of preventive protocols in COVID spread, an agent-based framework](#)

[Leila Hedayatifar CIC Database Profile](#)

[NSF Award #: 2032536](#)

[YouTube Recording with Slides](#)

[Fall 2023 CIC Webinar Information](#)

[Transcript Editor: Julie Meunier](#)

---

[Transcript](#)

*Slide 1*

Bonjour à tous, c'est un plaisir d'être ici dans ce webinaire. Oui, le webinaire précédent remonte à plus d'un an et portait sur les résultats que nous avons obtenus pour le premier projet financé par la NSF. C'est une nouvelle direction que nous prenons. Ici, je vais présenter l'étude et l'investigation que nous avons menées pour vérifier les effets des protocoles préventifs liés à la COVID en utilisant un cadre basé sur les agents.

*Slide 2*

Tout d'abord, je veux parler de pourquoi nous étudions les modèles épidémiques. Les modèles épidémiques nous aident à comprendre comment les maladies infectieuses se propagent dans une société. Ces modèles nous fournissent des informations sur différents facteurs cruciaux pour développer des interventions de santé publique efficaces. Ils nous permettent également de faire des prédictions sur l'impact potentiel d'une pandémie et d'évaluer l'efficacité des interventions telles que la vaccination, la distanciation sociale, les restrictions de voyage et d'autres mesures préventives. De plus, les décideurs s'appuient sur les modèles épidémiques pour formuler des politiques et des directives fondées sur des preuves. L'une des choses les plus importantes est que le partage de modèles épidémiques simplifiés avec le public peut améliorer la compréhension de la dynamique de transmission des maladies. Pour le public, quelque chose de très simple et compréhensible.

### Slide 3

Sur la base de ces idées que nous avons en tête, nous avons développé un modèle dans NetLogo. NetLogo est un environnement de modélisation multi-agents et un langage de programmation conçu pour simuler des systèmes complexes et modéliser des cadres basés sur des agents. Il vous permet d'avoir une figure pour l'ensemble du modèle que vous développez et de définir les paramètres. Vous pouvez considérer différentes situations pour eux, comme le curseur ou les icônes d'activation et de désactivation.

### Slide 4

Il vous permet également d'avoir des graphiques et des figures qui vous montrent comment le modèle évolue avec le temps, y compris comment différentes parties du modèle changent avec le temps. Je vais parler de ces chiffres plus tard.

### Slide 5

Maintenant, je vais passer en revue différentes parties du modèle que nous avons développé - un modèle basé sur des agents. Il spécifie la dynamique selon laquelle une population d'agents s'engage dans des interactions et évolue au fil du temps. Nous avons un réseau d'agents qui sont connectés les uns aux autres et nous considérons différents paramètres et attributs pour ces agents ou individus dans notre réseau. Premièrement, ce sont les connexions. Ces connexions représentent un réseau. Nous avons un ensemble de nombres, de nœuds ou d'agents, puis nous avons le degré moyen du nœud qui représente les connexions pour chaque nœud. Nous avons connecté les différents nœuds les uns aux autres en fonction de ce nombre moyen. Ensuite, nous déplaçons les nœuds et plaçons les nœuds auxquels ils sont connectés à proximité les uns des autres. Cela simule les connexions locales pour chaque personne. Ensuite, nous créons des connexions à longue distance qui simulent si les gens voyagent vers un autre endroit ou s'ils se déplacent vers un endroit différent et établissent des liens avec des personnes qui ne sont pas habituellement proches d'eux. Ensuite, nous considérons les paramètres démographiques tels que l'âge et le sexe. Pour l'âge et le sexe, nous avons l'option de considérer ces effets dans le modèle, si nous voulons tenir compte de la distribution des âges, ou si nous voulons qu'elle soit une distribution aléatoire, ou si nous voulons utiliser la distribution de la population par âge aux États-Unis, tirée du recensement. Nous sommes en mesure de vérifier la plage d'âge ou le pourcentage d'hommes et de femmes de la population. Cela nous permet de simuler différents environnements, ce qui était l'une des choses intéressantes que nous voulions étudier. L'autre est le niveau de risque sanitaire. Nous avons considéré quatre niveaux de risque sanitaire différents : les personnes de plus de 65 ans, les femmes enceintes et les personnes ayant des problèmes de santé ou des problèmes de santé graves. Il est possible pour le modèle de définir combien de cas nous voulons avoir dans notre simulation et de voir ce qui se passe dans le modèle.

