

Végéphyt – 12^e CONFÉRENCE INTERNATIONALE SUR LES MALADIES DES PLANTES
TOURS – 11 ET 12 DÉCEMBRE 2018

MODELISATION ET OPTIMISATION DE LA GESTION D'UNE EPIDEMIE : QUEL IMPACT DU
PAYSAGE ?

C. PICARD⁽¹⁾, V. PICHENY⁽²⁾, P. HENDRIKX⁽³⁾, E. JACQUOT⁽¹⁾, S. SOUBEYRAND⁽⁴⁾, G. THEBAUD⁽¹⁾

(1) UMR BGPI, INRA, Montpellier SupAgro, Univ. Montpellier, Cirad, TA A-54/K, 34398 Montpellier
Cedex 5, France

(2) MIAT, Université de Toulouse, INRA, Castanet-Tolosan, France

(3) ANSES, Direction des laboratoires, Unité de coordination et d'appui à la surveillance, Lyon,
France

(4) BioSP, INRA, Avignon, France

RÉSUMÉ

Comment identifier des stratégies efficaces pour gérer les épidémies affectant les cultures ? Pour répondre à cette question, des modèles peuvent être utilisés pour estimer des paramètres épidémiologiques, évaluer l'efficacité de différentes stratégies de gestion et les optimiser. Nous avons développé une approche générique pour optimiser *in silico* la gestion d'une maladie des plantes à l'échelle du paysage. Nous avons appliqué cette approche à la sharka, qui a un impact mondial sur la filière *Prunus* et est associée à d'importants coûts de gestion. Nos résultats indiquent que certaines stratégies de gestion devraient être plus rentables que celle actuellement appliquée en France. Il s'avère que certaines de ces stratégies sont efficaces pour tous les types de paysage testés, ce qui peut être intéressant en pratique pour les gestionnaires du risque.

Mots clés : épidémiologie, stratégies de gestion, modélisation, optimisation, paysage.

ABSTRACT

How to identify effective strategies to manage the epidemics impacting crops? To answer this question, models can be used to estimate epidemiological parameters, to assess the efficiency of different management strategies and to optimize them. We developed a generic framework for *in silico* optimization of plant disease management strategies at the landscape scale. We applied this approach to sharka, which has a worldwide impact on the *Prunus* industry and is associated with huge management costs. Our results indicate that some strategies should be more profitable than the one currently applied in France. It turns out that some of these strategies are efficient for all tested landscape types, which may be interesting in practice for risk managers.

Keywords: epidemiology, management strategies, modeling, optimization, landscape.

INTRODUCTION

Optimiser la stratégie de gestion d'une maladie n'est pas évident en raison de la complexité et de la variabilité des dynamiques épidémiques. Ainsi, le développement d'une épidémie résulte d'interactions complexes entre de nombreux processus biologiques (infection, périodes de latence et d'incubation, reproduction et dispersion du pathogène, etc.) et d'interventions humaines (pratiques agricoles, plantation de matériel végétal infecté, traitements phytosanitaires, arrachage de plantes malades, etc.). Ces processus peuvent également être affectés par l'organisation des parcelles dans le paysage (Parnell et al, 2010 ; Papaïx et al, 2014). Les possibilités d'expérimentation à large échelle étant limitées, les stratégies pour gérer les épidémies sont donc souvent basées sur des opinions d'experts et non sur des démonstrations formelles.

Grâce à leur capacité à simuler de nombreux scénarios (épidémiologiques et de gestion), les modèles peuvent être utilisés pour estimer des paramètres épidémiologiques, évaluer l'efficacité de différentes stratégies de gestion et les optimiser. Le cadre de modélisation PESO (estimation de paramètres-simulation-optimisation), que nous avons développé, a pour but d'aider à améliorer les stratégies de gestion des maladies de plantes. Ce processus est basé sur (i) la caractérisation des dynamiques épidémiques pour estimer des paramètres épidémiologiques clés, (ii) l'utilisation de modèles spatialement explicites pour simuler les dynamiques épidémiques et la gestion des maladies, et (iii) l'utilisation de méthodes d'optimisation numérique pour identifier de meilleures stratégies de gestion (Picard et al, 2017).

