

Utilisation des modèles bayésiens à Santé publique France

Camille Pelat, Édouard Chatignoux & co
Santé Publique France



AppliBUGS
27 juin 2025

Introduction

Modèles spatiaux

Synthèse bayésienne d'évidence

Modélisation de phénomènes complexes

Bilan

Les missions de SpF

- ▶ Surveillance sanitaire
- ▶ Gestion des alertes
- ▶ Prévention
- ▶ Intervention lors de crises sanitaires

La surveillance sanitaire à Santé publique France

De multiples systèmes de surveillance sanitaire

- ▶ Déclaration obligatoire
- ▶ Registres de cancer
- ▶ Système National des Données de Santé (SNDS)
- ▶ Enquêtes
- ▶ Résultats biologiques (laboratoires d'analyse médicale ou de surveillance des eaux usées)...

Qui servent à

- ▶ **Estimer** : la prévalence locale des cancers ...
- ▶ **Détecter** : les zones de sous-couverture vaccinale ...
- ▶ **Expliquer** : le lien entre COVID-19 et défaveur sociale...
- ▶ **Anticiper** : l'impact de l'ouverture du don du sang à de nouvelles catégories de personnes ...

Les modèles bayésiens : utiles pour la surveillance sanitaire

Combiner différentes sources d'information et leurs incertitudes

- ▶ Information a priori sur des paramètres (littérature, avis d'expert) +
- ▶ Différents jeux de données

Modéliser facilement des relations complexes au sein des données récoltées

- ▶ Corrélation spatiale
- ▶ Caractéristiques des données biologiques : limite de quantification, outliers, sensibilité, spécificité des tests
- ▶ Structure en sous-populations à risques différents
- ▶ Cas communs à différents systèmes de surveillance...

Introduction

Modèles spatiaux

Synthèse bayésienne d'évidence

Modélisation de phénomènes complexes

Bilan

Deux grandes familles de modèles selon l'information géographique à disposition

Données localisées à l'IRIS, la commune, au code postal, au département... : “areal data”

- ▶ Modèles de “disease mapping” : Modèles de Besag York Mollié (BYM), BYM modifié, Leroux

Données géolocalisées : coordonnées ponctuelles X, Y

- ▶ Processus spatial continu modélisé par un modèle géostatistique

Modèle BYM

► $c_j = v_j + u_j$



Modèle BYM

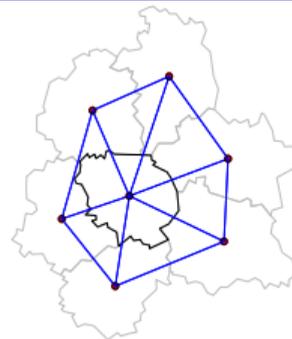
- ▶ $c_j = v_j + u_j$
- ▶ v_j : iid, sans structure spatiale $\sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2)$



Modèle BYM

- ▶ $c_j = v_j + u_j$
- ▶ v_j : iid, sans structure spatiale $\sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2)$
- ▶ u_j : dépend des voisins (voisinage $w_j =$ frontière commune) \rightarrow modèle ICAR

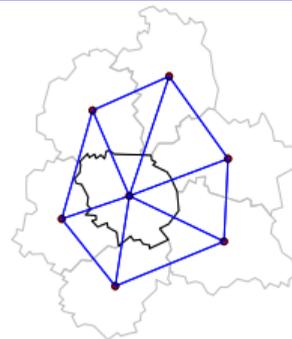
$$u_j | u_i, i \neq j \sim \mathcal{N}\left(\frac{1}{n_{w_j}} \sum_{i \in w_j} u_i, \frac{\sigma_u^2}{n_{w_j}}\right)$$



Modèle BYM

- ▶ $c_j = v_j + u_j$
- ▶ v_j : iid, sans structure spatiale $\sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2)$
- ▶ u_j : dépend des voisins (voisinage $w_j =$ frontière commune) \rightarrow modèle ICAR

$$u_j | u_i, i \neq j \sim \mathcal{N}\left(\frac{1}{n_{w_j}} \sum_{i \in w_j} u_i, \frac{\sigma_u^2}{n_{w_j}}\right)$$

Paramétrisation BYM2¹

$$\begin{cases} c_j = \sigma(\sqrt{\phi}u_j + \sqrt{1-\phi}v_j) \\ \mathbf{u} \sim \text{ICAR} \\ v_j \sim \mathcal{N}(0, 1) \end{cases} \rightarrow \text{ICAR normé pour que } V(u_j) \simeq 1$$

- ▶ ϕ mesure la part de variance spatialement structurée
- ▶ σ^2 mesure la variance totale des effets aléatoires

1. Andrea RIEBLER et al. « An intuitive Bayesian spatial model for disease mapping that accounts for scaling ». 2 (2016), p. 1-24. arXiv : 1601.01180.

Modèle de lissage géostatistique pour données ponctuelles¹

Exemple : Enquête Nationale Périnatale 2021

10 774 mères interrogées à la maternité + géolocalisation de leur logement.

Vecteur des observations : $y = (y(s_1), \dots, y(s_n))$ où :

- ▶ $s_i \in \mathbb{R}^2$ est un vecteur représentant les coordonnées du logement de la mère i
- ▶ $y(s_i)$ vaut 1 si la mère i allaite exclusivement et 0 sinon

Equation du modèle vide

$$y(s_i) \sim \mathcal{B}(p_i)$$

$$\text{logit}(p_i) = \alpha + U(s_i)$$

où

- ▶ p_i est la probabilité que la mère i allaite exclusivement
- ▶ $U(s)$ est un effet aléatoire, modélisé par un champ gaussien continu, tel que

$$U(s) \sim \mathcal{N}(0, \Sigma)$$

1. Finn LINDGREN et al. « An explicit link between Gaussian fields and Gaussian Markov random fields : the stochastic partial differential equation approach ». *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology)* 73.4 (2011), p. 423-498.

