

Modélisation statistique en épidémiologie

- PROJET S8-SISN / GROUPE 13 -

Equipe Projet :

Andrea Cristofoli

Hind Choukri

Mehdi Lamy-Chapuis

Yassine Laribi

Tuteur Projet :

Antoine Roueff

Mai 2021

TABLES DE MATIERES

I.	<i>Remerciements</i>	3
II.	<i>Introduction</i>	4
III.	<i>Objectif du projet</i>	4
IV.	<i>Étude bibliographique et rappel des principaux événements</i>	5
	1. <i>Chronologie des étapes les plus importantes de l'épidémie de COVID-19 en France</i>	6
	2. <i>Analyse du taux de reproduction</i>	7
	3. <i>Première approche théorique se basant sur le taux de reproduction</i>	8
	4. <i>Conclusion sur l'étude bibliographique</i>	10
V.	<i>Modélisation</i>	11
	1. <i>Choix du modèle</i>	11
	2. <i>Estimation des paramètres de la modélisation SEIR</i>	13
	3. <i>Prise en compte des incertitudes : Méthode de Monte-Carlo</i>	14
VI.	<i>Résultats et interprétations</i>	14
	1. <i>Scénario réaliste</i>	15
	2. <i>Scénario réaliste, confinement anticipé ou retardé</i>	17
	3. <i>Scénario réaliste, influence de la durée du confinement</i>	21
	4. <i>Scénario réaliste, influence de la dureté des mesures</i>	25
VII.	<i>Conclusion</i>	30
VIII.	<i>Références</i>	31

I. Remerciements

Nous tenons à remercier notre tuteur Monsieur Antoine Roueff pour sa pédagogie, sa disponibilité ainsi que le temps qu'il nous a consacré tout le long de ce projet. Ses conseils durant les réunions nous ont permis dans un premier temps de comprendre les attendus du projet, et de suivre nos objectifs malgré le temps limité. Nous lui exprimons notre gratitude. Chacun de nos échanges a nourri notre analyse.

II. Introduction

La propagation de l'épidémie du coronavirus, qui a commencé à circuler dans le monde entier en décembre 2019, a incité les différents gouvernements à imposer, en urgence, des mesures sanitaires afin de freiner la circulation du virus qui se caractérise par sa brutalité et par son taux de contagiosité élevé.

La situation est alarmante : des millions de nouveaux cas et des milliers de morts chaque jour partout dans le monde. Ainsi, chaque pays a pris ses propres décisions : un confinement total ou partiel, un couvre-feu, la fermeture des frontières terrestres et aériennes... pour pouvoir contrôler la situation et limiter au maximum le contact entre les gens.

A posteriori, il est intéressant de mesurer l'impact de ces mesures à l'aide des nombreuses données qui sont maintenant disponibles.

III. Objectif du projet

Avec l'épidémie de Covid-19, nous constatons la difficulté que les épidémiologistes ont pour prédire l'évolution d'une pandémie. Cette difficulté se reflète sur les prises de décisions politiques qui pourtant requièrent une information fiable. L'objectif de ce projet est d'utiliser les données disponibles pour aborder la question suivante :

Peut-on mesurer rigoureusement l'influence d'un confinement sur la tendance épidémique ?

Cette étude reposera sur les données disponibles en France depuis le début de l'épidémie sur les sites du gouvernement français [1][2], ainsi que les études réalisées par l'INRAE [3] dédiées à la biostatistique et aux processus spatiaux, le site covid-ete.ouvaton.fr [4] qui répertorie l'ensemble du travail du groupe de modélisation de l'équipe ETE (Laboratoire MIVEGEC, CNRS, IRD, Université de Montpellier) et le site CovidTracker [5] qui est un outil permettant de suivre l'évolution épidémique en France et dans le monde. Au cours de cette étude nous avons implémenté un modèle prenant en compte les erreurs présentent sur les données réelles afin d'analyser l'influence de la date de confinement, de la durée du confinement et la dureté du confinement sur l'évolution de l'épidémie.

IV. Étude bibliographique et rappel des principaux évènements

Le confinement est l'une des stratégies sanitaires les plus adoptées par les gouvernements afin de réduire les risques de propagation du virus. En effet, une telle mesure permet de favoriser la distanciation sociale et minimiser les contacts entre les différentes personnes et par conséquent minimiser le risque de contagion étant donné plusieurs facteurs :

- Les symptômes du virus peuvent apparaître jusqu'à une semaine après la contamination et pendant cette période, il y a risque de contagion.
- Pour la plupart des infectés, il n'y a pas de symptômes (porteurs sains) mais ils restent contagieux pour une période qu'on ne peut qu'estimer. Ces personnes ne se rendent pas forcément compte qu'elles sont porteuses du virus et viennent donc fausser les estimations du nombre de cas.
- Même en cas de respect des gestes barrières (port de masques, distanciation...), il y a toujours la probabilité de contracter le virus, qui se transmet par voie aérienne, dans les moyens de transport, les marchés...

Notre étude bibliographique [1-5] indique que l'influence d'un confinement peut être mesurée à l'aide de plusieurs paramètres : le nombre de reproductions initiales et temporelles, le nombre de cas testés positifs, le nombre de cas hospitalisés, le nombre de cas en réanimation, le nombre de décès... Le problème est donc particulièrement complexe.

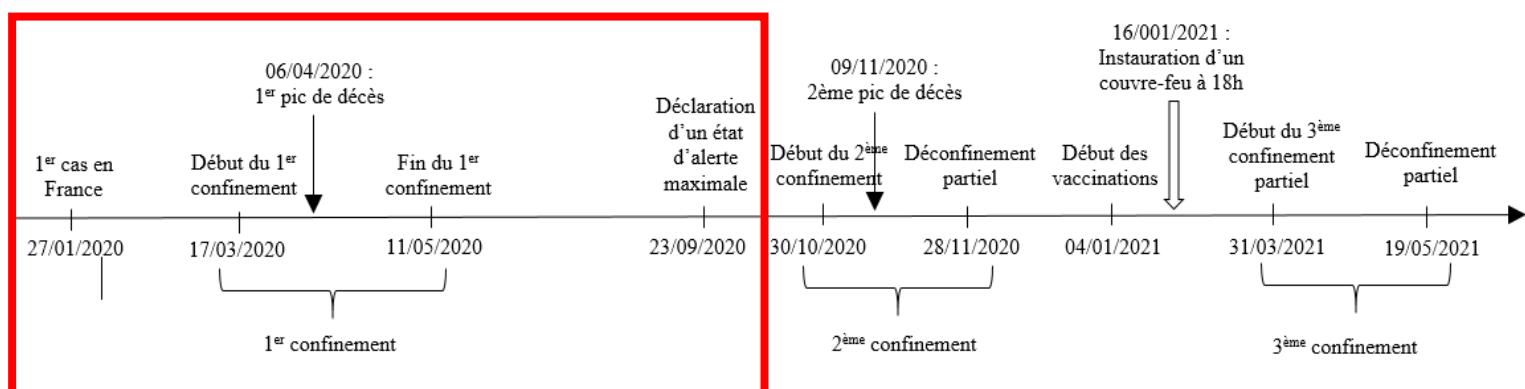
Afin de mieux comprendre la problématique et surtout l'effet d'une mesure sanitaire telle que confinement, on s'est intéressé dans un premier temps à l'étude théorique de l'évolution de ces paramètres à partir des données et des courbes fournies par le site Santé publique France. Il s'est avéré finalement que les variables les plus adéquates pour caractériser l'évolution de l'épidémie sont : le taux de reproduction, le nombre d'hospitalisation, le taux d'incidence, et le nombre de décès cumulés. Les approches se basant sur des paramètres tels que le nombre de cas testés positifs par jour ou le nombre de décès journaliers ne nous semblent pas être, au vu des erreurs d'estimations sur ces paramètres, les meilleurs indicateurs de l'état réel de l'épidémie à un instant t. Par exemple le nombre de cas testés positifs ne reflète pas le nombre de cas infectés réels. Celui-ci est en réalité supérieur car les personnes asymptomatique ou symptomatique qui ne se font pas tester ne sont pas prises en compte dans l'estimation.

Par conséquent, nous avons choisi les paramètres que nous souhaitions étudier en nous basant sur deux critères :

- Les faibles incertitudes sur ces valeurs : Par exemple, le nombre d'hospitalisation est donné avec une grande fiabilité puisqu'il s'agit du nombre personnes qui ont été déclarée dans les hôpitaux contrairement au nombre de cas testés positifs qui augmente si on augmente le taux de dépistage.
- Le délai qui existe entre la mise en application d'une mesure de contrôle (couvre-feu, confinement...) et sa manifestation au niveau de ces paramètres. Il nous semble important de prendre en compte ce délai afin de choisir les paramètres qui ont un délai minimal et qui permettent d'avoir rapidement une vision claire de la situation après l'application de cette mesure : Par exemple, le délai entre une mesure de contrôle (fermeture des écoles, confinement...) et sa manifestation au niveau des nouvelles hospitalisations est d'environ 2 semaines (on estime à 5 jours le temps d'apparition des symptômes et à 8 jours le temps entre l'apparition des symptômes et l'hospitalisation pour les cas sévères) alors que le délai entre une intervention et sa manifestation au niveau des décès est évidemment plus long et est de l'ordre de 3 à 5 semaines. Le choix de paramètres étudié prend en compte ce délai plus ou moins important

1. Chronologie des étapes les plus importantes de l'épidémie de COVID-19 en France

Depuis le début de l'épidémie, les événements s'enchaînent et s'accélèrent. Chaque jour de nouvelles informations circulent et de nouvelles mesures sont prises selon l'état de l'épidémie pour essayer de freiner sa propagation. Les dates à retenir figurent sur cette frise chronologique. On s'intéressera particulièrement à la période encadrée en rouge



2. Analyse du taux de reproduction

La capacité de transmission du virus Covid-19 se mesure par un nombre appelé **taux de reproduction R(t) du virus** qui est le nombre moyen de cas secondaires provoqués par une seule personne infectée au cours de sa période contagieuse. Le taux **R_e (ou R(t) ou R)** est le **nombre de reproduction effectif** qui représente le nombre de nouveaux cas qu'une seule personne infectieuse va générer en moyenne à un instant t dans une population composée à la fois de personnes susceptibles et de personnes immunisées. Contrairement au taux R_e, le taux **R₀** représente le **nombre de reproduction initial (au début d'une épidémie) du virus**. Il indique le nombre moyen de nouveaux cas d'une maladie qu'une seule personne infectée et contagieuse va générer en moyenne dans une population sans aucune immunité et sans qu'aucune mesure ne soit prise pour lutter contre la propagation de cette maladie.

Un R supérieur à 1 signifie que le virus circule fortement dans la population et donc que l'épidémie progresse. Lorsque R est inférieur à 1,5 on est en seuil de vigilance et si R dépasse 1,5 on est en seuil d'alerte. Un R de 1,4 correspond à un temps de doublement des cas d'environ 2 semaines. Quand le R est inférieur à 1 l'épidémie régresse.

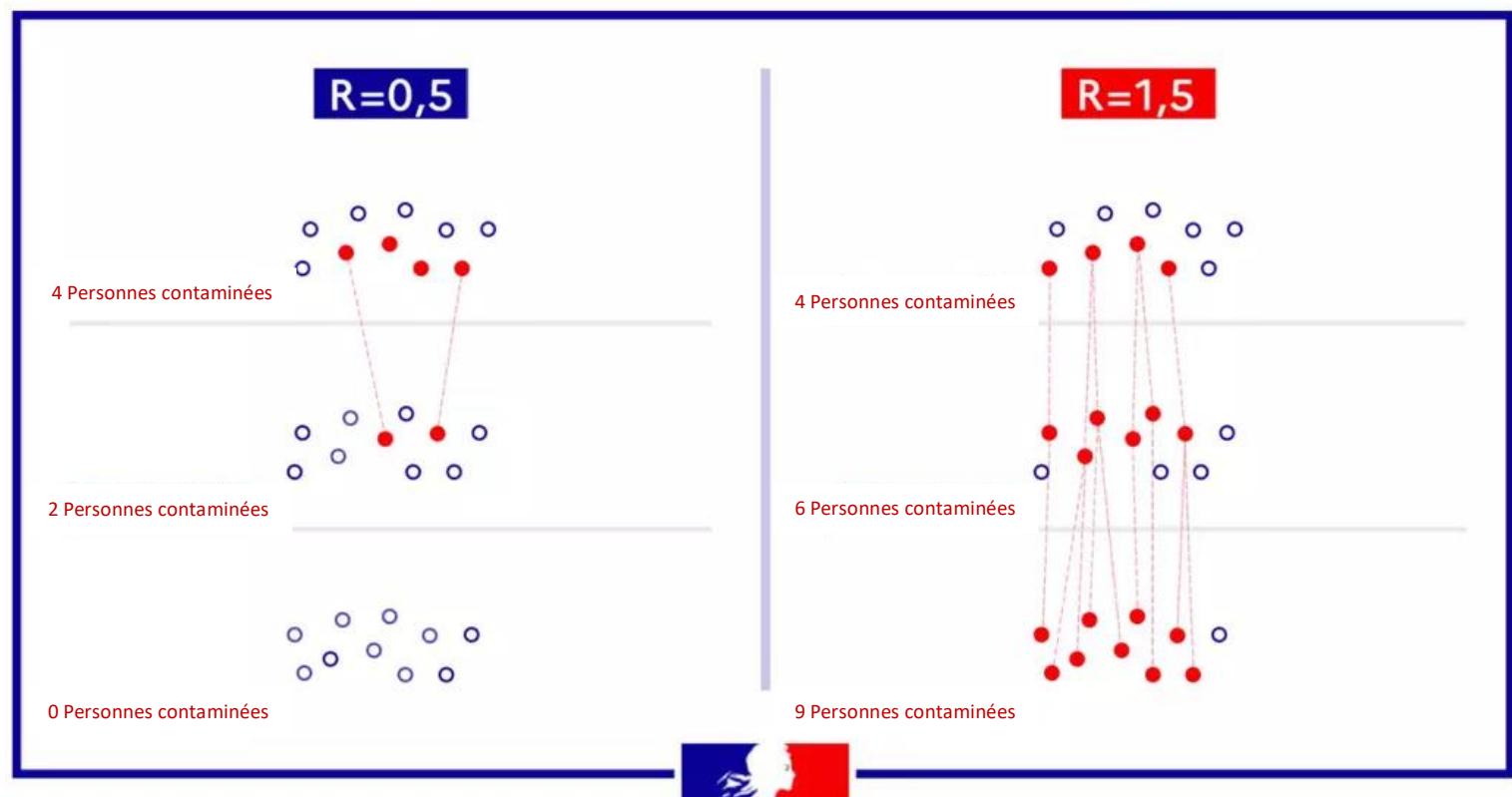


Figure - Propagation du virus en fonction des valeurs de R source : santé <https://www.santepubliquefrance.fr/>