Ce processus de modélisation est ici appliqué à la sharka (causée par le *Plum pox virus*) qui est transmis par les pucerons selon le mode non persistant ou par l'homme via le transfert de matériel végétal infecté. Elle touche différentes espèces d'arbres du genre *Prunus* (abricotier, pêcher, prunier, cerisier, etc.). La présence du PPV affecte le métabolisme des sucres, ce qui entraîne une augmentation de l'acidité des fruits (Németh, 1986). De plus, les fruits infectés peuvent être déformés par le virus : ils présentent à leur surface des zones irrégulières et des taches chlorotiques (Llácer et Cambra, 2006). L'impact du PPV sur les fruits les rend impropres à la consommation, voire à la transformation industrielle. Les conséquences économiques sont importantes : l'impact mondial de la sharka a été estimé à 10 milliards d'euros sur 30 ans (Cambra et al, 2006), avec des pertes de rendement allant jusqu'à 100% pour les cultivars les plus sensibles.

En France, la gestion de la sharka est définie par un arrêté national de lutte spécifiant une procédure complexe. Elle implique des inspections visuelles fréquentes des pépinières et des vergers, un arrachage des arbres symptomatiques (voire de vergers entiers) ainsi que des restrictions de plantation (JORF, 2011).

Dans cet article, nous résumons les 3 parties du processus PESO, appliqué à la sharka, en insistant notamment sur les résultats obtenus dans la partie qui concerne l'optimisation de la maladie.

MATERIEL ET MÉTHODE

1) ESTIMATION DE LA DYNAMIQUE EPIDEMIQUE

Dans l'approche PESO, afin d'obtenir des résultats fiables et pertinents, le modèle de simulation de l'épidémie et de sa gestion intègre une connaissance précise des paramètres épidémiologiques (par exemple, des paramètres liés aux interactions hôte-pathogène). Une telle compréhension de la maladie peut être obtenue par des expériences, ou l'estimation de paramètres épidémiologiques à partir de données de terrain (Fig. 1, étape A).