Prise en compte de la corrélation spatiale

La matrice de covariance Σ de $U(s)$ suit la fonction de covariance de Matérn :

$$\text{Cov}(U(s_i), U(s_j)) = \sigma^2 \frac{\sqrt{8}}{r} \|s_i - s_j\| K_1 \left(\frac{\sqrt{8}}{r} \|s_i - s_j\| \right) \quad (1)$$

où :

- ▶ $\|s_i - s_j\|$ est la distance euclidienne entre les points s_i et s_j
- ▶ K_1 est la fonction modifiée de Bessel de deuxième espèce et d'ordre 1

Le modèle comprend deux hyperparamètres :

- ▶ σ^2 : la variance marginale
- ▶ r : la distance à partir de laquelle la corrélation entre deux points est inférieure à 0.1

Penalized Complexity Priors

$$P(r < 10) = 0.1 \text{ et } P(\sigma > 3) = 0.1$$

- ▶ 2 points séparés de 10km sont encore corrélés
- ▶ σ prend des valeurs inférieures à 3

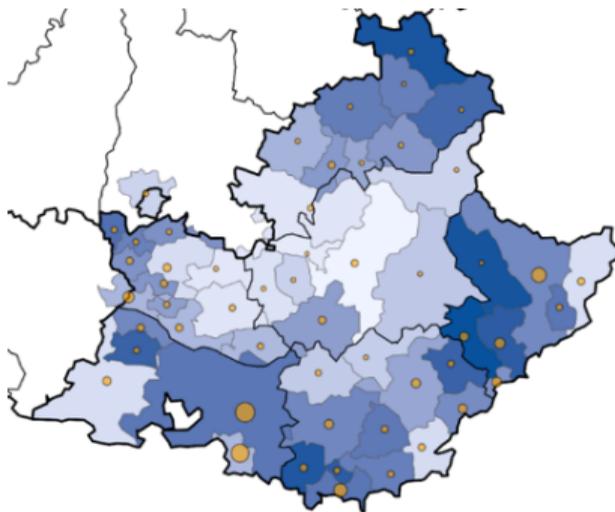
Usage 1 : Estimations locales par lissage spatial

Objectif

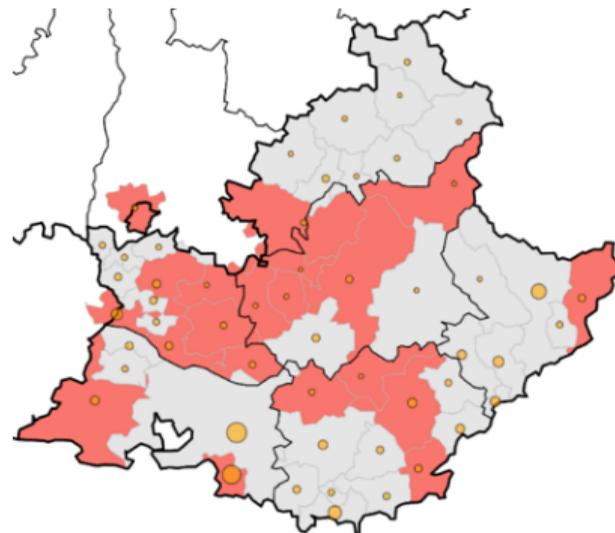
- ▶ Distinguer les réelles variations territoriales des fluctuations aléatoires d'échantillonnage
- ▶ Créer des représentations cartographiques à partir d'observations ponctuelles
- ▶ Identifier des zones de sur-risque

Ex 1 : analyse des couvertures vaccinales HPV à un échelon infra-régional²

- ▶ **Objectif** : cartographier les disparités à l'EPCI¹ de la couverture vaccinale (CV) HPV chez les jeunes filles
- ▶ **Méthode** : un modèle BYM2 par région + identification des EPCI pour lesquels la borne supérieure de l'ICr 95% de la couverture vaccinale < moyenne régionale ("cold spots")
- ▶ **Résultats** pour la région PACA :



CV lissée



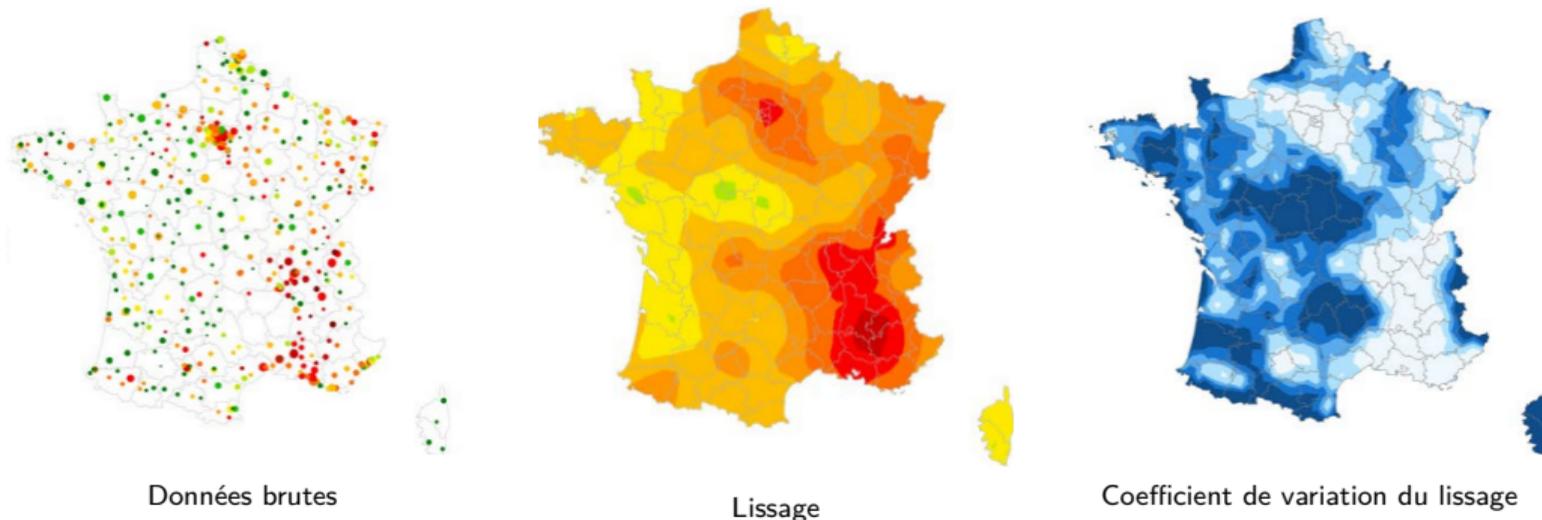
EPCI où la CV est significativement < à la moyenne régionale

1. Établissement Public de Coopération Intercommunale : structure administrative permettant à plusieurs communes d'exercer des compétences en commun (syn. : intercommunalité)