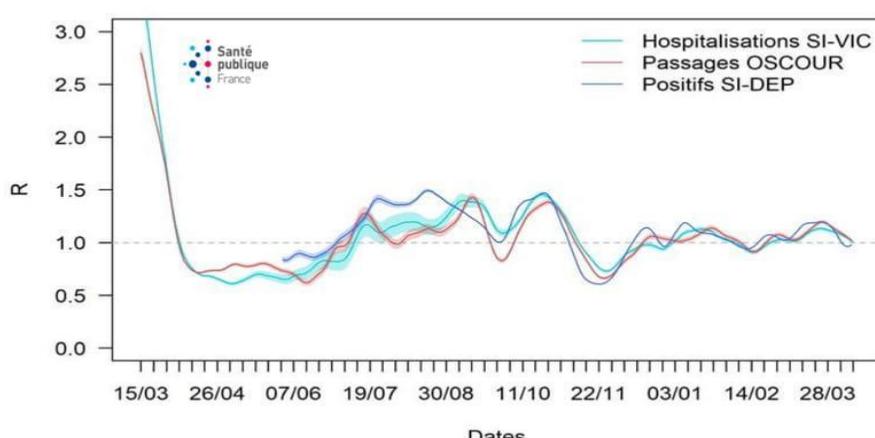
Le taux de reproduction initial R_0 se calcule à partir d'une population qui est entièrement susceptible d'être infectée (pas encore vaccinée ni immunisée) sous la formule suivante : $R_0 = \beta c D$, tels que “ β ” est la **probabilité d'être infecté après un contact**, “ c ” est la **fréquence des contacts humains** et “ D ” est la **durée de contagiosité** d'une personne infectée (jusqu'à 14 jours). R_0 dépend principalement de ces trois facteurs, et plus ils sont élevés, plus le R_0 sera important.

Le taux de reproduction effectif R_e évolue pendant l'épidémie en fonction des mesures de contrôle (confinement, distanciation physique, mesures d'hygiène...). Il peut se calculer à partir de différentes données : R_e est calculé à partir des nombres de cas confirmés en France (données virologiques, SI-DEP), à partir des données de passages aux urgences (OSCOUR) et à partir des données d'hospitalisation des cas de COVID-19 (données SI-VIC). Le R_e effectif est un indicateur de la dynamique de transmission du virus environ 1 à 2 semaines auparavant, plus simple d'interprétation que R_0 , il s'agit d'une estimation sur les derniers 7 jours du nombre moyen de personnes contaminées par un porteur du virus. En effet, ce nombre de reproduction du virus varie dans le temps et dans l'espace. Cependant le taux de reproduction effectif ne suffit pas à lui seul pour réaliser des interprétations sur l'évolution d'une épidémie. Il est nécessaire pour compléter les informations données par le taux de reproduction de s'intéresser à d'autres indicateurs tel que : **le taux d'incidence épidémique** qui désigne le nombre de personnes infectées sur une semaine sur 100 000 habitants et estimée sur la base du nombre de tests RT-PCR positifs, ou encore le **taux d'occupation des lits en réanimation par des patients COVID par rapport à la capacité initiale en réanimation** et enfin **le nombre de tests virologiques positifs au Covid-19 pour 100000 habitants par semaine**.

3. Première approche théorique se basant sur le taux de reproduction

Parmi les paramètres les plus utilisés dans l'étude de l'évolution d'une épidémie est le taux de reproduction qui permet de déterminer à chaque instant l'état de l'épidémie et par conséquent les mesures sanitaires à adopter et leurs efficacités.

Figure 26. Trajectoire du nombre de reproduction effectif (R_e -effectif) à partir des tests positifs au SARS-CoV-2 (SI-DEP), des passages aux urgences avec suspicion de COVID-19 (OSCOUR®) et des hospitalisations pour COVID-19 (SI-VIC), du 15 mars 2020 au 11 avril 2021, France métropolitaine



Sources : SI-DEP, OSCOUR® et SI-VIC

La figure ci-dessus, extraite du site Santé publique France, donne l'évolution du taux de reproduction depuis le début de l'épidémie.

- Avant le début du premier confinement le 17.03.2020, le taux de reproduction à partir des hospitalisations pour COVID était supérieur à 3.
- 1^{er} confinement (du 17 Mars 2020 au 11 Mai 2020) : Une semaine après l'établissement du 1^{er} confinement (confinement strict, respect des gestes barrières, contacts très rares entre les gens...), on note une baisse remarquable du taux de reproduction effectif qui passe en dessous de 1 en début de la 1^{ère} semaine du mois d'avril. Ce taux atteint la valeur de 0,8 vers le 11 mai d'où l'annonce du déconfinement ce qui représente un bon indicateur en termes de contrôle de l'épidémie.
- Phase du déconfinement : Après l'annonce du déconfinement, l'unique mesure mise en place sont les gestes barrières (port du masque, distanciation...) qui n'ont pas toujours été respectés, il y a eu réouverture de tous les lieux publics : les restaurants, les salles de cinéma, les boîtes de nuit et les centres commerciaux. On peut supposer que cela a engendré une nouvelle augmentation du taux de reproduction qui passe de 0,8 à 1,5 vers le début du mois de septembre.

➡ L'augmentation du taux après le déconfinement peut s'expliquer par l'effet du revers du confinement : Étant donné que beaucoup de personnes infectées se rencontrent, on repart de nouveau vers la hausse du nombre de cas. D'autre part, le confinement empêche la population de s'immuniser.

- 2^{ème} confinement (30 octobre 2020 au 28 Novembre 2020) : Étant donné le délai de 5 à 14 jours qui existe entre la contamination et l'apparition des symptômes, l'effet du confinement apparaît au moins deux semaines après l'annonce de cette mesure. Le taux de reproduction diminue pour atteindre une valeur de 0,7 vers le 25 novembre 2020 et la situation est à nouveau favorable puisque le taux est inférieur à 1 d'où l'annonce d'un déconfinement partiel (ouverture des centres commerciaux...).
- 2^{ème} déconfinement : Après la période des fêtes, la situation semble désormais défavorable : le taux de reproduction atteint un maximum de 1,2 la 1^{ère} semaine du mois de janvier (ceci désigne l'état de l'épidémie 1 ou 2 semaines avant c'est à dire lors de la période des fêtes la fin du mois de décembre), d'où la prise de décision par le gouvernement d'une intervention sanitaire.

- Absence de 3^{ème} confinement, mais instauration d'un couvre-feu : le couvre-feu ne semble pas avoir d'efficacité sur le taux de reproduction reste pratiquement constant avant la propagation du variant britannique les 1^{ères} semaines du mois de janvier qui se propage plus vite et est plus contagieux.

4. Conclusions sur l'étude bibliographique

- Si un confinement est instauré et respecté, une personne infectée peut contaminer en moyenne 0.8 personnes (si on arrive à annuler tout contact possible entre les personnes, ce chiffre va tendre vers 0 mais ceci n'est pas possible. En effet il existe toujours des contacts entre les personnes qui continuent à travailler pendant le confinement). Ce chiffre s'élève à 3 personnes avant le confinement. D'où les meilleurs résultats obtenus pour le 1^{er} confinement. Le 2^{ème} confinement ainsi que le 3^{ème} confinement n'ont pas eu les mêmes impacts sur l'évolution des paramètres caractéristiques de l'épidémies, on peut supposer que cela est dû au fait qu'ils étaient moins stricts et que les contacts ont eu lieu plus fréquemment.
- Le confinement sert, ainsi, à ralentir la propagation de l'épidémie afin de gagner du temps et pouvoir immuniser un maximum de personnes pendant cette période et éviter la surcharge des hôpitaux (Les personnes infectées deviennent immunisées pendant cette période, recours à un dépistage massif, vaccination...)

L'analyse des faits ne permet pas d'avoir de certitudes sur les mécanismes mis en jeux. L'objectif de la prochaine partie est justement de montrer par plusieurs analyses réalisées à l'aide d'une simulation que les paramètres, que sont la date d'applications des mesures, leur durée et leur dureté semblent être les paramètre clés de la gestion d'une épidémie. De plus grâce aux calculs d'intervalles de confiance à 95% sur chaque valeur étudiée, montrer qu'il existe un délai entre la date d'application d'une mesure et l'observation de son effet significatif ou non.

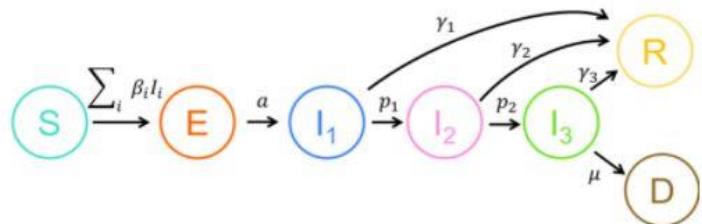
V. Modélisation

1. Choix du modèle

À la suite de l'étude bibliographique présentée précédemment, nous avons choisi le modèle SEIR qui est largement utilisé dans le monde de l'épidémiologie [8]. Ce modèle permet de décrire l'évolution d'une épidémie au cours du temps selon le système différentiel suivant :

$$\begin{aligned}\dot{S} &= -\beta_1 I_1 S - \beta_2 I_2 S - \beta_3 I_3 S \\ \dot{E} &= \beta_1 I_1 S + \beta_2 I_2 S + \beta_3 I_3 S - a E \\ \dot{I}_1 &= a E - \gamma_1 I_1 - p_1 I_1 \\ \dot{I}_2 &= p_1 I_1 - \gamma_2 I_2 - p_2 I_2 \\ \dot{I}_3 &= p_2 I_2 - \gamma_3 I_3 - \mu I_3 \\ \dot{R} &= \gamma_1 I_1 + \gamma_2 I_2 + \gamma_3 I_3 \\ \dot{D} &= \mu I_3\end{aligned}$$

Système différentiel SEIR



Principe du modèle SEIR, division de la population en catégories distinctes

Variables d'entrée :

S : Individus sensibles

E : Individus exposés - infectés mais pas encore infectieux ou symptomatiques

I_i : Individus infectés dans la classe de gravité i . La gravité augmente avec i et nous supposons que les individus doivent passer par toutes les classes précédentes.

- I_1 : Infection légère (hospitalisation non requise)
- I_2 : Infection sévère (hospitalisation requise)
- I_3 : Infection grave (hospitalisation requise)

R : Individus qui ont récupéré de la maladie et sont maintenant immunisés

D : Individus morts

$N = S+E+I_1+I_2+I_3+R+D$: Taille totale de la population (constante)

Paramètres :

β_i : Taux auquel les individus infectés de la classe I_i entrent en contact avec des sujets sensibles et les infectent

a : Taux de progression de la classe exposée à la classe infectée

γ_i : Taux auquel les individus infectés de la classe I_i guérissent de la maladie et deviennent immunisés

p_i : Taux de progression des individus infectés de la classe I_i vers la classe I_{i+1}

μ : Taux de mortalité des individus au stade le plus grave de la maladie

On scinde donc la population en plusieurs catégories par rapport à l'épidémie : S, E, I, R et D. On peut alors obtenir via une résolution numérique [7] les courbes suivantes qui représentent l'évolution des variables dans le temps. Afin de modéliser des mesures telles que le confinement, la distanciation sociale, le port du masque on peut modifier la valeur du paramètre β . Plus la mesure est stricte, plus sa valeur sera faible, étant donné que ces mesures limitent la probabilité d'entrer en contact avec d'autres sujets et de les infecter.

