

Améliorer et valider le contact tracing

Bertrand Thirion (INRIA), Alain Barrat (CNRS), Chiara Poletto (INSERM), Alexandra Mailles (Santé Publique France), Moez Draief (Capgemini), Roxane Adle (Orange), Vittoria Colizza (INSERM)

La mise en place du protocole ROBERT et de l'application StopCovid se sont appuyées sur de nombreux choix, faits en fonction des connaissances actuelles. Nous en donnons un aperçu, en nous appuyant sur des **raisonnements probabilistes** et sur les **données physiques** du problème. Nous évoquons ensuite des tests à effectuer pour **mesurer l'efficacité** de l'application, et les mesures de succès associées. Nous concluons par quelques suggestions de **modèles d'apprentissage** permettant d'améliorer l'usage de ce type d'application.

1. Paramètres pertinents pour l'exploitation de l'application

1.1 Modélisation du contact

1.1.1. Le RSSI (Received Signal Strength Indication)

Le système doit lever une alerte dès lors qu'un individu A a été en contact proche avec un individu B infecté pendant une durée significative. Cette décision se base sur le RSSI, c'est à dire l'atténuation du signal Bluetooth reçue d'un Transmetteur voisin ; cette valeur reflète ---imparfaitement--- la distance entre deux mobiles. Ce RSSI est reçu à une fréquence donnée (par exemple toutes les 15 secondes), en même temps que l'identifiant du Transmetteur. **L'identifiant du transmetteur change toutes les 15 minutes pour des raisons de confidentialité.**

La décision de contact repose donc sur deux étapes :

- Une agrégation des valeurs de RSSI ;
- Une décision relative à l'importance de contact sur la valeur agrégée calculée précédemment.

1.1.2. Agrégation des valeurs de RSSI

Les valeurs de RSSI reçues au cours du temps dépendent de l'appareil et de l'environnement (mobile dans la poche, un sac à main ou près du visage) sont par ailleurs intrinsèquement bruitées. On suppose ici qu'une calibration préalable du signal a été effectuée pour tout type d'appareil. Le signal mesuré étant bruité, on travaillera de préférence sur un agrégat temporel, c'est à dire le résumé de la transaction entre deux adresses, par une forme d'intégration mathématique ; un tel agrégat est beaucoup plus fiable que les valeurs brutes de RSSI.

L'idée de base de l'agrégation est que **le risque est additif au cours du temps** : le risque résultant de deux expositions successives et la somme des risques liés à chacune des expositions.

De ce fait, la fonction d'agrégation entre un transmetteur t et un récepteur r au cours d'une transaction qui a lieu au temps s , correspondant à l'émission de I valeurs $RSSI_{r,t}$, est de la

$$\text{forme } F_{r,t}(s) = \sum_{i=1}^I f(RSSI_{r,t}(i)), \text{ par exemple } F_{r,t}(s) = - \sum_{i=1}^I \frac{1}{RSSI_{r,t}(i)}$$

1.1.3. Seuil sur le RSSI

L'individu r peut requêter son historique et déterminer si un transmetteur avec qui le contact a été suffisamment long et "proche" au sens du RSSI a eu lieu depuis 14 jours. Un contact contaminant entre r et t à l'instant s est caractérisé par $F_{r,t}(s) > \Theta$, le seuil Θ correspondant approximativement à plus d'une minute passée à deux mètres. Si t se déclare contaminé, et que r fasse une requête, une alerte est levée. Il y a alors 4 possibilités :

- $F_{r,t}(s) > \Theta$, une alerte est levée, et r est contaminé : c'est un vrai positif.
- $F_{r,t}(s) > \Theta$, une alerte est élevée, mais r n'est pas contaminé : c'est un faux positif.
- $F_{r,t}(s) < \Theta$, pas d'alerte, mais r est contaminé : c'est un faux négatif.
- $F_{r,t}(s) < \Theta$, pas d'alerte, et r n'est pas contaminé : c'est un vrai négatif.