2. G HEUZE. « Analyse des couvertures vaccinales HPV à un échelon infra-régional ». (In prep.).

Ex 2 : lissage des taux de passage pour grippe aux urgences¹

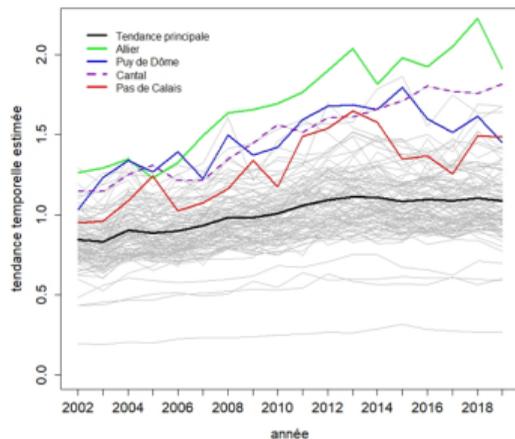
- ▶ **Objectif** : cartographier l'activité grippale en France métropolitaine
- ▶ **Méthode** : La proportion de passages pour syndrome grippal aux urgences chaque semaine est lissée avec un modèle géostatistique SPDE (source : réseau OSCOUR, environ 600 services d'urgence)



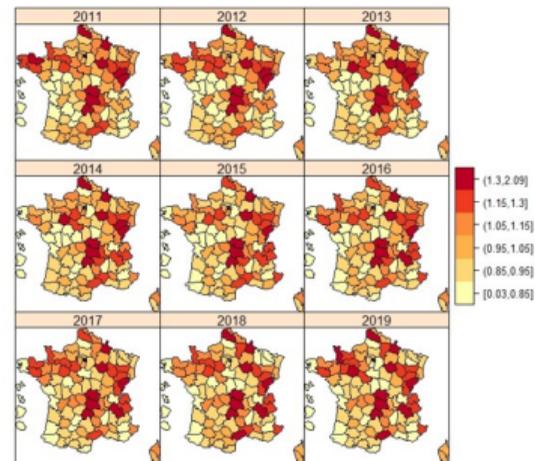
1. Juliette PAIREAU et al. « Mapping influenza activity in emergency departments in France using Bayesian model-based geostatistics ». *Influenza and Other Respiratory Viruses* 12.6 (2018), p. 772-779. eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/irv.12599>.

Ex 3 : variations spatio-temporelles du risque de cryptorchidies opérées, France 2002-2019¹

- ▶ Modèle BYM2 + effet temporel structuré + non structuré + interaction spatio-temporelle
- ▶ 4 types d'interaction possibles entre les effets spatiaux et temporels structurés/non structurés



Tendances temporelles différentes selon les départements



Variations spatiales différentes selon les années

1. J LE MOAL et al. Variations spatiotemporelles du risque de cryptorchidies opérées en France et hypothèses environnementales. Rapp. tech. Santé publique France, 2000.

Usage 2 : Ajuster l'analyse sur l'hétérogénéité spatiale des données

Par un effet aléatoire spatial, modéliser des disparités locales, pouvant mélanger des différences

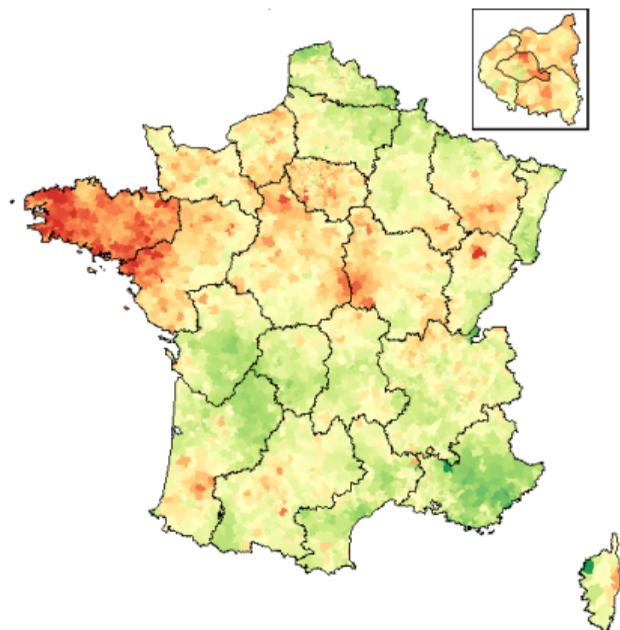
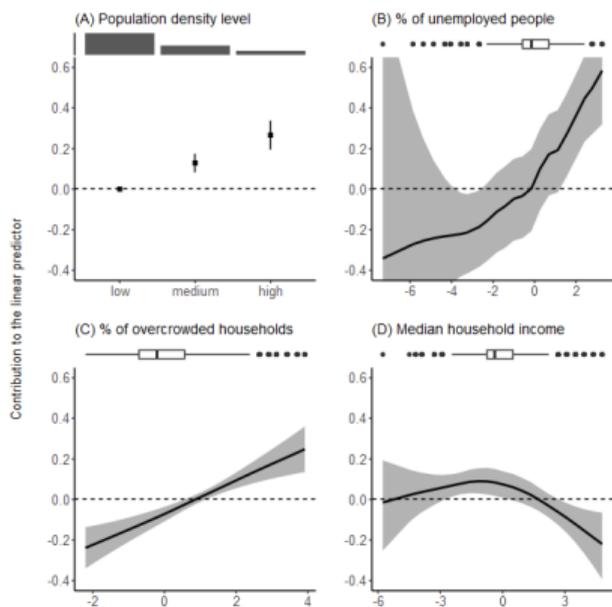
- ▶ d'incidences,
- ▶ d'exhaustivité du système de surveillance
- ▶ d'offre de soin et de recours au soin...

Afin de concentrer l'analyse sur les facteurs mesurables.

Exemple : tuberculose vs défaveur sociale en France métropolitaine¹

- ▶ **Objectif** : Etude écologique d'association entre l'incidence standardisée de la tuberculose et des facteurs socio-démographiques populationnels agrégés au code postal : taux de chômage, taux d'ouvrier, taux de bacheliers, revenu médian, French Deprivation index (FDEP), densité de population, taux de logements suroccupés etc.
- ▶ **Problème** : exhaustivité de la surveillance inégale sur le territoire (entre 45.5% en Auvergne et 99.5% en Bretagne en 2010)
- ▶ **Données** : 55 000 cas issus de la déclaration obligatoire, caractéristiques démographiques individuelles, code postal
- ▶ **Méthode** : modèle de poisson BYM2 + effectif attendu calculé en fonction de âge, sexe, immigration, type d'habitat + variables explicatives agrégées au code postal

1. [Camille PELAT](#). « Socioeconomic factors associated with territorial disparities in tuberculosis incidence in metropolitan France : a Bayesian ecological analysis ». *In prep.* ().