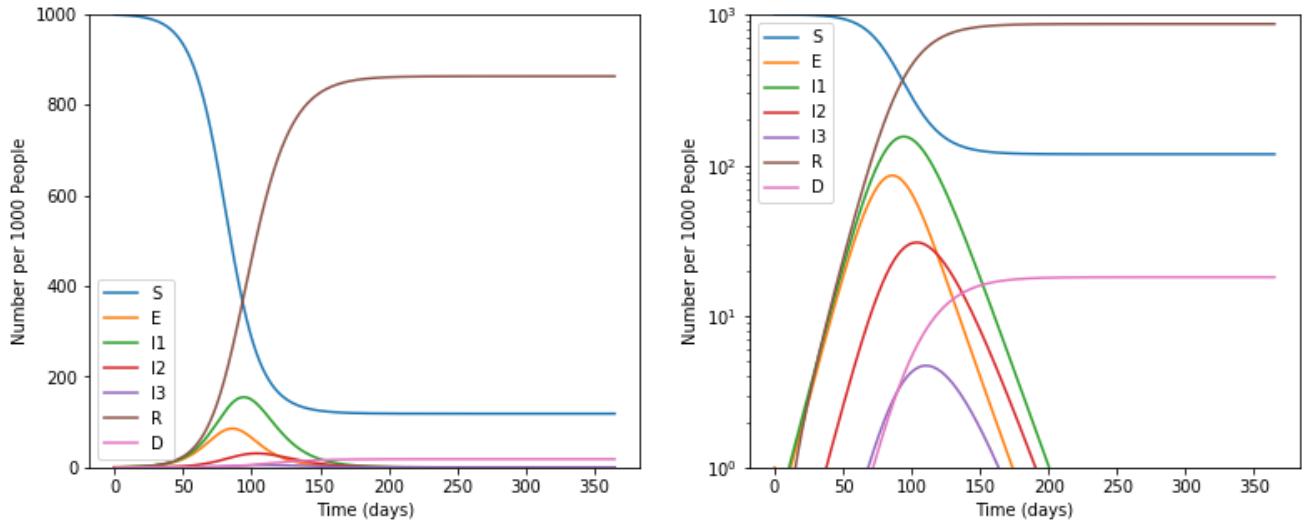


Figure - évolution des variables sur un an, résolution à partir des données réelles, à savoir date d'application 17.03.2020 et paramètres réels sans la prise en compte du confinement. Graphique obtenu à partir du code de résolutions numériques [7]

Néanmoins ce modèle se repose sur plusieurs **hypothèses** :

- Si une personne guérit, elle est immunisée. Elle ne peut plus être contaminée, ni contaminer.
- Seules les personnes avec une infection légère peuvent contaminer les autres, les cas plus sévères étant tous considérés comme hospitalisés et sans interaction avec les autres personnes.
- On travaille sur un échantillon de taille constante et réduite de la population française, représentatif d'un groupe de personnes ayant des interactions. Ainsi, on considère que des personnes de régions différentes ne peuvent pas interagir entre elles.
- Les variants ne sont pas pris en compte

2. Estimation des paramètres de la modélisation SEIR

Pour chaque paramètre nous avons considéré une valeur moyenne (m) et un écart type (σ) afin de les exprimer sous la forme : Paramètre = $m \pm \sigma$

Paramètre	Description	Valeurs prises	Référence
IncubPeriod (Représenté par 1/a)	Période d'incubation moyenne, jours	5 ± 0.5	Santé publique France + Santé publique Ontario
DurMildInf ($1/(p_1 + \gamma_1)$)	Durée moyenne des infections légères I1, jours	10 ± 1.5	Santé publique France
DurHosp ($1/(p_2 + \gamma_2)$)	Durée moyenne d'hospitalisation pour les infections sévères I2, jours	9 ± 0.5	Santé publique France
TimeICUDeath	Durée moyenne d'admission aux ICU jusqu'à la mort ou la guérison, jours	10 ± 1	Santé publique France
FracMild ($\gamma_1/(p_1 + \gamma_1)$)	Fraction moyenne des infections (symptomatiques) bénignes I1	0.8 ± 0.05	Santé publique France
FracSevere ($\gamma_2/(p_2 + \gamma_2)$)	Fraction moyenne des infections (symptomatiques) sévères I2 (dit aussi taux de létalité des infections hospitalisées)	0.15 ± 0.015	Santé publique France
FracCritical (%Severe $\times p_2/(p_2 + \gamma_2)$)	Fraction moyenne des infections (symptomatiques) critiques I3	0.05 ± 0.0005	Santé publique France
CFR (Case Fatality Rate ou taux de létalité) (%Critical $\times \mu/(\mu + \gamma_3)$)	Fraction des infections confirmées (symptomatiques) qui entraînent la mort	0.02	Santé publique France + Institut national de santé publique du Québec

3. Prise en compte des incertitudes : Méthode de Monte-Carlo

Avec les estimations des paramètres décrites ci-dessus, nous avons implémenté une méthode de Monte-Carlo de manière à constater la propagation des erreurs d'estimation lors de la modélisation de l'épidémie. Dans notre cas, la méthode de Monte-Carlo consiste à résoudre le système différentiel SEIR n fois en tirant à chaque fois les paramètres d'entrée selon une loi gaussienne de moyenne et d'écart type propre à chacun (voir tableau ci-dessus). À la suite des n résolutions, on moyenne les résultats et on associe un écart type empiriquement selon la formule $\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$ avec \bar{x} la valeur moyenne empirique de x . Cela nous a permis, pour des paramètres donnés, d'obtenir une évolution moyenne des différentes variables (S, E, I, R, D) avec un écart-type associé à chaque instant et pour chaque variable. Par exemple pour la variable I_2 on obtient la courbe suivante :

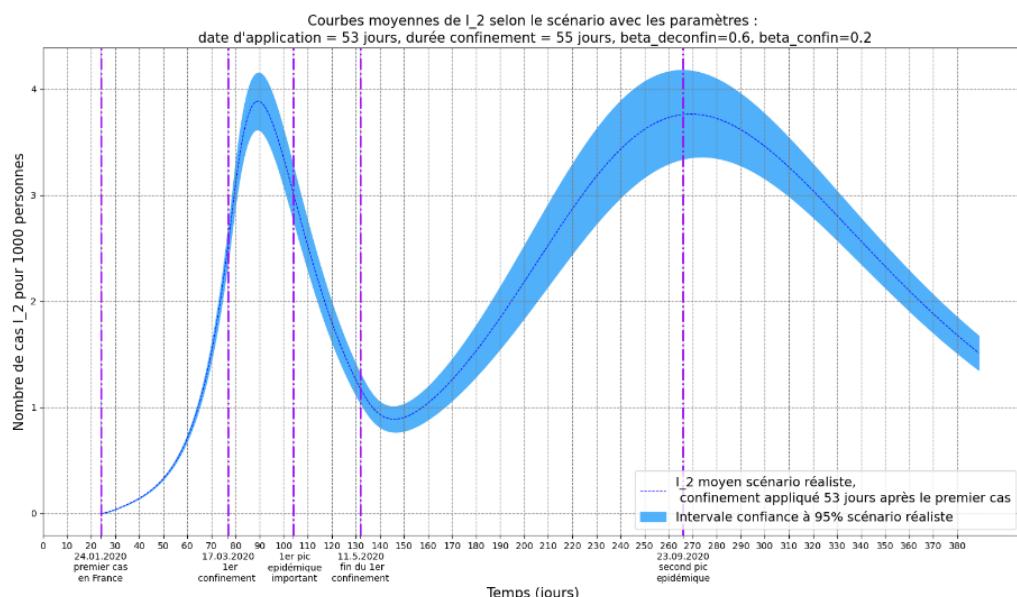


Figure - Courbe moyenne du paramètre $I2$ obtenue via la méthode de Monte Carlo

On pourra retrouver l'ensemble du code en annexe.

VI. Résultats et interprétations

Dans le cadre de cette étude nous avons décidé de mettre en avant l'influence de trois paramètres :

- La **date d'application** des restrictions sanitaires (n)
- Le **niveau de dureté** des restrictions sanitaires (β)
- La **durée** des restrictions sanitaires (x)

Les restrictions sanitaires correspondent au port du masque, à la distanciation sociale, et au confinement. La valeur du paramètre β diminue avec l'augmentation du niveau de dureté des restrictions sanitaires. Nous avons envisagé trois scénarios :

- Scénario extrême : aucune restriction n'est mise en place. On a alors β_{max} .
- Scénario « idéal » : un confinement permanent imposé dès l'apparition du premier cas. On a alors β_{min} .

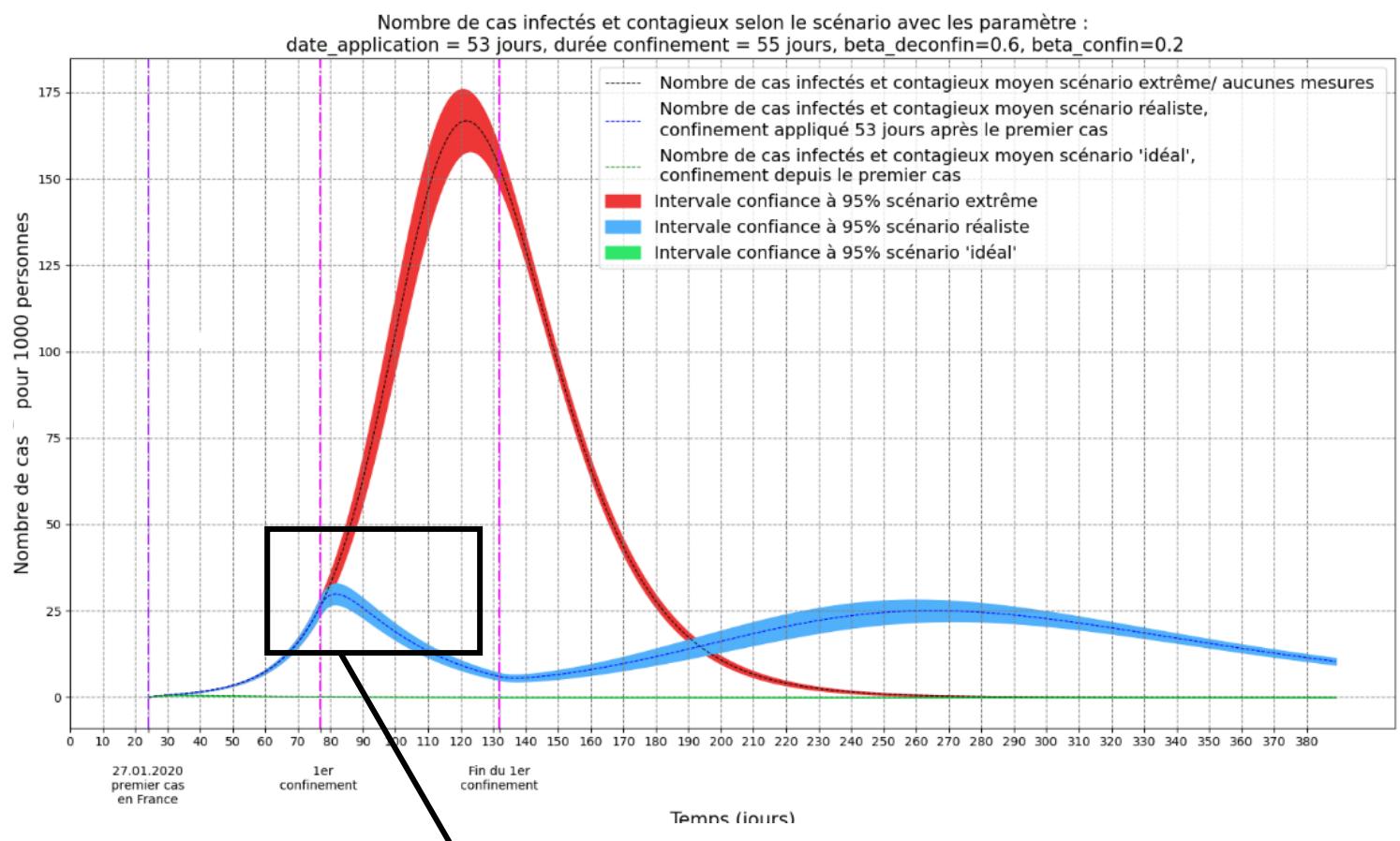
- Scénario réaliste : un **confinement de x jours** est mis en place **n jours après l'apparition du premier cas**, puis un déconfinement est appliqué avec des restrictions sanitaires (port du masque obligatoire, distanciation social), soit **n+x** jours après l'apparition du premier cas. On a alors $\beta \in [\beta_{min}, \beta_{max}]$.

L'objectif est donc de comparer les différents scénarios, réaliste, extrême et « idéal » et cela en faisant varier les paramètres n, x et β .

1. Scénario réaliste

Dans un premier temps nous avons choisi les paramètres n, x et β en accord avec la réalité du début d'année 2020. On a alors n = 53 (53^{ème} jour après l'apparition du premier cas), x = 55 (confinement de 55 jour). Avant le confinement on choisira $\beta = b$, puis pendant le confinement $\beta = 0.2b$ et enfin au déconfinement $\beta = 0.6b$ avec $b = 2.5 * 10^{-4}$ le taux de transmission du virus sans mesure (on gardera cette valeur de b pour toute la suite du rapport).