### Slide 6

Ensuite, nous appliquons le modèle SIR. C'est un modèle épidémiologique fondamental basé sur des équations différentielles utilisées pour comprendre et analyser la propagation des maladies infectieuses. Il a trois compartiments différents : les individus qui sont susceptibles à la maladie

mais qui n'ont pas encore été infectés, les individus qui sont actuellement infectés par la maladie et qui sont capables de propager la maladie à d'autres personnes, et les individus qui ont été infectés par la maladie, qui se sont rétablis et qui sont maintenant immunisés contre une nouvelle infection pendant un certain temps. Nous avons les paramètres pour eux. Tout d'abord, les cas infectés initiaux qui garantissent le début de la propagation de la maladie. Ensuite, nous avons la chance de contracter la COVID, qui est la probabilité de transmission de la COVID. Cela peut être modifié en fonction des différentes variantes de la COVID. Nous avons la période d'infection et la période d'immunité. Les paramètres que nous avons pour les cas symptomatiques et les cas asymptomatiques, y compris la durée active pendant laquelle ils peuvent transmettre la maladie. Nous avons également la distribution que nous avons pour les cas symptomatiques. L'autre paramètre qui était important pour nous était le COVID long. Nous voulions pouvoir l'étudier ou non. Il est simplement considéré en fonction d'un seuil, après ce seuil, s'ils ont encore des symptômes, ils seront considérés comme atteints du COVID long. Et une petite partie des cas étaient super immunisés - c'est très petit, mais comme cela a été rapporté dans le modèle et dans les données, nous l'avons considéré dans le modèle.

#### Slide 7

Les protocoles préventifs sont les moyens préventifs par lesquels les gens contribuent à prévenir la propagation d'une maladie. Ceux que nous avons pour la COVID comprenaient le port de masques, la distanciation sociale, ou l'isolement des personnes malades, et aussi la vaccination. Pour ces modèles préventifs, nous avons considéré deux ensembles différents de paramètres : les pourcentages de précaution, qui sont liés à la façon dont les gens se comportent, et les pourcentages de vaccination. Pour la vaccination, nous avons considéré si nous voulions avoir des vaccinations dans le modèle ou non. Devrait-il s'agir du pourcentage de personnes vaccinées, de l'efficacité de la vaccination, également de la décroissance de l'efficacité de la vaccination, et aussi de la priorité de la vaccination (cela nous a permis de commencer à vacciner les personnes qui sont à un niveau de risque élevé).

#### Slide 8

Le modèle de compartiment, dans notre modélisation, ces types de modèles nous permettent d'avoir des agents dans un état spécifique et nous pouvons suivre le nombre d'agents dans chaque compartiment au fil du temps. Si nous cliquons sur la configuration, nous allons avoir un ensemble de nœuds avec les connexions moyennes définies, les connexions à longue distance et les autres attributs que j'ai expliqués dans les diapositives précédentes. Ensuite, à chaque instant, le modèle vérifie les états des agents et met à jour cet état en fonction de l'état précédent de leurs voisins. Ensuite, en exécutant le modèle, nous pouvons voir comment différents compartiments du modèle changent dans le système, dans le modèle, au fil du temps. Il existe également d'autres mesures que nous pouvons effectuer. Par exemple, nous étions intéressés par le nombre d'agents réinfectés dans le modèle. Combien de fois, combien de nœuds, ou quel pourcentage de nœuds sont à nouveau infectés ? Nous voulions aussi connaître la productivité. La productivité est calculée en fonction des cas asymptomatiques - ils ne sont pas productifs pendant la période où ils sont symptomatiques. Nous calculons le pourcentage de personnes qui ont des symptômes.

## Slide 9

Toutes ces choses que j'ai expliquées jusqu'à présent et le modèle dans NetLogo nous permettent de parcourir le modèle, de jouer avec les paramètres et de voir comment différents paramètres ou politiques préventives peuvent changer le comportement du système. Comment la situation change et comment différents compartiments des systèmes changent. Mais si nous voulons voir le comportement moyen du système, nous devons faire de multiples réalisations. Pour cela, nous devons créer un ensemble de multiples réalisations avec le même ensemble de paramètres. Sur la base de cela, nous pouvons analyser le comportement moyen du système et explorer divers résultats potentiels du modèle. Ici, je vais vous montrer une configuration de paramètres utilisée lorsque nous exécutons le modèle. Nous allons voir différentes situations se produire parce que nous avons une certaine aléatoire dans le modèle et que cette aléatoire au fil du temps peut changer le comportement du système.