Exemple : tuberculose vs défaveur sociale en France métropolitaine¹

Association entre le taux d'incidence (log) et les variables explicatives

Effet aléatoire spatial

1. [Camille PELAT](#). « Socioeconomic factors associated with territorial disparities in tuberculosis incidence in metropolitan France : a Bayesian ecological analysis ». *In prep.* ()

Usage 3 : Associer les variations territoriales à des variables explicatives

Lorsque l'effet aléatoire spatial **mesure bien** les disparités d'incidence (pas de biais de notification...) :

Etudier l'effet aléatoire spatial

- ▶ **Globalement** : la variance de l'effet spatial diminue-t-elle lorsqu'on inclut les variables explicatives ?
- ▶ **Localement** : sur quels territoires l'effet spatial diminue-t-il ? → cartes

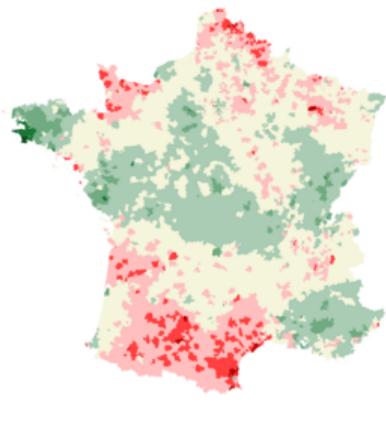
Améliorer les prédictions locales par l'ajout d'information auxiliaire

- ▶ Beaucoup de variables explicatives (% de chômeurs...) disponible via l'INSEE à échelle infra-communale
- ▶ Peuvent aider à raffiner les estimations là où on manque de puissance
- ▶ Idée similaire à l'estimation sur petits domaines¹

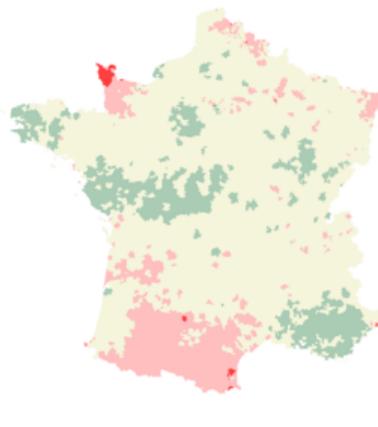
1. Pascal [ARDILLY](#). *Panorama des principales méthodes d'estimation sur les petits domaines*. Rapp. tech. INSEE.

Ex 1 : infections nosocomiales vs déterminants individuels et contextuels¹

- ▶ **Objectif** : Evaluer l'impact des Inégalités Sociales et Territoriales de santé sur la survenue des infections associées aux soins à partir de l'Enquête Nationale de Prévalence 2017.
- ▶ **Données** : 75 289 patients : données individuelles et contextuelles
- ▶ **Méthode** : modèle BYM2 au code postal + variables explicatives individuelles (sexe, âge, statut immunologique, service hospitalier) + variables établissement (taille, catégorie, statut) + variables agrégées au code postal (indice de défaveur sociale EDI) + effet aléatoire département



Effet aléatoire code postal, modèle "vide"

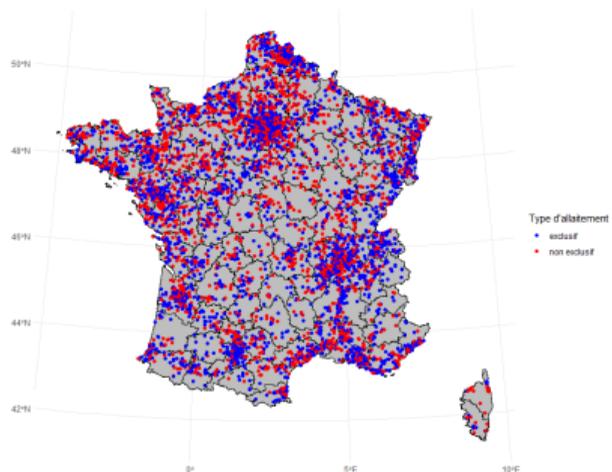


Effet aléatoire code postal, modèle complet

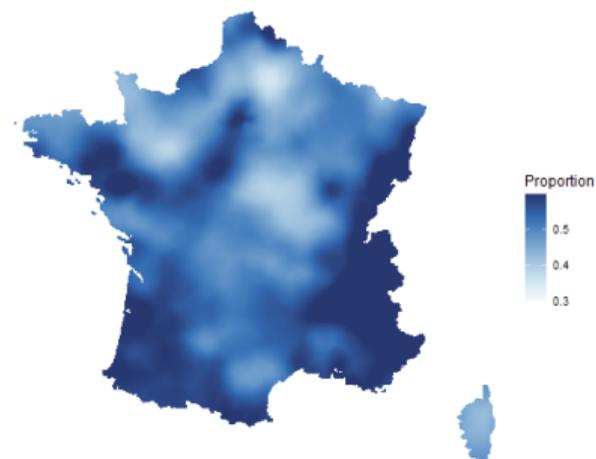
1. Adeline PAUMIER. « Projet ISTIN. Inégalités sociales et Territoriales des infections nosocomiales ». (In prep.).

Ex 2 : Initiation de l'allaitement maternel vs variables socio-démographiques¹ 1/4

1) Estimation des taux d'allaitement en France métropolitaine à partir de l'Enquête Nationale Périnatale 2021.



Répartition géographique des mères dans l'ENP21

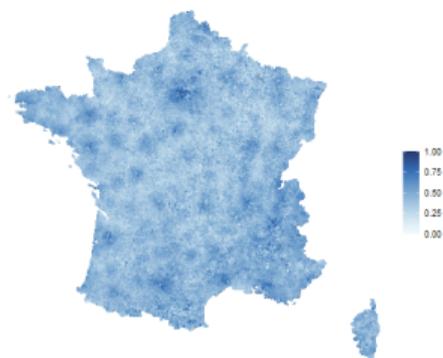


Proportion estimée d'allaitement à la maternité (modèle vide)

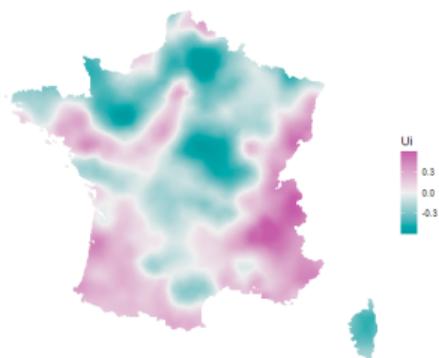
1. Oscar LEGOUPIL et al. « Socio-economic factors and breastfeeding initiation territorial disparities in metropolitan France, 2021 ». (In prep.).