Si l'on regarde l'ensemble des cas de covid contagieux on obtient :



Zoom, voir figure suivante

On observe que la modélisation est cohérente avec la réalité, les pics épidémiques (date et amplitude) ainsi que les proportions des différentes classes coïncident avec les observations cliniques. On repère les deux vagues épidémiques sur le scénario réaliste (en bleu), l'une durant le premier confinement puis l'autre durant la période estivale.

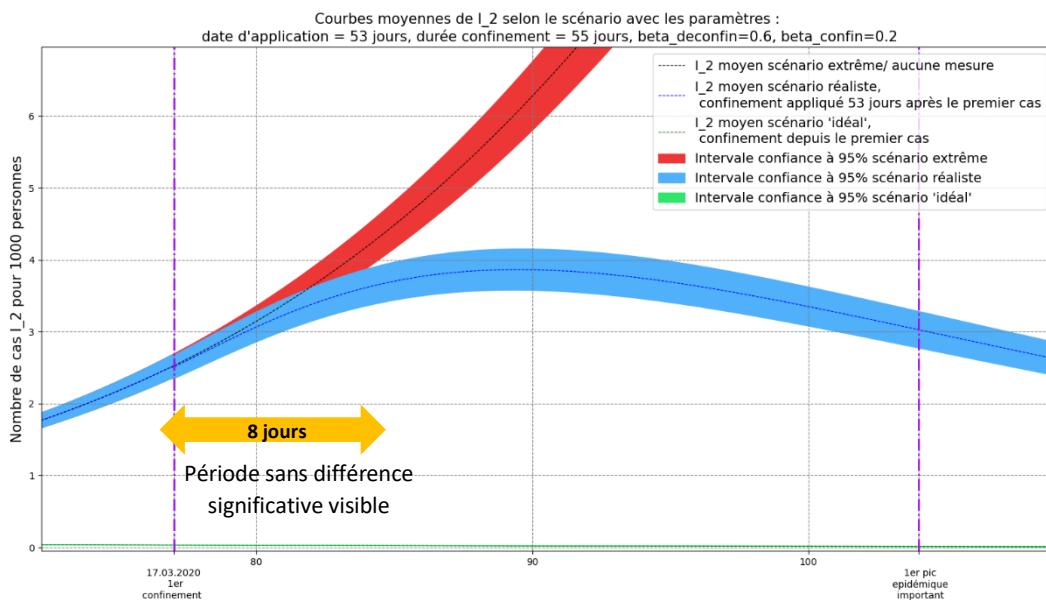
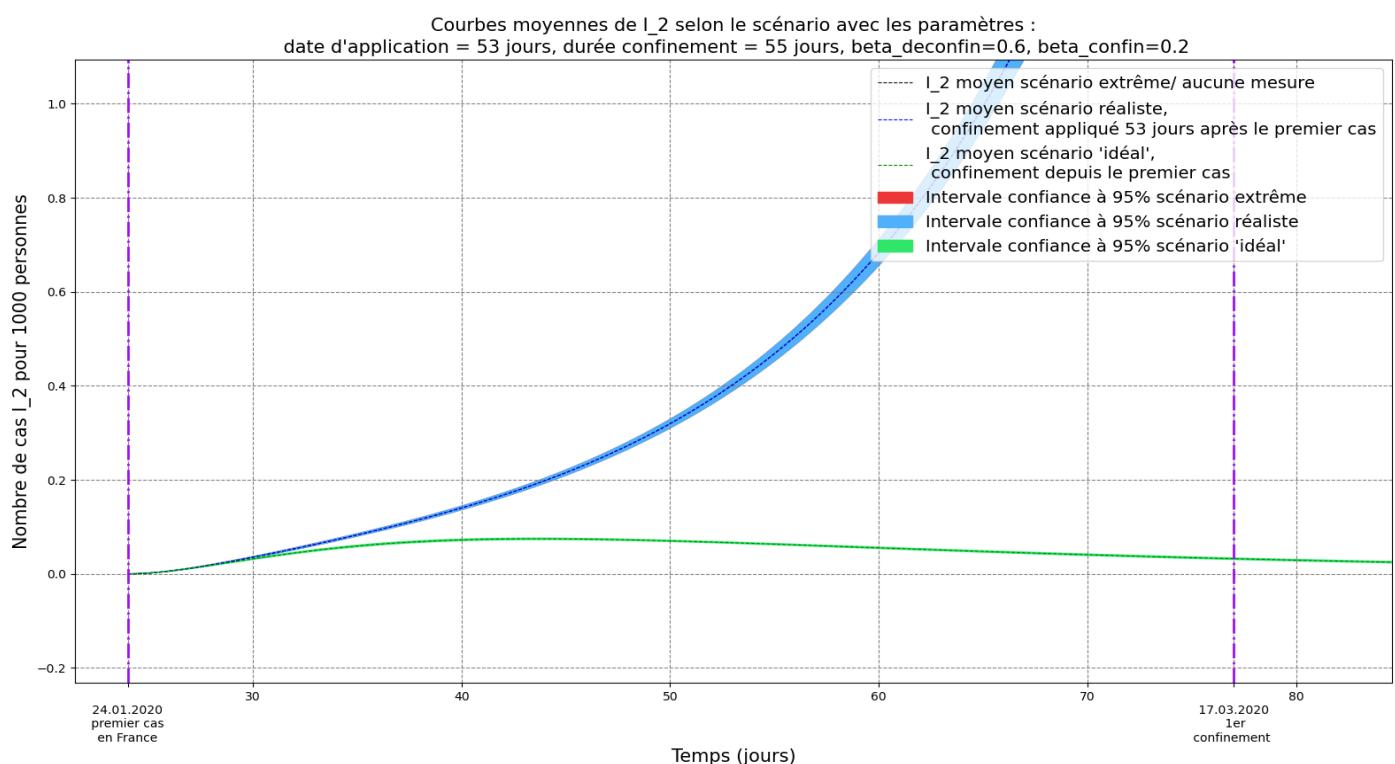


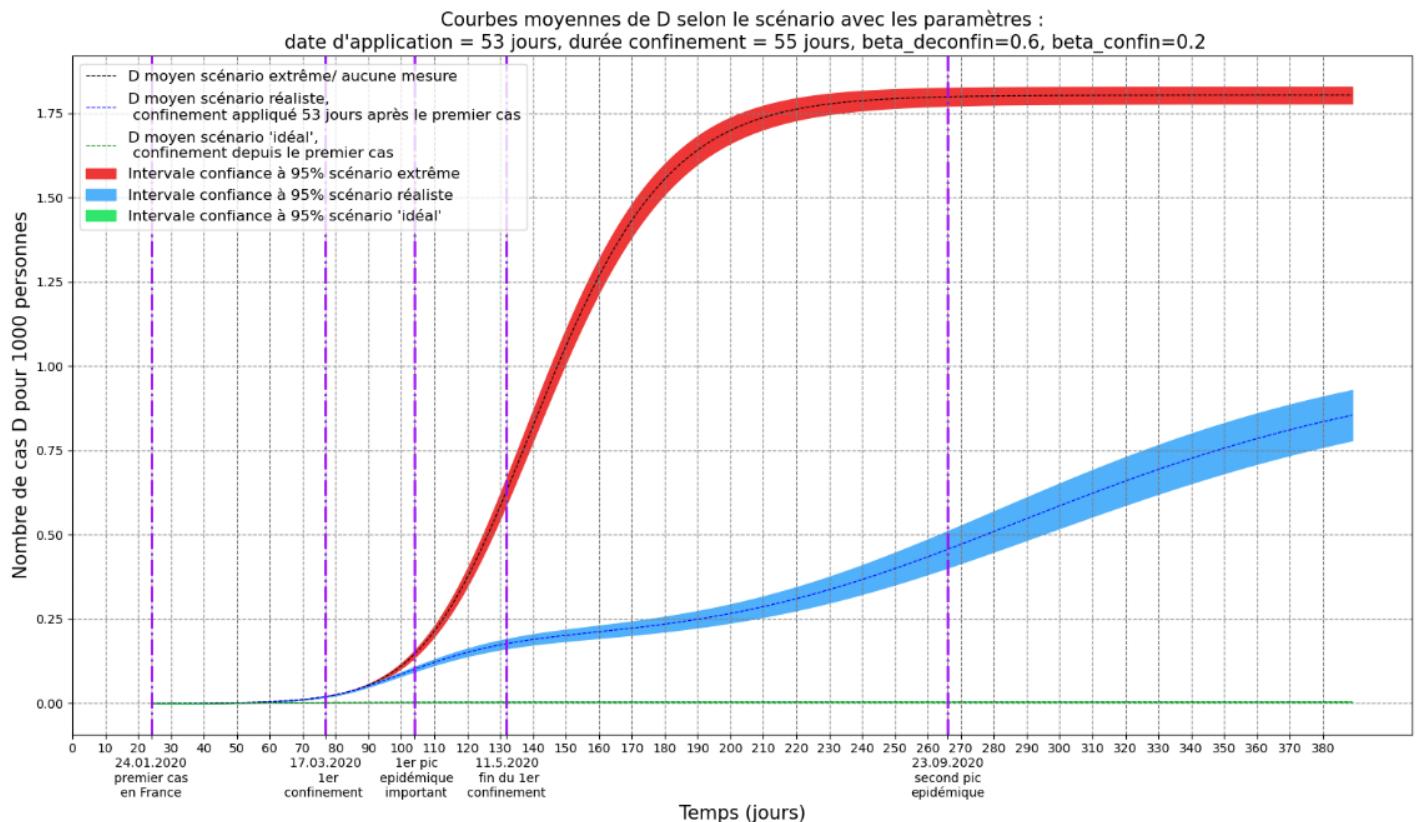
Figure - Zoom de la figure précédente

Ici, il faut 8 jours avant d'observer un écart significatif entre le scénario extrême et le scénario réaliste à partir de la mise en place du confinement. En effet durant cette période de 8 jours les intervalles de confiance obtenues pour chacun des scénarios via la méthode de Monte Carlo se chevauchent : il est impossible de considérer l'écart comme significatif, et donc de juger de l'efficacité de la mesure prise. On observe que cette durée de 8 jours correspond environ à la durée annoncée par le gouvernement français pour être en mesure d'apprécier l'effet du confinement (1 à 2 semaines).



Même dans le cas idéal où l'on aurait confiné dès l'apparition du premier cas en France pour une durée infinie, le virus semblerait tout de même propager mais dans des proportions minimales, environ 0.1 cas pour 1000 personnes hospitalisées soit 6.500 cas à l'échelle nationale.

Pour le nombre de décès :



Ainsi à l'été 2020 on décompte 0.5 décès pour 1000 personnes, soit 33.500 décès à l'échelle nationale contre 43.000 en réalité à la même époque.

2. Scénario réaliste, confinement anticipé ou retardé

Pour observer les différences dues à la date du début du confinement nous avons choisi de modéliser deux scénarios différents en se basant sur le premier scénario présenté ci-dessus et en modifiant la date de mise en place du confinement :

- Une date 14 jours avant la date réel
- Une date 14 jours après la date réel

On obtient alors les courbes suivantes pour le nombre de personnes infectés et contagieuses, c'est-à-dire la somme des variables I_1 , I_2 et I_3 :

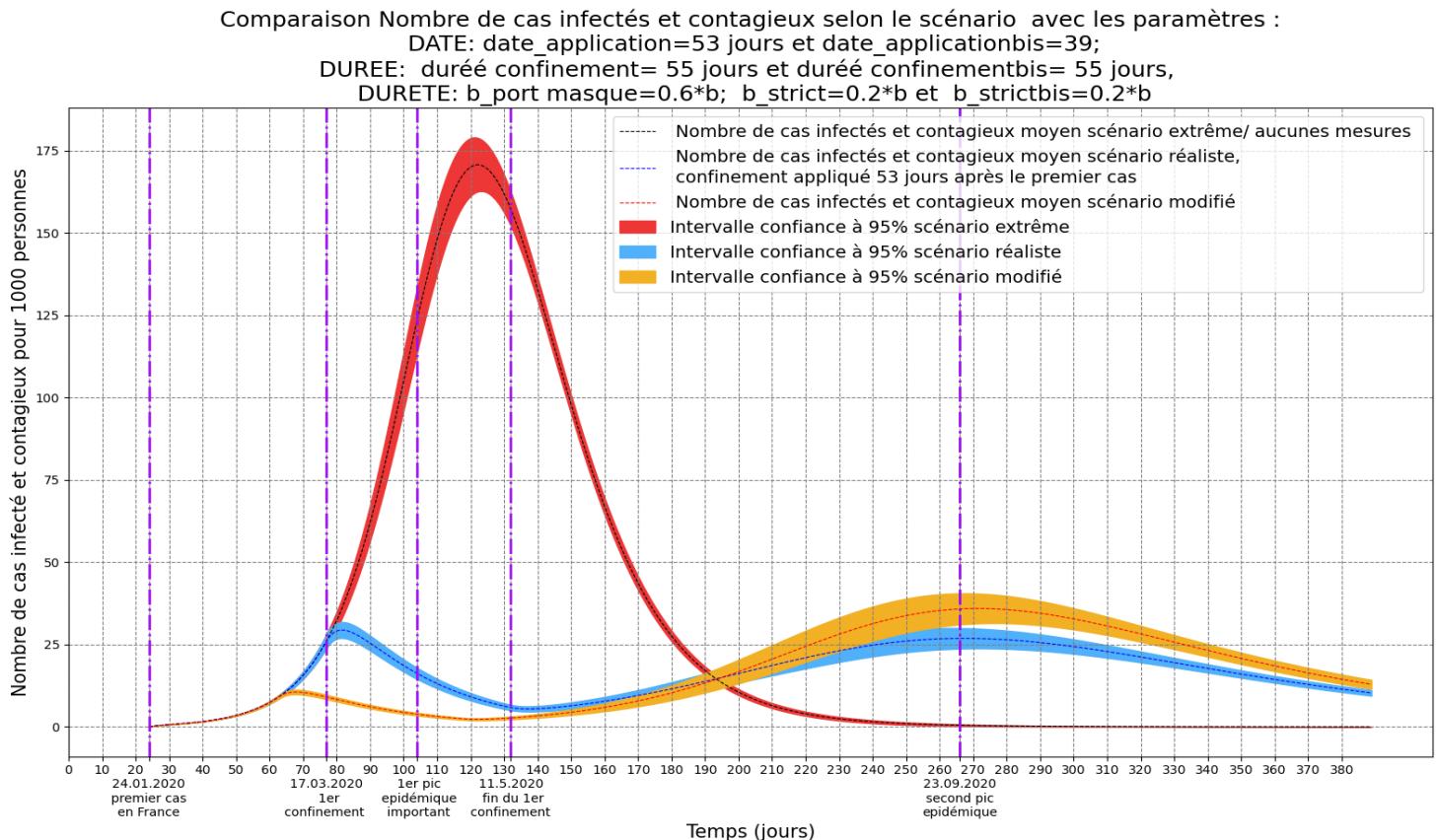


Figure :Nombre de cas infectés et contagieux dans le scenario : confinement anticipé de 14 jours

Une mesure de confinement anticipé permet d'éviter une propagation rapide du virus et limite grandement le nombre de cas de covid, néanmoins une fois le confinement terminé le virus se propage à nouveau plus violement que pendant le confinement mais nettement moins violement que s'il n'y avait pas eu de confinement.