## Slide 10

Nous avons réalisé plusieurs choses. Pour n'importe quel ensemble de paramètres - ici, je vais vous montrer simplement quelques-uns des résultats que nous avons trouvés basés sur notre modèle. Pour chacun de ces graphiques et pour chaque point, nous avons exécuté le modèle 100 fois. Nous avons effectué le calcul moyen pour chacune de ces exécutions. J'ai quatre figures ici et je vais essayer d'expliquer ces quatre figures en peu de temps. L'axe des x représente la probabilité de transmission, qui est la chance d'obtenir la COVID. Sur l'axe des x, nous avons le nombre moyen d'infections par nœud. Cela montre combien de fois ils ont été infectés. La barre de couleur représente la durée moyenne de la pandémie et combien de fois nous avons exécuté le code. Le temps d'arrêt du code est le moment où nous n'avons plus aucun cas infecté ou cas immunisé dans le modèle. Ce graphique représente le degré moyen des nœuds - au début de la pandémie, si vous vous en souvenez, les décideurs ont essayé de convaincre les gens de réduire leurs connexions, de minimiser leurs connexions avec d'autres personnes. Ici, nous montrons qu'en passant de connexions élevées à faibles connexions, vous pouvez voir que même avec des connexions élevées et des probabilités de transmission faibles, la maladie se propage très rapidement dans le système. Le nombre moyen d'infections est d'environ un, ce qui signifie que la plupart des cas voient l'infection très rapidement, en très peu de temps. Mais à mesure que les connexions sont réduites, nous voyons qu'il y a un changement vers des probabilités plus élevées que la maladie ne se propage pas - cela prend du temps pour la maladie et nous avons de nombreuses réinfections, des cas où les gens sont réinfectés. Dans des degrés très faibles, même pour une probabilité très élevée de transmissions, le temps d'exécution du modèle est plus long, même avec les quelques cas de réinfection. Donc, cela prend plus de temps lorsque nous réduisons la connexion. Il faut plus de temps pour que la maladie se propage dans la société et circule ensuite.

## Slide 11

Pour les connexions à longue distance, encore une fois, nous voyons que lorsque nous passons de 0 % de connexions à longue distance à 20 % de connexions à longue distance, le comportement change. Vous pouvez voir que, encore une fois, il y a un changement dans la probabilité de

transmissions. Lorsque nous avons beaucoup de connexions à longue distance, même pour de courtes périodes de temps, la maladie va se propager rapidement. Mais lorsque nous éliminons les connexions à longue distance, la maladie prend plus de temps à se propager et il y a moins de cas de réinfection.

#### Slide 12

Ici, je montre la durée moyenne sur l'axe des y. Pour les précautions, nous sommes passés de 0 % à 100 %. Vous pouvez voir que lorsque la précaution est nulle, même avec une faible probabilité de transmission, il y a un pic dans la durée de la pandémie. Cela prend beaucoup de temps à circuler dans la société et il y a un taux élevé d'infection. Cependant, à mesure que nous augmentons les niveaux de précaution, comme celui que nous voyons ici où la précaution est à 100 %, tous les cas ne sont pas infectés et la propagation de la maladie s'arrête rapidement.

#### Slide 13

Cette figure représente les résultats pour le pourcentage de vaccination. Vous pouvez voir que même avec un faible pourcentage de vaccination, nous observons un grand changement dans le nombre de cas et dans la durée de la pandémie. Pour des probabilités plus élevées également, le temps change, ce qui est très important car au début - rappelez-vous que ces vaccinations ont commencé après trois mois - nous étions intéressés de voir comment cela allait impacter d'autres situations. Je ne l'ai pas montré ici, mais vous pouvez voir que même de petits changements peuvent faire beaucoup de différences.

#### Slide 14

En conclusion, je peux dire que notre modèle représente la propagation d'un virus au sein d'une population, en tenant compte d'un certain nombre de cas infectés initiaux et de savoir s'il peut se propager à toute la population ou être contenu avant d'infecter certains individus. Et sur la base de ces chiffres, je peux dire que la réduction des connexions locales et à longue distance, en moyenne, agit comme un moyen de dissuasion contre la propagation rapide de la maladie. La mise en œuvre de politiques préventives et de vaccination ralentit non seulement la propagation de la maladie, mais diminue également la probabilité de réinfection. Ce sont quelques-uns des résultats de ce travail, qui est toujours en cours. Nous aurons de nombreux autres résultats à l'avenir.

#### Slides 15-16

Je tiens à remercier mes collègues pour ce travail. Merci de m'avoir écouté.