Ex 2 : Initiation de l'allaitement maternel vs variables socio-démographiques 2/4

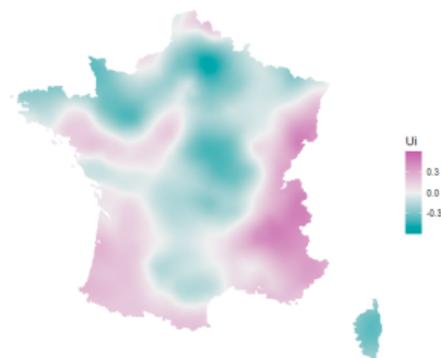
2) La proportion de bacheliers par IRIS explique 36% de la variabilité de l'effet spatial.



Proportion de bacheliers par IRIS



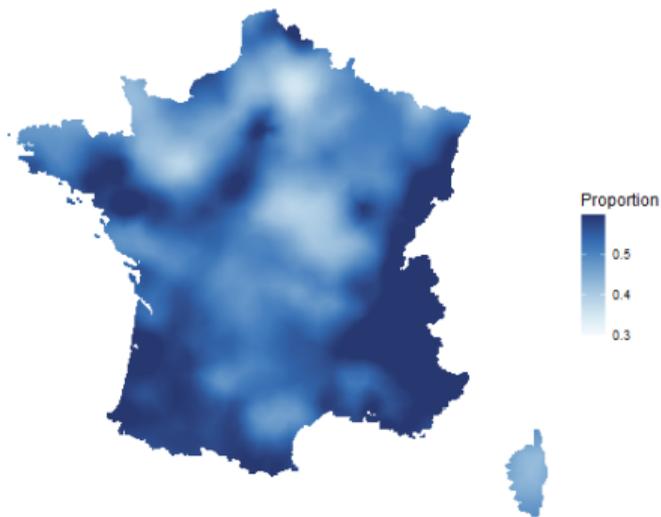
$U(s)$, modèle vide



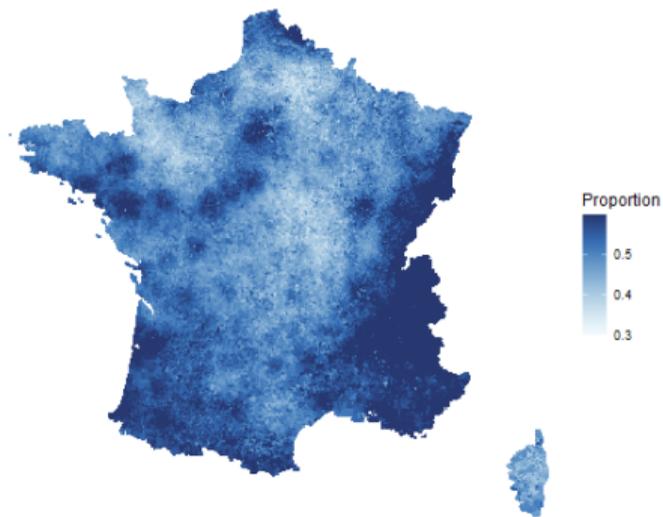
$U(s)$, modèle incluant le % de bacheliers

Ex 2 : Initiation de l'allaitement maternel vs variables socio-démographiques 3/4

3) Amélioration des estimations locales.



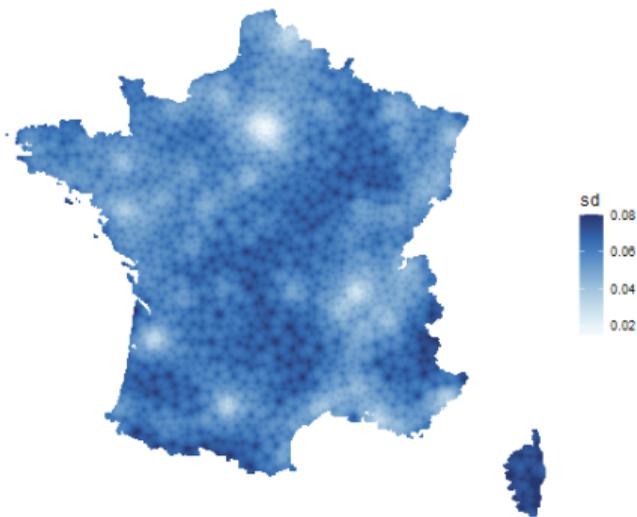
Proportion estimée d'allaitement exclusif, modèle vide



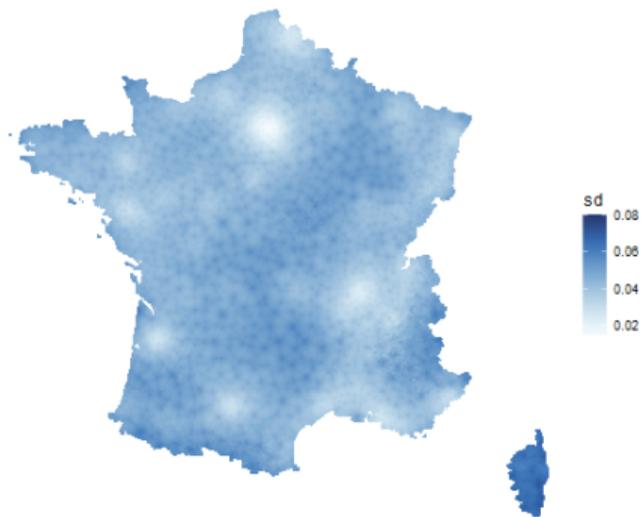
Idem, modèle avec % de bacheliers par IRIS

Ex 2 : Initiation de l'allaitement maternel vs variables socio-démographiques 4/4

3) Amélioration des estimations locales.



Ecart-type de la proportion estimée, modèle vide



Idem, modèle avec % de bacheliers par IRIS

Introduction

Modèles spatiaux

Synthèse bayésienne d'évidence

Modélisation de phénomènes complexes

Bilan

Future extension de l'ouverture du don de sang aux hommes ayant des rapports sexuels avec des hommes en France : quel impact sur le risque de transmission du VIH par transfusion ?¹

Contexte

- ▶ 24/10/2018 : La DGS a saisi SpFrance pour la réalisation d'analyses de risque lié au VIH en vue de l'extension de l'ouverture du don de sang aux HSH
- ▶ Deux scénarios d'ouverture du don de sang à l'étude :
 - ▶ Scénario 1 : aux hommes n'ayant pas eu de relations sexuelles avec des hommes dans les 4 derniers mois
 - ▶ Scénario 2 : aux HSH ayant eu un seul partenaire dans les 4 derniers mois avant le don
- ▶ 10/12/2018 : Réunion du groupe de travail pour valider les analyses de risque
- ▶ Mi janvier 2019 : Réponse de SpFrance à la saisine de la DGS

1. Josiane PILLONEL et al. « The evolving blood donor deferral policy for men who have sex with men : impact on the risk of HIV transmission by transfusion in France ». *Transfusion* 60.3 (2020), p. 525-534.