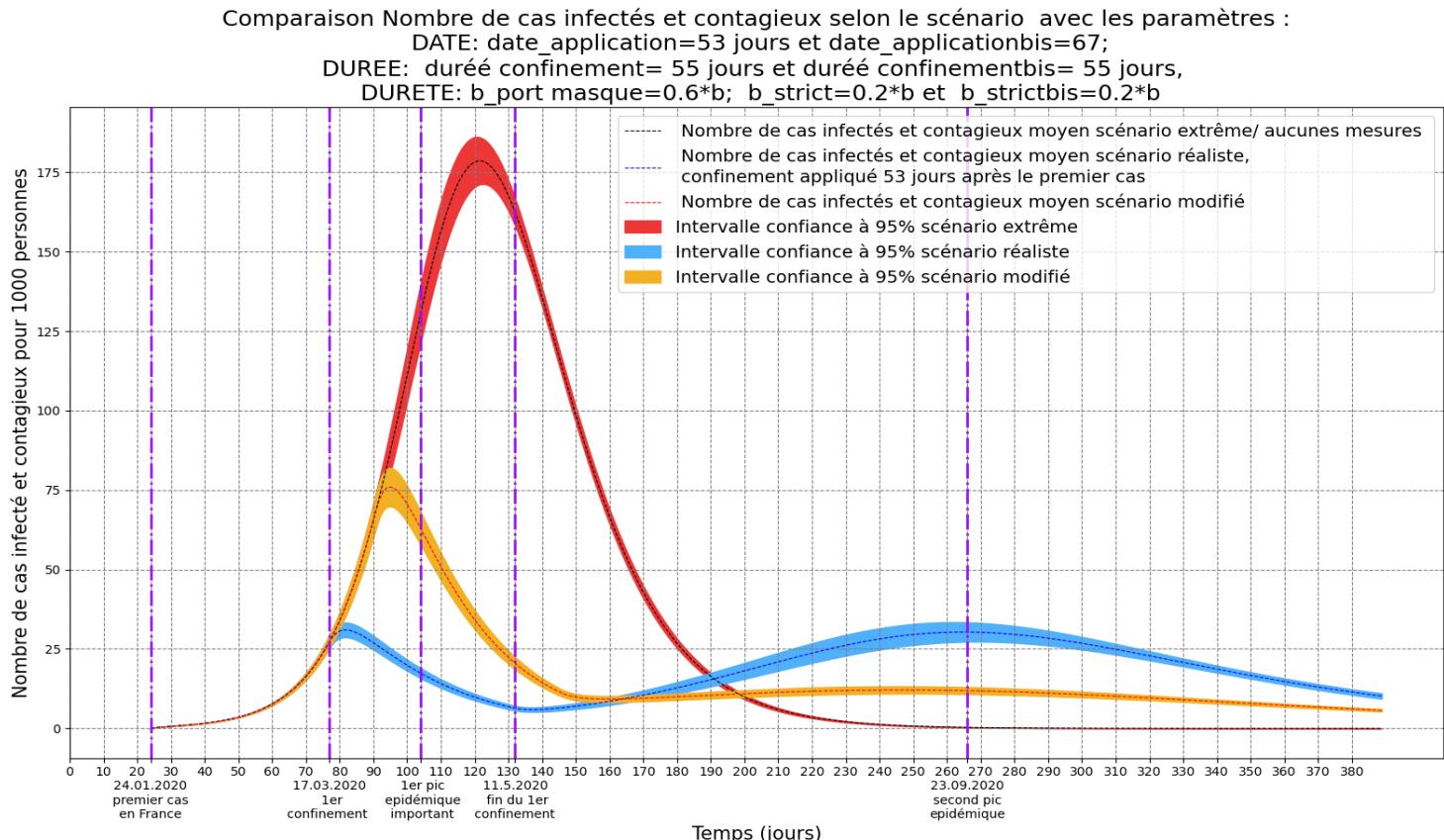


Figure : Nombre de cas infectés et contagieux dans le scenario : confinement retardé de 14 jours

Une mesure de confinement retardé entraîne une augmentation claire du nombre de cas sur le début de la période ce qui implique une forte affluence dans les hôpitaux et une possible saturation de ceux-ci. Néanmoins la situation est significativement meilleure en termes de nombre de cas, même si la répartition dans le temps de ces cas est centrée sur le début du confinement.

On peut alors comparer les estimations du nombre de décès dans le cas d'un confinement anticipé :

Comparaison Moyenne de D selon le scénario avec les paramètres :
DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=39;
DUREE: durée confinement = 55 jours et durée confinementbis = 55 jours,
DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.2*b

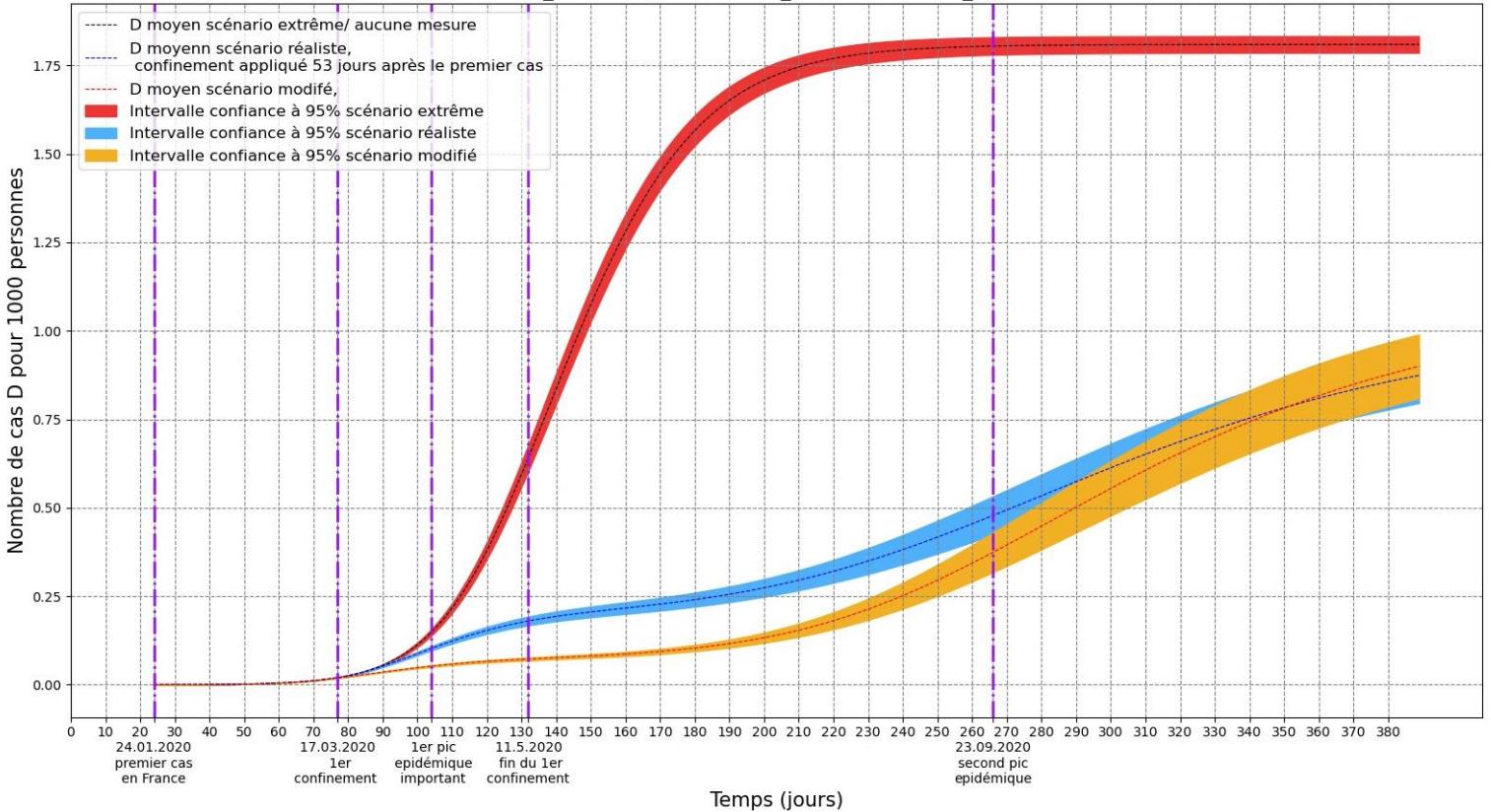


Figure : Nombre de Décès dans le scenario : confinement: anticipé de 14 jours

On atteint au maximum 0.03% de décès sur 1000 personnes à l'été 2020, ce qui représentent dans la réalité 20.000 morts. Le bilan à cette époque est donc moins lourd que le bilan réel.

Dans le cas d'un confinement retardé :

Comparaison Moyenne de D selon le scénario avec les paramètres :
 DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=67;
 DUREE: durée confinement= 55 jours et durée confinementbis= 55 jours,
 DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.2*b

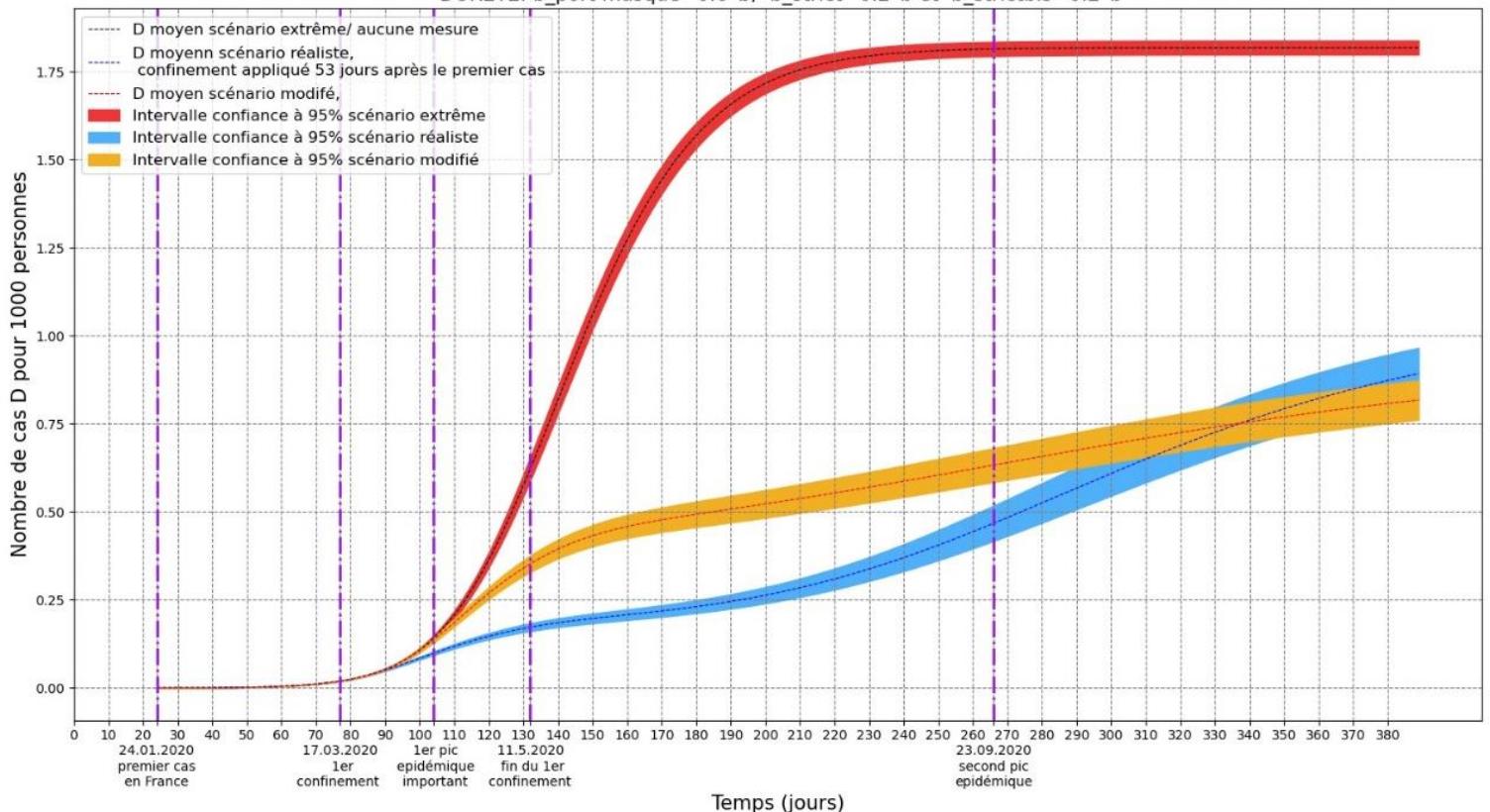


Figure : Nombre de Décès dans le scenario : confinement retardé de 14 jours

On atteint au maximum 0.065% de décès sur 1000 personnes à l'été 2020, ce qui représentent dans la réalité 43.000 morts. Le bilan à cette époque est donc plus lourd que dans le modèle représentant la réalité.