1.2. Risque statistique

Nous proposons d'étudier le risque en prenant le point de vue du transmetteur : le nombre total A d'alertes émises par le système, et le comparer au nombre de D déclarations d'individus (transmetteurs) positifs : le rapport $n=A/D$ est le nombre moyen de contacts alertés par individu qui déclare une contamination. Par exemple si $n=10$, une contamination conduit en moyenne à 10 alertes, qui sont soit de vrais positifs, soit des faux positifs. Or, sous les hypothèses standards, utilisées dans ¹, à savoir :

- Un individu infecté est contagieux pendant 15 jours, uniformément.
- Un individu infecté en contamine en moyenne K autres pendant cette période si rien n'est fait ; s'il est testé à l'apparition des symptômes (5 jours) ; il n'en contamine que $(5/15) K = K/3$, avec $K=2.5$.

Un individu contaminé aura eu en moyenne $K/3$ contacts. Dans ce cas la **valeur prédictive positive** ou **précision** d'une alerte (le nombre de vrais positifs divisé par le nombre d'alertes) sera égale à $\text{prec} = K / (3 \times n)$. Si cette valeur descend en dessous de 10%, le système risque de perdre en crédibilité, une alerte étant considérée comme du bruit, l'application ne faisant que lever des alertes injustifiées pour le récepteur. Selon les hypothèses ci-dessus, cela impose que $n < 10$, donc que la **déclaration de contamination d'un individu donne lieu à moins de 10 alertes** en moyenne.

2. Evaluation du contact tracing par Bluetooth

2.1. Comparaison avec le contact tracing manuel

Une validation très partielle de la vérité de terrain pourrait être effectuée pendant le déploiement par comparaison avec la recherche habituelle de contacts effectuée par des entretiens : si la personne T signale des symptômes et est interrogée, déclare des contacts

¹ "Why We Must Test Millions a Day | Edmond J. Safra Center for" <https://ethics.harvard.edu/test-millions>. Accessed 23 Apr. 2020.

avec les personnes R_1, R_2, \dots, R_n : comme ces personnes sont contactées par l'autorité sanitaire, on peut vérifier si elles ont l'application et dans ce cas si elles ont bien reçu l'alerte. Le taux de succès se mesure en pourcentage de personnes qui ont reçu l'alerte (**recall**). En revanche, ce taux ne dit rien sur la précision du contact tracing.

2.2. Précision des alertes

Dans le cadre d'un protocole de recherche, on pourrait évaluer, pour une population $R=(R_1, R_2, \dots, R_n)$ d'individus cibles pour lesquels on peut effectuer des tests réguliers, les valeurs suivantes:

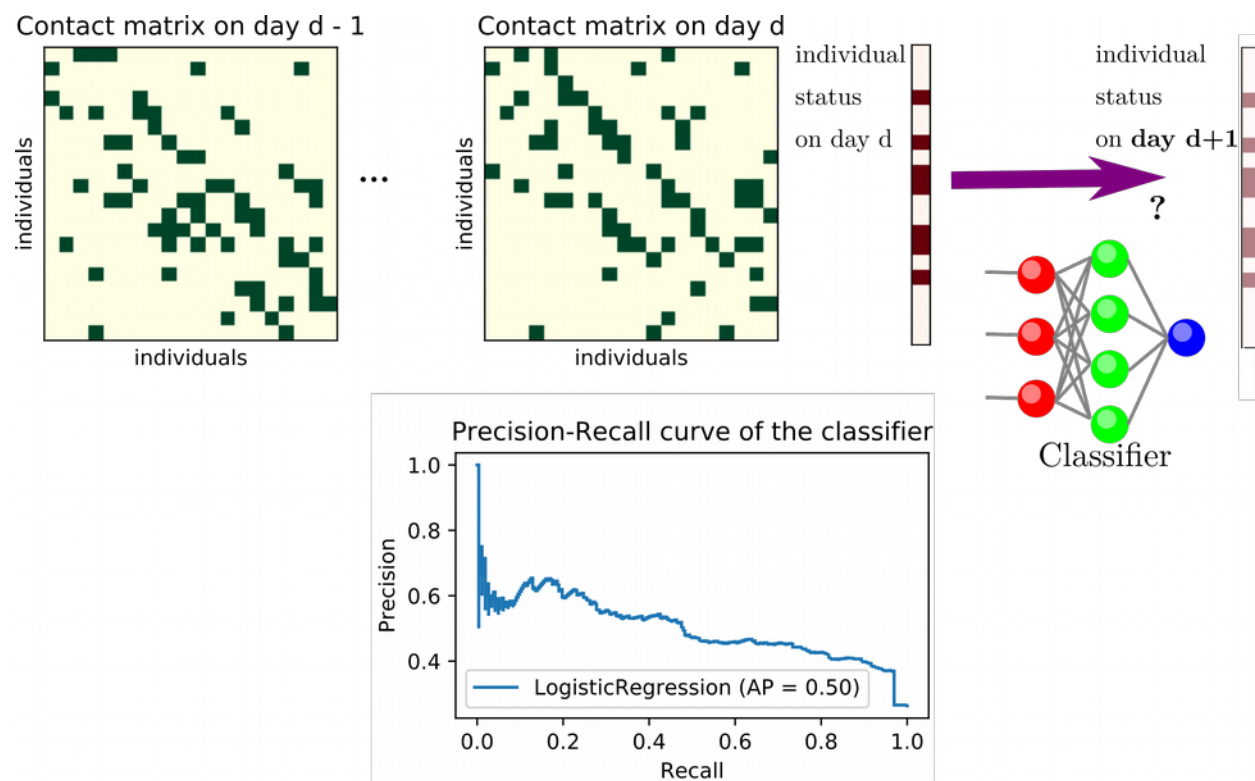
- Le taux de faux positifs (fp), i.e. ceux qui ont reçu une alerte mais sont négatifs après un test (il importe que le test soit effectué 3 à 5 jours après l'alerte, sinon le test risque d'être un faux négatif).²
- Le taux de vrais positifs (vp), qui ont reçu une alerte et sont positifs. Il est indispensable que la **précision**, soit $vp / (vp + fp)$ soit supérieure au taux de contamination de la population, sinon les alertes ne sont pas informatives, mais "psychologiquement" ce nombre devrait être d'au moins 10% (CF ci-dessus).
- Il serait par ailleurs intéressant d'étudier comment vp et fp évoluent en fonction du nombre d'alertes reçues : on s'attend à ce que vp , croisse, ainsi que la précision.

2.3. Prédiction de population

Le problème de l'approche précédente est qu'elle se focalise sur des interactions duales, en négligeant le fait qu'un individu peut avoir été contaminé par plusieurs sources possibles. Une autre approche se fonde sur le suivi d'une population de n individus (par exemple quelques centaines), que l'on peut tester quotidiennement. Si l'on peut suivre une population de référence (en identifiant les contacts), on peut effectuer a posteriori la prédiction de cas positifs à partir des informations de contacts, et l'information de positivité des contacts. Ce scénario informe sur la capacité à prédire le statut individuel et permet de répondre à deux types de questions :

- Comparer différents modèles de quantification des contacts : par exemple, il se pourrait qu'un seuil plus élevé améliore la performance en prédiction, en supprimant des contacts peu informatifs.
- Étudier quelle profondeur temporelle est optimale pour le modèle : il est probable que raccourcir le délai d'examen rétrospectif de 14 jours à, par exemple, 10 jours, donne des prédictions plus précises. On pourrait par ailleurs envisager des mécanismes d'*oubli* pour réduire l'impact des contacts passés sur la prédiction du présent.

² Il est à noter que ces faux positifs existent aussi avec le contact tracing manuel. C'est inévitable car le cas n'a pas contaminé tous ses contacts.



Utilisation de modèles d'apprentissage pour améliorer les choix de paramètres de l'application : Étant donné une mesure des contact quotidiens d'une population et son état de contamination un jour donné, on peut chercher à prédire l'état de contamination de la population le lendemain. Les résultats de classification peuvent être utilisés pour déterminer la qualité de l'information apportée par le modèle de contacts (courbe precision-recall), la façon de quantifier le modèle de contact et la mémoire optimale du modèle prédictif en nombre de jours.