Des paramètres estimés à partir de multiples sources de données

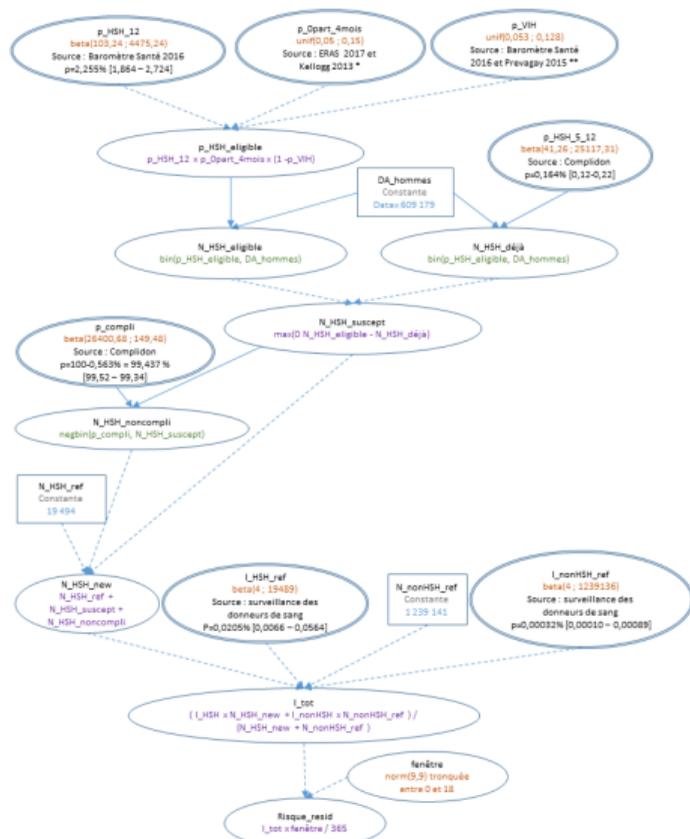
Des estimations issues de la littérature et de la surveillance

- ▶ Risque résiduel VIH de référence : surveillance des donneurs de sang
- ▶ Incidence du VIH parmi les donneurs HSH supplémentaires
 - ▶ **scénario 1** : Surveillance des donneurs de sang
 - ▶ **scénario 2** : Déclaration obligatoire du VIH et enquête Prévagay 2015
 - ▶ + analyses de sensibilité +50%
- ▶ Nombre de donneurs HSH supplémentaires :
 - ▶ Baromètre Santé 2016
 - ▶ Enquête Rapport Au Sexe 2017
 - ▶ Enquête Complidon 2017

Combiner les incertitudes des paramètres via un réseau Bayésien

- ▶ Simulations de Monte-Carlo : tirage au sort de chaque paramètre dans une loi appropriée
- ▶ Objectif : produire un intervalle de crédibilité pour le risque résiduel de transmission VIH.

Implémentation du réseau bayésien



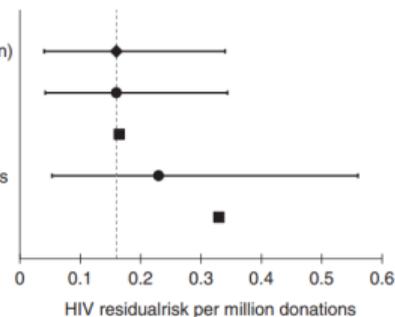
Baseline: MSM-12 months (current situation)

Scenario 1: MSM-4 months

Scenario 1: Sensitivity analysis*

Scenario 2: MSM-single partner 4 months

Scenario 2: Sensitivity analysis*



Résultats

Introduction

Modèles spatiaux

Synthèse bayésienne d'évidence

Modélisation de phénomènes complexes

Bilan

Séroprévalence COVID-19¹ - I

Prévalence du COVID-19 lors de la première vague - 2020

- ▶ Proportion de personnes infectées inconnue
 - ↳ Surveillance restreinte aux cas graves (hospitalisation/décès) → quid cas peu graves, asymptomatiques
 - ↳ Données de prévalence importante pour la gestion sanitaire (e.g. progression de l'épidémie, fermeture écoles?...)
- ▶ Collecte de sérums dans les laboratoires d'analyse
 - ↳ Échantillons aléatoires répétés : pré-confinement (mars 2020)/confinement (avril 2020)/post-confinement (mai 2020)
 - ⇒ Échantillons *aléatoires* période/régions/âge/sexe

Enjeux d'estimation

Prévalence du COVID-19 (M) \neq prévalence des sérums positifs (T)

- ▶ Faux positifs : sérums positifs mais non COVID
- ▶ Faux négatifs : sérums négatifs mais COVID

⇒ Besoin de correction par se et vpp

- ▶ se = sensibilité = $\mathbb{P}(T|M)$
- ▶ sp = spécificité = $(\bar{T}|\bar{M})$

Correction (calibration) par se et sp

$$\mathbb{P}(T) = se\mathbb{P}(M) + (1 - sp)(1 - \mathbb{P}(M))$$

$$\mathbb{P}(M) = \frac{\mathbb{P}(T) + vpp - 1}{se + vpp - 1}$$

1. Stéphane LE VU et al. « Prevalence of SARS-CoV-2 Antibodies in France : Results from Nationwide Serological Surveillance ». *Nature Communications* 12 (21 mai 2021), p. 3025. PMID : 34021152.

Séroprévalence COVID-19 - II

Estimation en 3 étapes

1. Calibration des test

→ Deux jeux de données complémentaire

- ▶ Sérums pré-covid → estimation de la spécificité sp
- ▶ Sérums de cas-confirmés → estimation de la sensibilité se

2. Estimation de la séroprévalence π

- Données de sérum pendant l'épidémie
- Résultat des tests y par période (p), âge (a), sexe (s) et région (r)

3. Extrapolation à la population → post-stratification

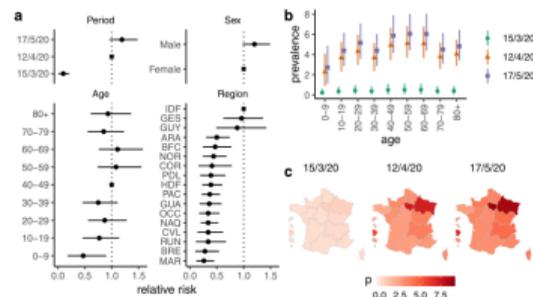
Résultats

Séroprévalence de 0.41% mi-mars, 4.14% mi-avril, 4.93% mi-mai 2020

- Large majorité de la population Française toujours susceptible au COVID à la sortie du premier confinement
- Efficacité du confinement sur la transmission