3. Scénario réaliste, influence de la durée de confinement

Pour observer les différences dues à la date du début du confinement nous avons choisi de modéliser deux scénarios différents en se basant sur le premier scénario présenté précédemment et en modifiant la durée du confinement :

- Une durée de 1 mois
- Une durée de 3 mois

On obtient alors les courbes suivantes pour le nombre de personnes infectés et contagieuses, c'est-à-dire la somme des variables I_1 , I_2 et I_3 :

Comparaison Nombre de cas infectés et contagieux selon le scénario avec les paramètres :

DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=53;

DUREE: durée confinement= 55 jours et durée confinementbis= 27 jours,

DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.2*b

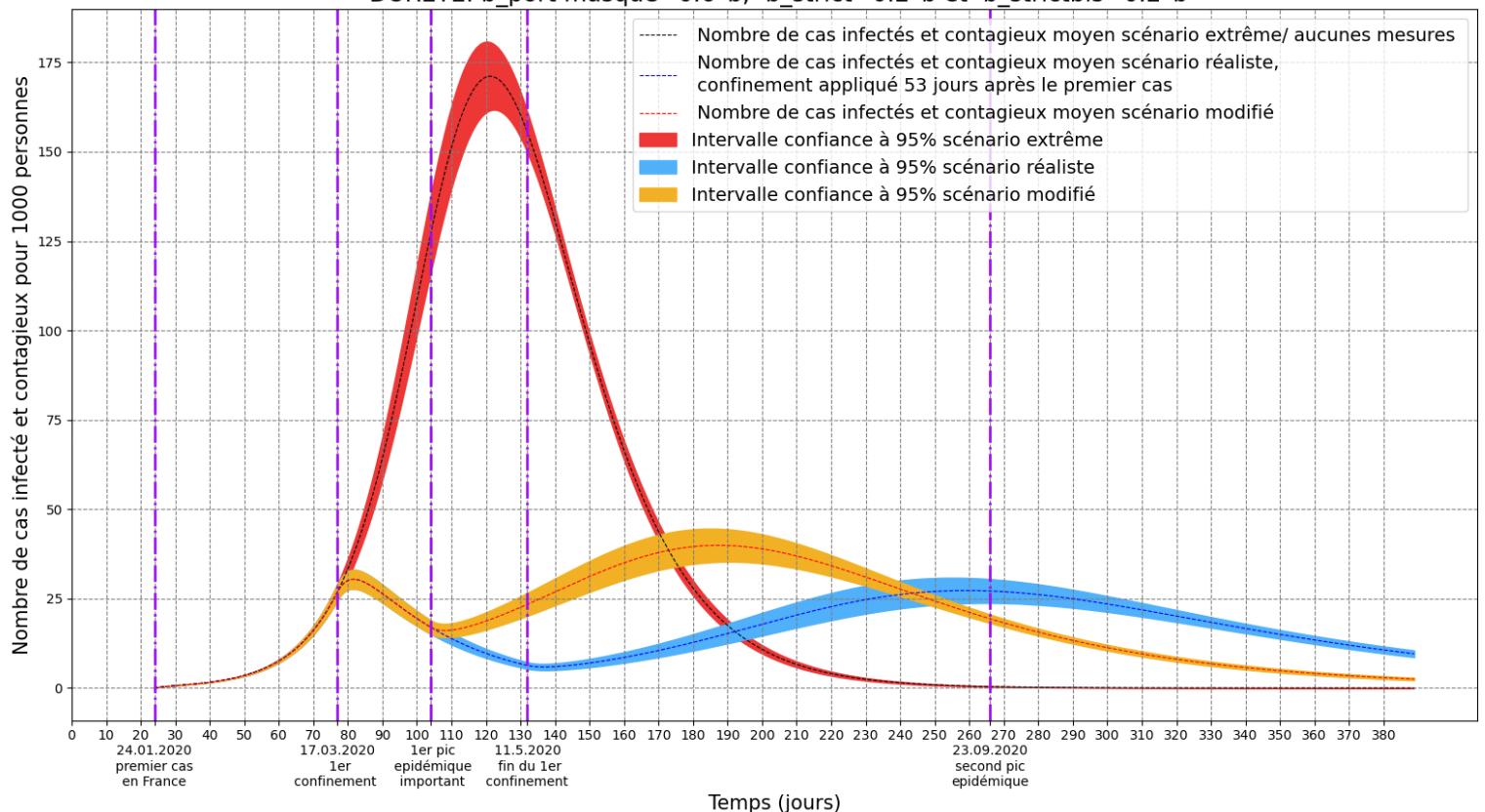


Figure : Nombre de cas infectés dans le scenario : confinement réduit à 1mois

Le fait d'écourter la durée du confinement entraîne une seconde vague épidémique plus violente quelques semaines après le déconfinement. De plus le niveau d'occupation des hôpitaux est quasi constant car le nombre de cas ne diminue pas.

Comparaison Nombre de cas infectés et contagieux selon le scénario avec les paramètres :

DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=53;

DUREE: durée confinement= 55 jours et durée confinementbis= 83 jours,

DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.2*b

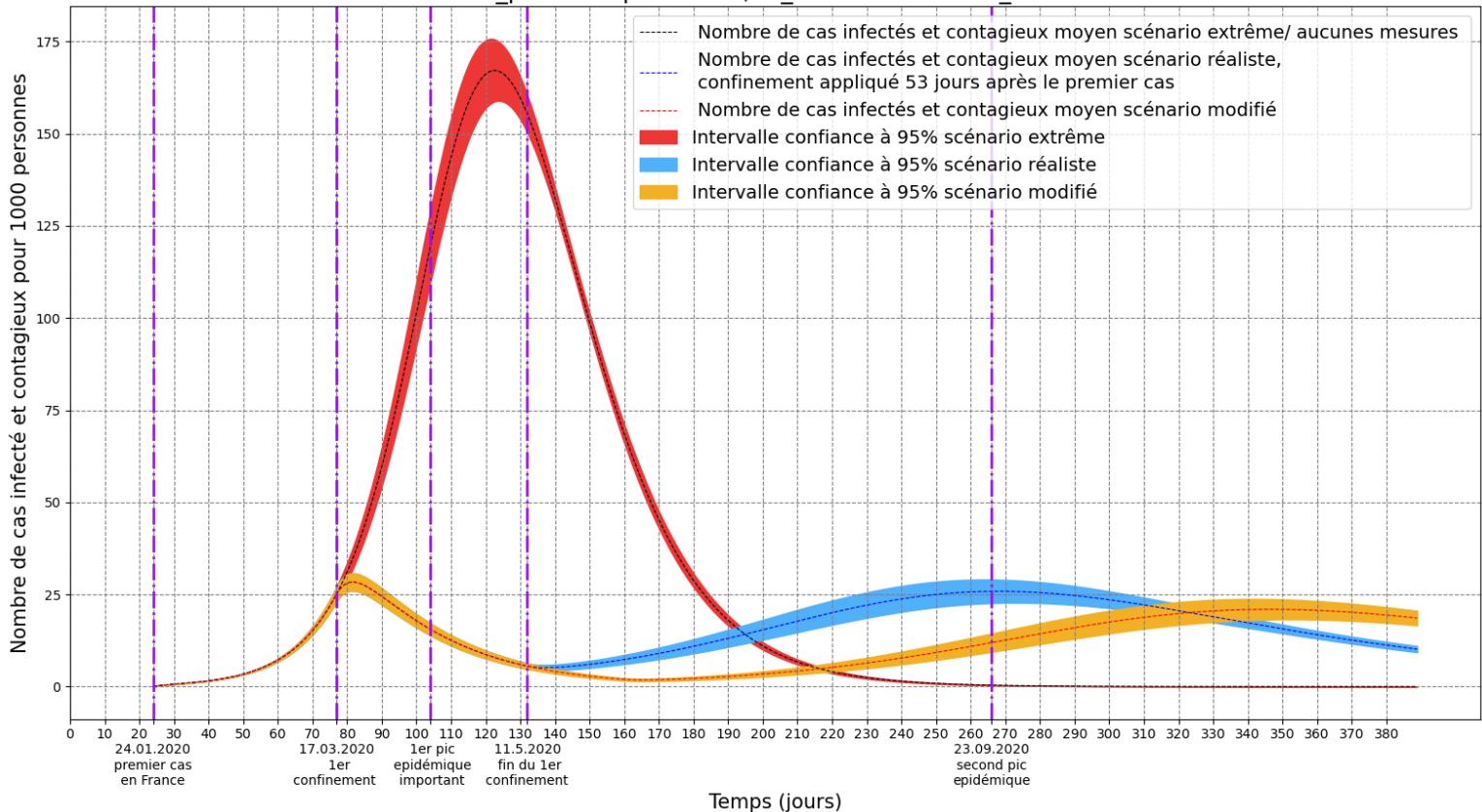


Figure : Nombre de cas infectés dans le scénario : confinement rallongé à 3 mois

On observe que le fait d'allonger la durée du confinement réduit grandement le nombre de cas, et limite l'envergure de la seconde vague due au déconfinement. Néanmoins l'impact économique entraîné par ce mois supplémentaire est aussi un enjeu à prendre en compte.

Si l'on s'intéresse au nombre de décès on observe que, dans le cas d'un confinement écourté :

Comparaison Moyenne de D selon le scénario avec les paramètres :
DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=53;
DUREE: duré confinement= 55 jours et duré confinementbis= 27 jours,
DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.2*b

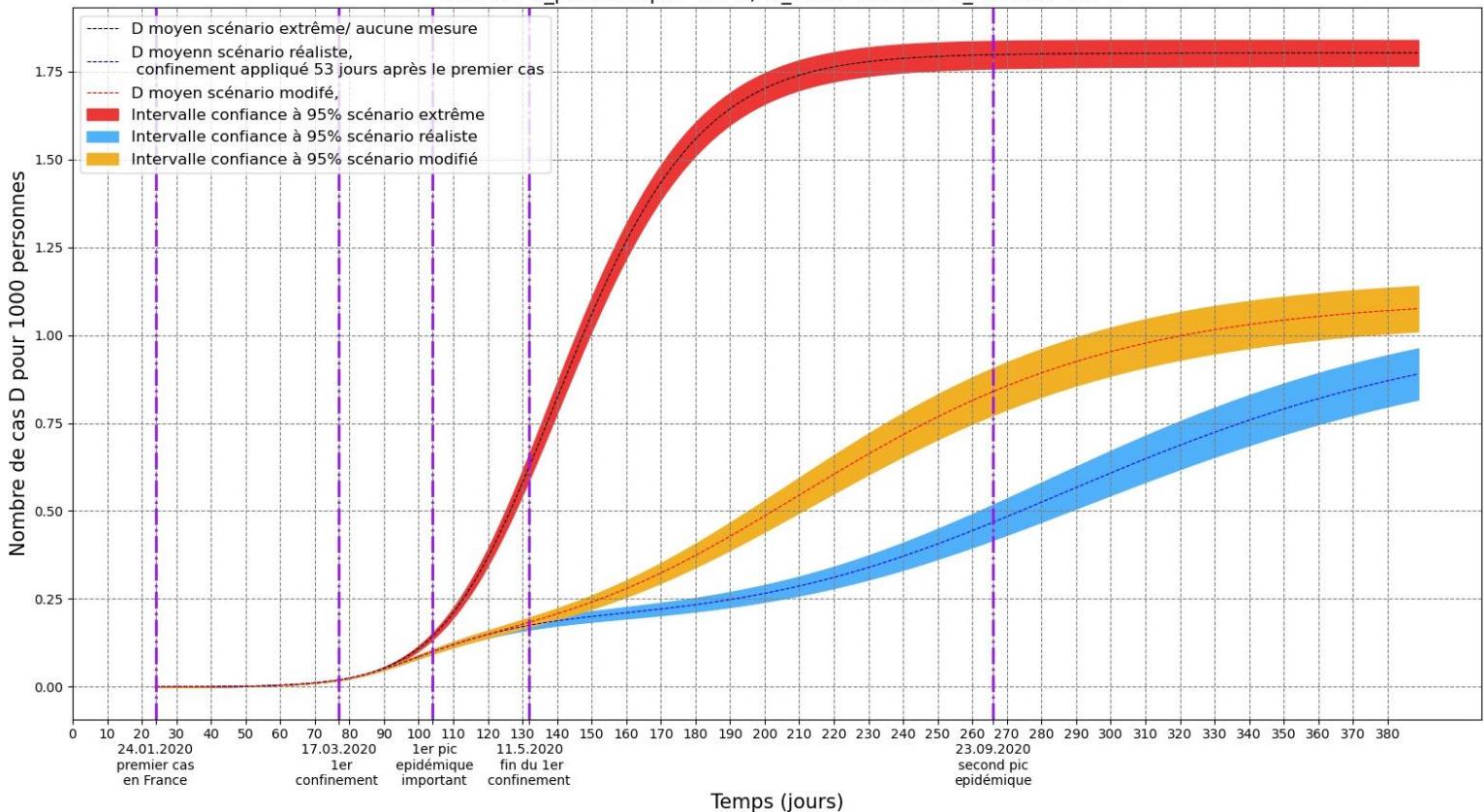


Figure : Nombre de Décès dans le scenario : confinement réduit à 1 mois

On atteint au maximum 0.08% de décès sur 1000 personnes à l'été 2020, ce qui représentent dans la réalité 53.600 morts. Le bilan à cette époque est donc plus lourd que dans le modèle représentant la réalité.