1.
$$\begin{cases} VP \sim Bi(N_1, se) \\ VN \sim Bi(N_2, sp) \end{cases}$$
2.
$$\begin{cases} y \sim Be(se \pi + (1 - sp)(1 - \pi)) \\ \text{logit}(\pi) = \alpha_s + \alpha_a + \alpha_r + \alpha_p \\ \alpha_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i^2); \sigma_i \sim \mathcal{LN}(0, 1) \end{cases}$$

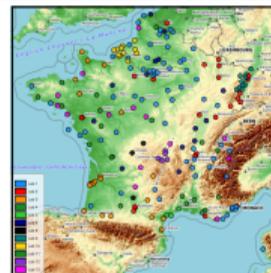
↪ Estimation jointe des paramètres (stan)
3. Post-stratification à partir des distributions postérieures et des données de population



Circulation COVID-19 - eaux usées - I

- ▶ Détection COVID dans les eaux usées
- ▶ Réseau de stations d'épuration sur toute la France
- ▶ Mesure hebdomadaire de la concentration des eaux en virus SARS-CoV-2
 - ↳ Mesure de l'activité virale
- ▶ Projets Obépine (Sorbonne Université/CNRS) /Sumeau (SpF)

THE OBEPINE NETWORK



13 LABORATORIES

~200 WWTPs

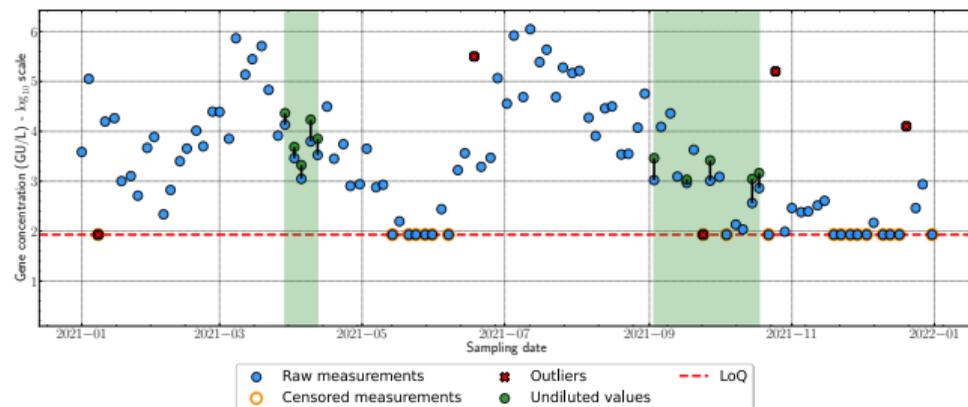
2020/03 -> 2022/05

1/3 OF FRENCH POP.



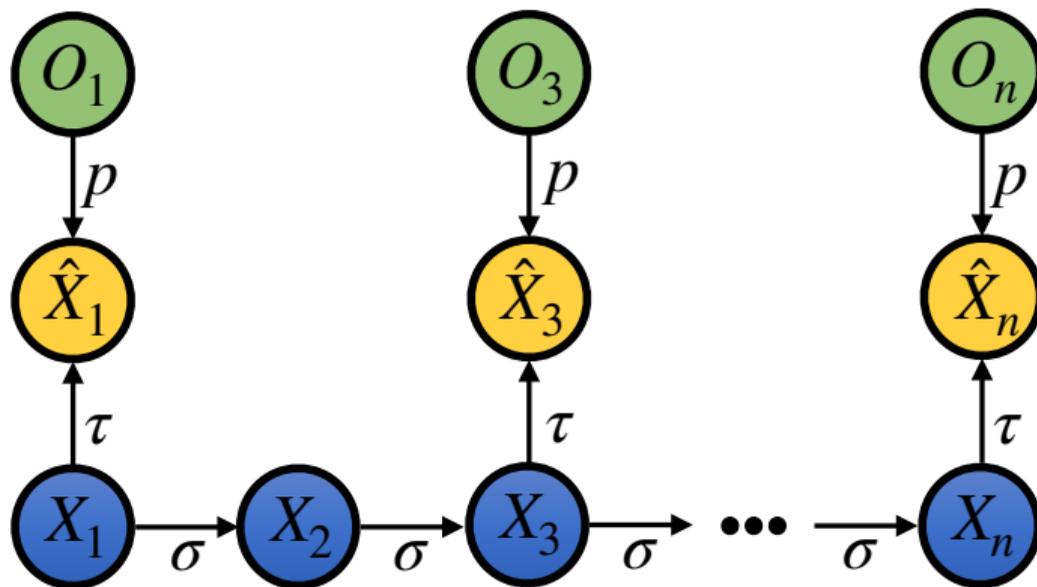
Problématique des données

- ▶ Séries temporelles (e.g. signal auto-corrélé)
- ▶ Erreurs de mesure
 - ▶ Outliers
 - ▶ Données censurées (limites de quantification)
- ▶ Smoother adapted to Censored data with Outliers (SCOU)¹



1. Marie COURBARIAUX et al. « A Flexible Smoother Adapted to Censored Data With Outliers and Its Application to SARS-CoV-2 Monitoring in Wastewater ». *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics* 8 (9 fév. 2022).

Circulation COVID-19 - eaux usées - II



Courbariaux et al., 2022

[10.3389/fams.2022.836349](https://doi.org/10.3389/fams.2022.836349)