Dans le cas d'un confinement étendu :

Comparaison Moyenne de D selon le scénario avec les paramètres :
DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=53;
DUREE: durée confinement= 55 jours et durée confinementbis= 83 jours,
DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.2*b

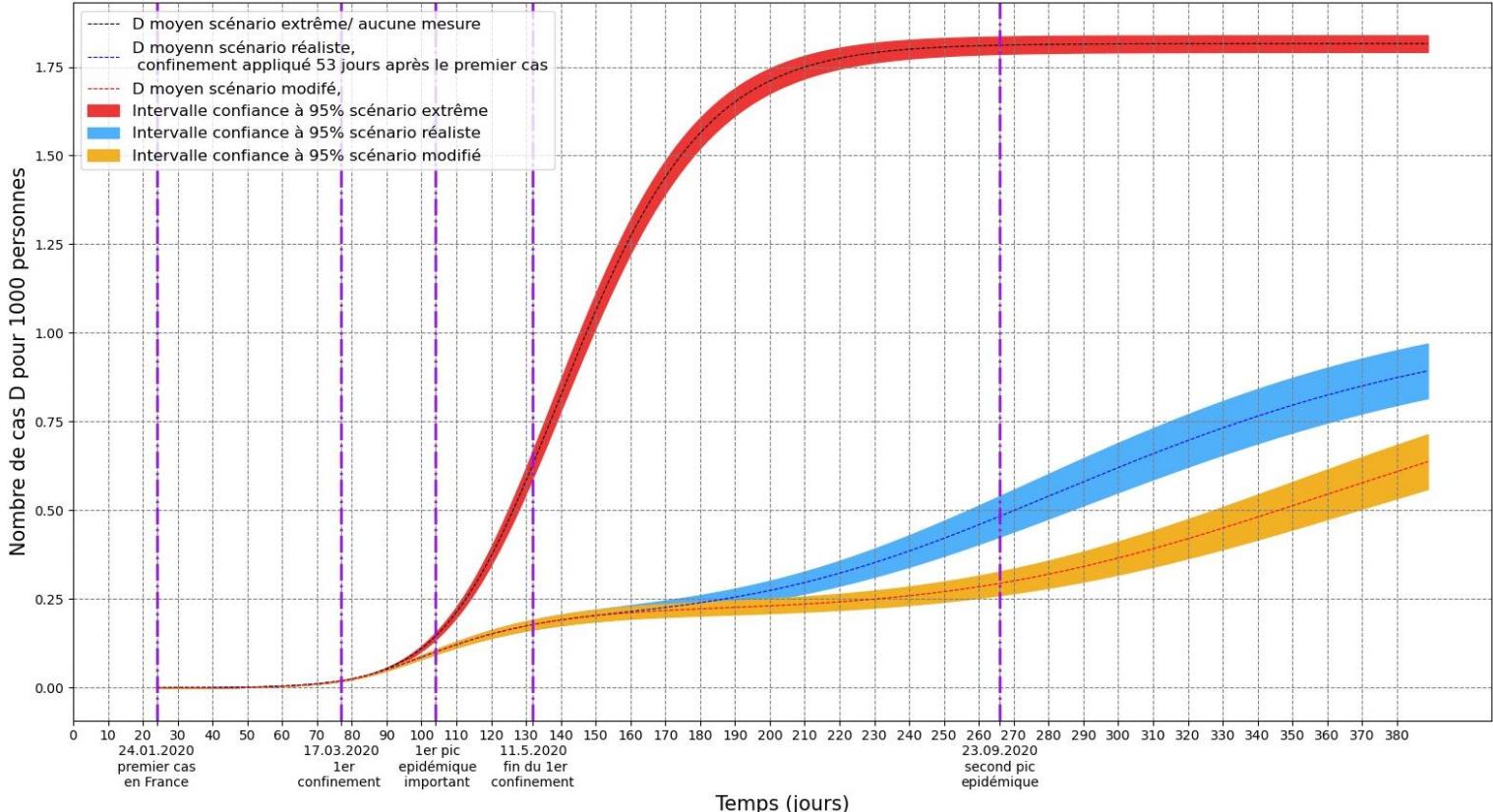


Figure : Nombre de Décès dans le scenario : confinement rallongé à 3 mois

On atteint au maximum 0.03% de décès sur 1000 personnes à l'été 2020, ce qui représentent dans la réalité 20.000 morts. Le bilan à cette époque est donc plus lourd que dans le modèle représentant la réalité. Le bilan à cette époque est donc moins lourd.

4. Scénario réaliste, influence de la dureté des mesures

Pour observer les différences dues à la date du début du confinement nous avons choisi de modéliser deux scénarios différents en se basant sur le premier scénario présenté ci-dessus et en modifiant la dureté du confinement en modifiant le paramètre β :

- Un confinement plus strict avec $\beta = 0.05b$
- Un confinement moins strict avec $\beta = 0.35b$

On obtient alors les courbes suivantes pour le nombre de personnes infectés et contagieuses, c'est-à-dire la somme des variables I_1 , I_2 et I_3 :

Comparaison Nombre de cas infectés et contagieux selon le scénario avec les paramètres :

DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=53;

DUREE: durée confinement= 55 jours et durée confinementbis= 55 jours,

DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.05*b

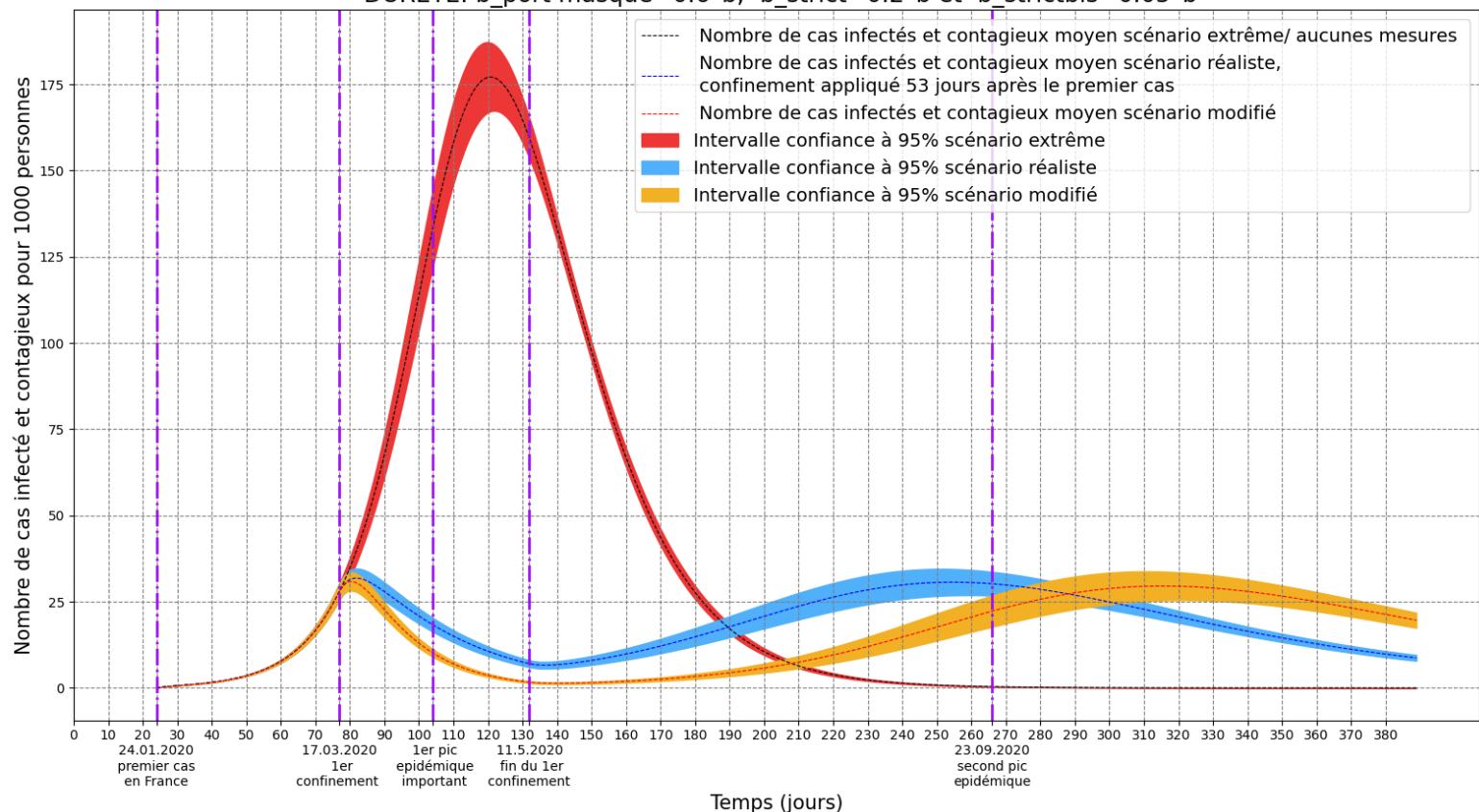


Figure : Nombre de cas infectés dans le scenario : confinement plus strict $\beta=0.05b$

On observe une décroissance plus rapide lors du confinement, en effet ce confinement étant plus strict les interactions sont d'avantage réduites. Néanmoins une fois le confinement terminé l'épidémie reprend et atteint un pic en octobre 2020 plus important que celui obtenu avec un confinement moins strict. En effet, il est intéressant de souligner que durcir les mesures ne permet pas d'arrêter la propagation du virus mais seulement de la ralentir. Ce durcissement ne permet pas de stopper définitivement l'épidémie sur une longue période, mais cela permet par exemple de désengorger durant plusieurs semaines les services hospitaliers.