$$X_t = X_{t-1} + \sigma \varepsilon_{X,t}$$

$$O_t \sim \mathcal{B}(p)$$

$$(\hat{X}_t^* | O_t = 0) = X_t + \tau \varepsilon_{\hat{X},t}$$

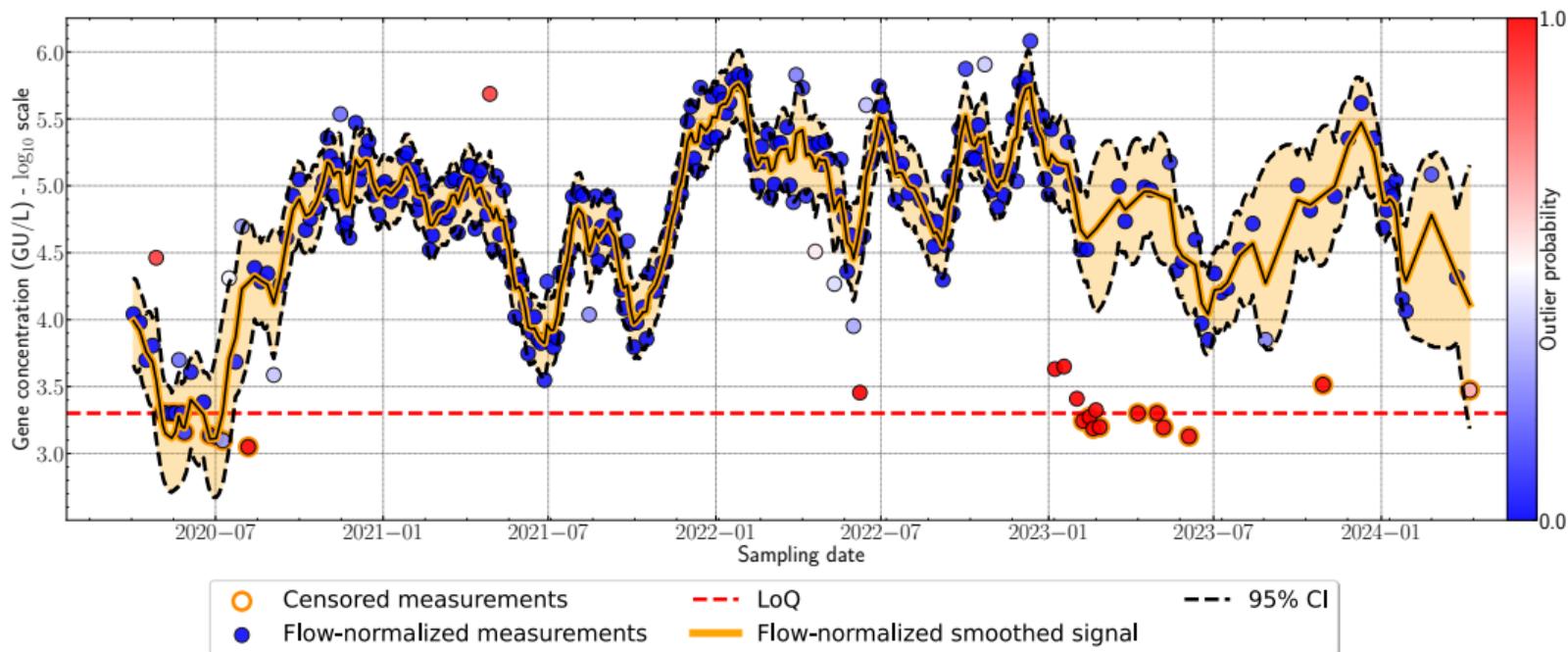
$$(\hat{X}_t^* | O_t = 1) \sim \mathcal{U}([a, b])$$

$$\hat{X}_t = \max(\hat{X}_t^*, \ell)$$

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{X,t} \\ \varepsilon_{\hat{X},t} \end{pmatrix} \stackrel{i.i.d}{\sim} \mathcal{N}(0, I),$$



Circulation COVID-19 - eaux usées - III



Circulation COVID-19 - eaux usées - IV

Modèle adapté aux données pour une station

- ▶ Filtrer le signal *épidémique* du bruit de la mesure
- ▶ Formulation initiale fréquentiste (filtres de Kalman)
- ▶ Formulation naturelle en Bayésien (approximations de Laplace en Python + traductions stan et Nimble)

Perspectives

- ▶ Intégrer la dimension spatiale + données complémentaires (Sumeau)
- ▶ Collaboration SPF/Sorbonne Université
- ▶ Système de surveillance - précoce ? - de l'activité du COVID-19

Introduction

Modèles spatiaux

Synthèse bayésienne d'évidence

Modélisation de phénomènes complexes

Bilan

Utilisation et utilité de la statistique Bayésienne pour la surveillance sanitaire

Des modèles adaptés à la surveillance

- ▶ Données parfois complexes
 - ↳ Sources complémentaires, avec des erreurs...
 - ↳ Modèles d'erreurs non standards
- ▶ Besoin de compréhension des phénomènes et d'interprétabilité
 - ↳ Surveillance des évolutions temporelles/spatiales des pathologies
 - ↳ Lien avec des facteurs de risques (leviers pour l'action)
- ▶ Besoin de quantification des incertitudes ++

Avantages du Bayésien

- ▶ Grande adaptabilité des modèles
- ▶ Rapidité de mise en œuvre
- ▶ Utilisation facile des distributions postérieures pour donner des réponses utiles à l'action

- [1] Andrea RIEBLER et al. « An intuitive Bayesian spatial model for disease mapping that accounts for scaling ». 2 (2016), p. 1-24. arXiv : 1601.01180.
- [2] Finn LINDGREN et al. « An explicit link between Gaussian fields and Gaussian Markov random fields : the stochastic partial differential equation approach ». *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology)* 73.4 (2011), p. 423-498.
- [3] G HEUZE. « Analyse des couvertures vaccinales HPV à un échelon infra-régional ». (In prep.).
- [4] Juliette PAIREAU et al. « Mapping influenza activity in emergency departments in France using Bayesian model-based geostatistics ». *Influenza and Other Respiratory Viruses* 12.6 (2018), p. 772-779. eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/irv.12599>.
- [5] J LE MOAL et al. *Variations spatiotemporelles du risque de cryptorchidies opérées en France et hypothèses environnementales*. Rapp. tech. Santé publique France, 2000.
- [6] Camille PELAT. « Socioeconomic factors associated with territorial disparities in tuberculosis incidence in metropolitan France : a Bayesian ecological analysis ». *In prep.* ().
- [7] Pascal ARDILLY. *Panorama des principales méthodes d'estimation sur les petits domaines*. Rapp. tech. INSEE.
- [8] Adeline PAUMIER. « Projet ISTIN. Inégalités sociales et Territoriales des infections nosocomiales ». (In prep.).

- [9] Oscar LEGOUPIL et al. « Socio-economic factors and breastfeeding initiation territorial disparities in metropolitan France, 2021 ». (In prep.).
- [10] Josiane PILLONEL et al. « The evolving blood donor deferral policy for men who have sex with men : impact on the risk of HIV transmission by transfusion in France ». *Transfusion* 60.3 (2020), p. 525-534.
- [11] Stéphane LE VU et al. « Prevalence of SARS-CoV-2 Antibodies in France : Results from Nationwide Serological Surveillance ». *Nature Communications* 12 (21 mai 2021), p. 3025. PMID : 34021152.
- [12] Marie COURBARIAUX et al. « A Flexible Smoother Adapted to Censored Data With Outliers and Its Application to SARS-CoV-2 Monitoring in Wastewater ». *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics* 8 (9 fév. 2022).