Comparaison Nombre de cas infectés et contagieux selon le scénario avec les paramètres :

DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=53;

DUREE: durée confinement= 55 jours et durée confinementbis= 55 jours,

DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.35*b

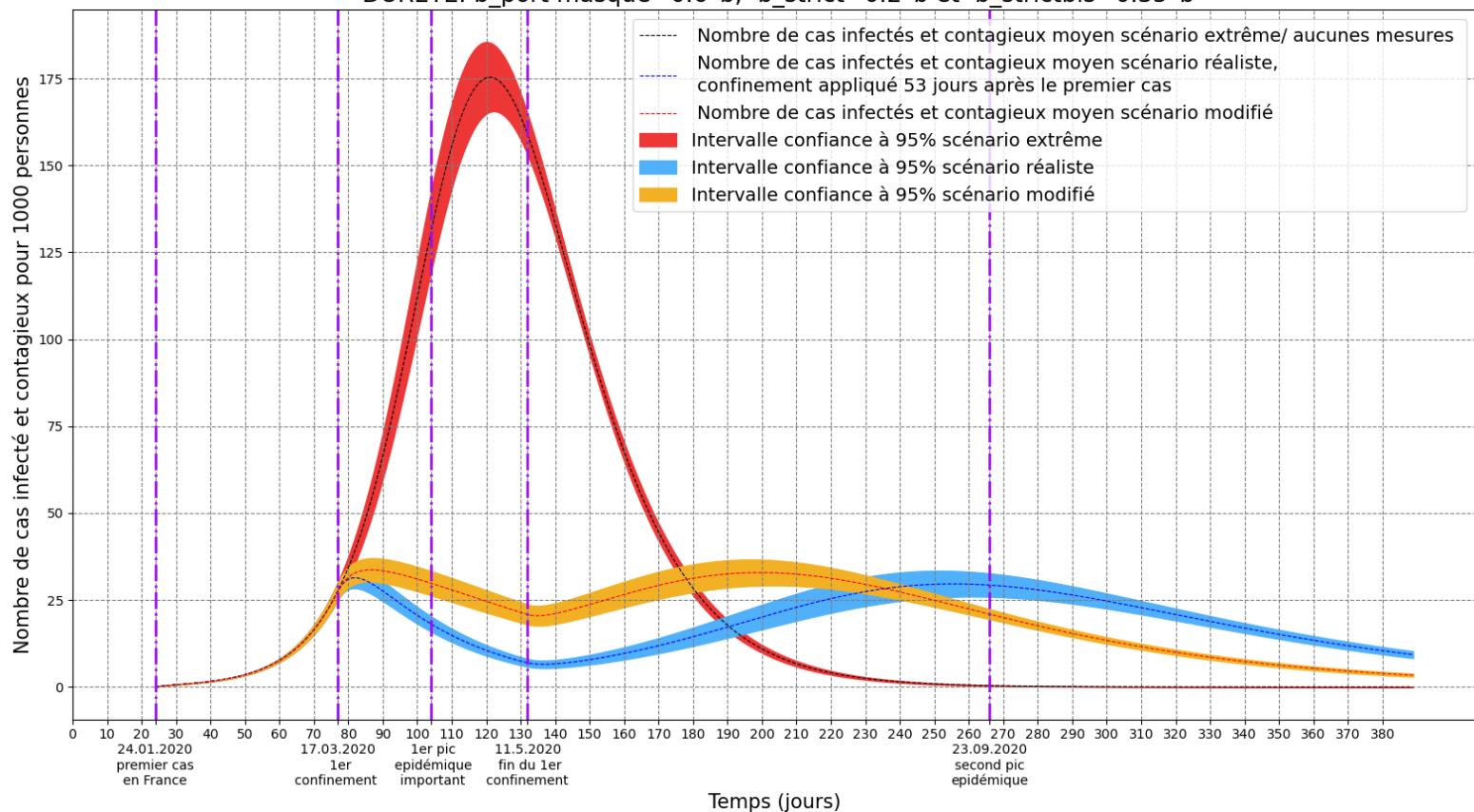


Figure : Nombre de cas infectés dans le scenario : confinement moins strict $\beta=0.35b$

On observe que lorsque le confinement mis en place est moins strict la décroissance est lente, et le niveau d'occupation des hôpitaux est constamment élevé. Si la capacité des hôpitaux est suffisante la situation sera gérable car les hôpitaux ne seront pas saturés, or si la capacité est trop faible les hôpitaux seront surchargés tout au long de la crise ce qui risque d'augmenter le taux de mortalité dû au covid.

On peut alors comparer l'évolution du nombre de morts en fonction de la dureté du confinement :

Comparaison Moyenne de D selon le scénario avec les paramètres :
 DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=53;
 DUREE: durée confinement= 55 jours et durée confinementbis= 55 jours,
 DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.05*b

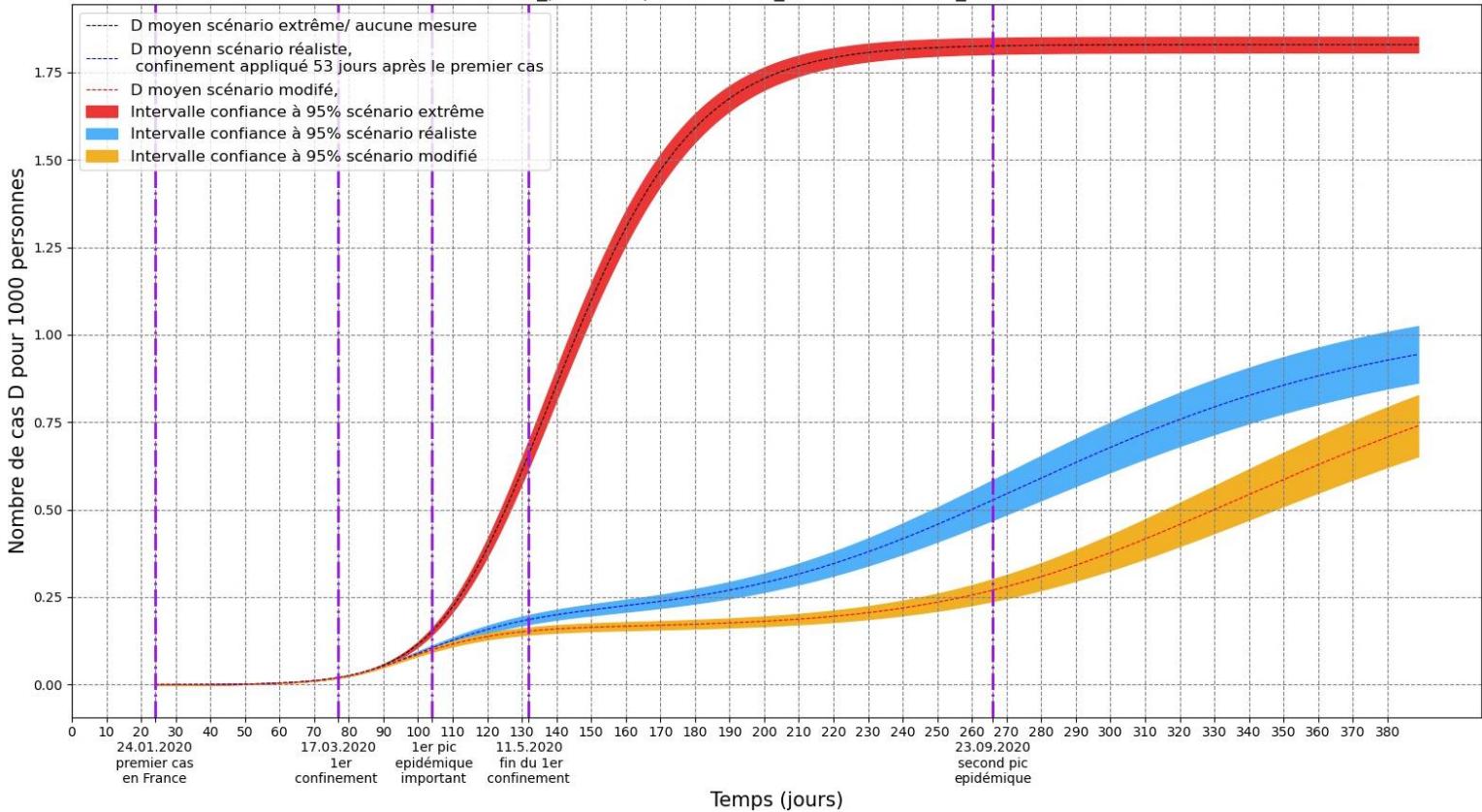


Figure : Nombre de Décès dans le scenario : confinement moins strict $\beta=0.05b$

Jusqu'au 23.09.2020 le nombre de décès est stabilisé et inférieur de 0.2 décès pour 1000 personnes, soit un écart de 13.500 décès à l'échelle nationale par rapport au cas réel.

Comparaison Moyenne de D selon le scénario avec les paramètres :
DATE: date_application=53 jours et date_applicationbis=53;
DUREE: durée confinement= 55 jours et durée confinementbis= 55 jours,
DURETE: b_port masque=0.6*b; b_strict=0.2*b et b_strictbis=0.35*b

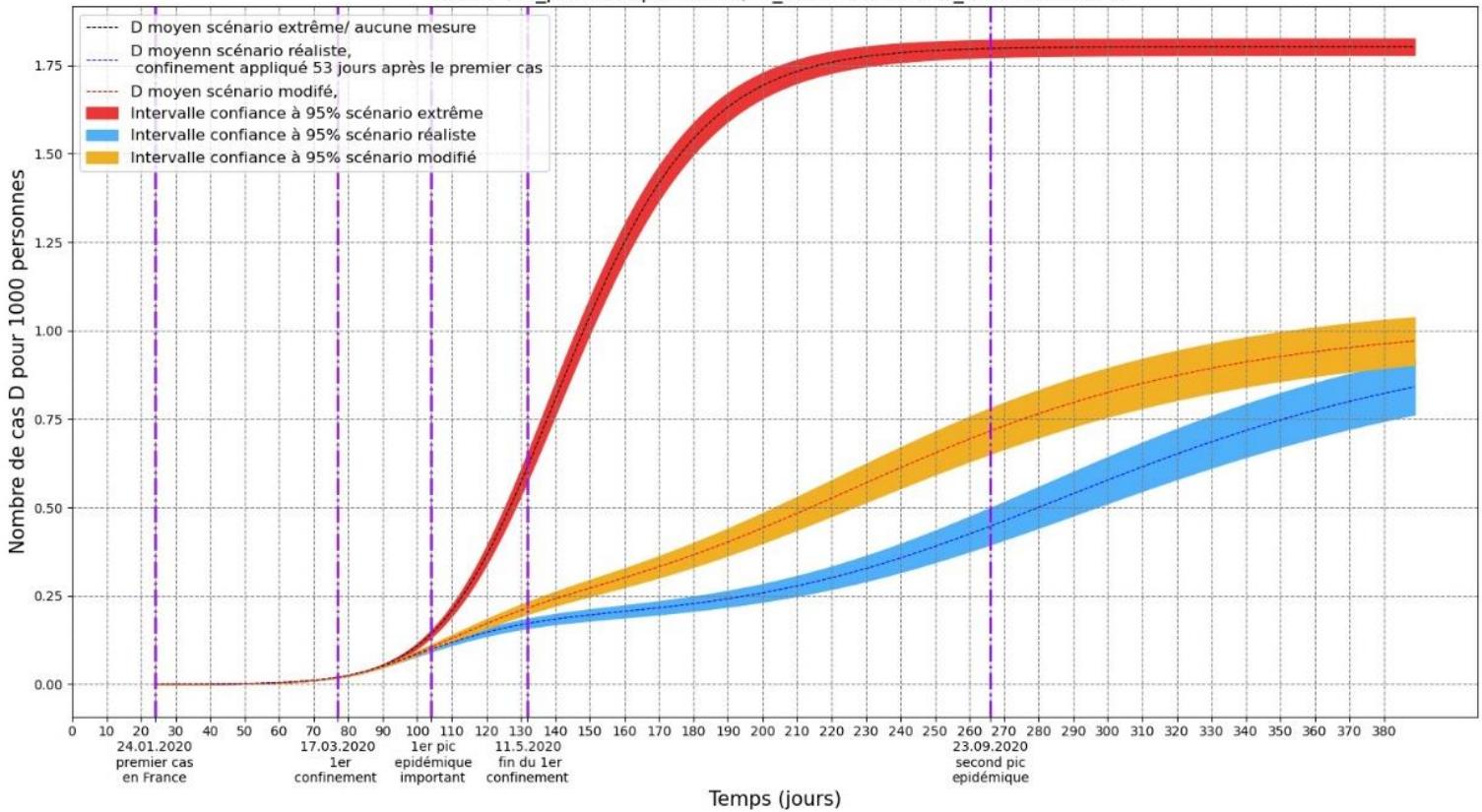


Figure : Nombre de Décès dans le scenario : confinement moins strict $\beta=035b$

On observe que jusqu'au 23.09.2020 le nombre de décès est stabilisé et supérieur de 0.25 décès pour 1000 personnes, soit un écart de 17.000 décès à l'échelle nationale par rapport au cas réel. On constate que l'évolution du nombre décès est constant, contrairement aux paliers observés dans le cas d'un confinement plus strict.

VII. Conclusion

Il semble que l'effet du confinement soit plus important lorsque celui-ci est très strict, mis en place tôt et pour une durée longue. Néanmoins il semble que le niveau de dureté du confinement est le paramètre permettant une décroissance rapide du nombre de cas covid lorsqu'il est élevé, mais une fois le confinement levé il faut maintenir des mesures suffisamment strictes sans quoi l'épidémie se développe de nouveau. De plus notre étude a confirmé que l'efficacité d'un confinement ne pouvait être apprécié qu'après une dizaine de jours à partir de la date d'application de la mesure. Bien que les résultats obtenus soient cohérents avec les statistiques officielles sur l'épidémie, le modèle utilisé présente quelques limites puisqu'il se repose sur plusieurs hypothèses qui ne sont pas réalistes : le fait qu'une personne infectée soit immunisée et qu'elle ne peut plus attraper le virus et contaminer d'autres personnes est loin d'être vrai. D'autre part, la non prise en compte des variants qui existent et de leurs taux de contagiosité plus élevés ne permet pas de mettre en relief l'évolution de la situation sanitaire après l'été 2020.

VIII. Références

[1] Site du gouvernement français des données publiques françaises :

<https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/donnees-hospitalieres-relatives-a-lepidemie-de-covid-19/>

[2] Site de Santé publique France :

<https://www.santepubliquefrance.fr/>

[3] Site de l'INRAE Biostatistique et Processus Spatiaux :

<https://informatique-mia.inrae.fr/biosp/COVID-19>

[4] Site du groupe de modélisation de l'équipe ETE

<http://covid-ete.ouvaton.org/>

[5] Site CovidTracker:

<https://covidtracker.fr/>

[6] Site Santé publique Ontario:

<https://www.publichealthontario.ca/fr>

[7] Code modèle SEIR

https://github.com/alsnhll/SEIR_COVID19/blob/master/SEIR_COVID19.ipynb

[8] Exemple de modélisation avec SEIR :

https://covid-ete.ouvaton.org/Rapport7_resume.html