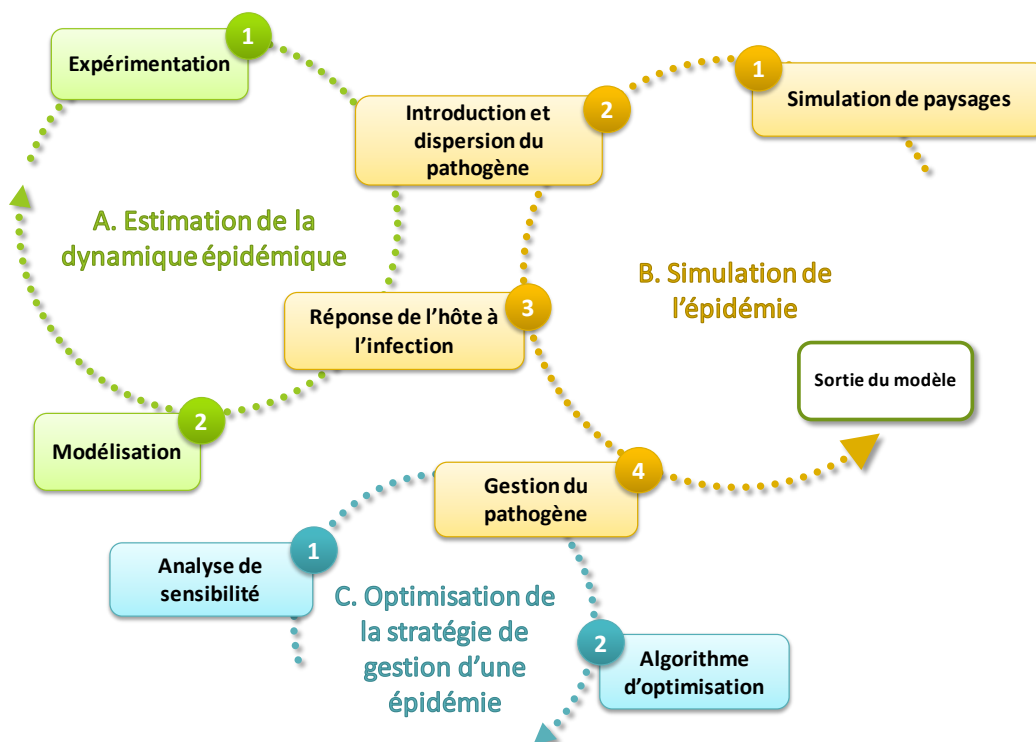


Fig. 1 : Processus de modélisation PESO (estimation de paramètres – simulation – optimisation) qui a pour but d'aider à améliorer les stratégies de gestion des épidémies (Picard et al, 2017). A : La première étape consiste à caractériser la dynamique de l'épidémie (c'est-à-dire à estimer les paramètres épidémiologiques clés). B : La deuxième étape consiste à développer un modèle de simulation incluant la génération de paysages réalistes, l'introduction et la dispersion de l'agent pathogène ainsi que la réponse de l'hôte à l'infection. Le modèle intègre les estimations de paramètres de A. De plus, des stratégies de gestion peuvent être appliquées dans le modèle et évaluées en utilisant les résultats du modèle comme critère de performance (par exemple, mesures économiques de l'efficacité de la stratégie). C : L'influence relative des paramètres de gestion peut être évaluée à l'aide d'une analyse de sensibilité, et ces paramètres peuvent être optimisés directement via un algorithme d'optimisation.

2) SIMULATION DE L'EPIDEMIE

Une fois que les paramètres épidémiologiques ont été caractérisés, un modèle de simulation peut être exploité pour tester différents scénarios d'épidémie ou de gestion. De tels modèles peuvent nécessiter

un paysage explicite (et réaliste, si possible), un scénario d'introduction et de dispersion des agents pathogènes, des équations décrivant les changements de statut de l'hôte et des mesures de gestion affectant la propagation de la maladie. Enfin, différentes stratégies de gestion peuvent être comparées en fonction de variables de sortie (Fig. 1, étape B).

Dans notre étude sur la sharka, nous avons simulé des paysages composés de zones non cultivées et de parcelles sur lesquelles des *Prunus* sont cultivés. Ces paysages présentent différents niveaux d'agrégation des parcelles (Fig. 2 ; Picard et al, en révision). Des épidémies et différentes stratégies de gestion du pathogène ont ensuite été simulées sur ces paysages à l'aide d'un modèle stochastique spatialement explicite (Pleydell et al, 2018 ; Rimbaud et al, 2018a, 2018b).

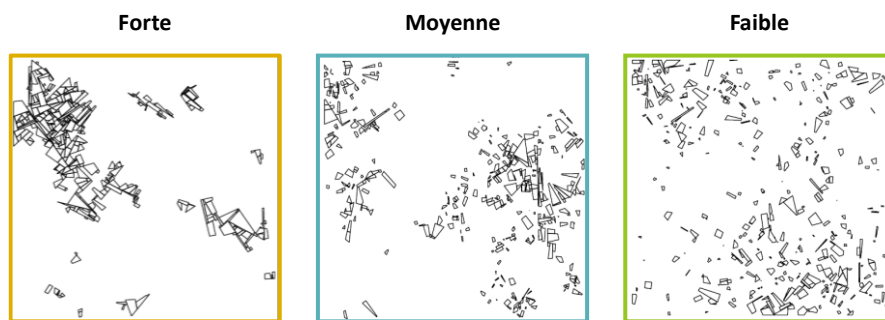


Fig. 2 : Exemples de paysages simulés avec trois niveaux d'agrégation des parcelles.

Au début d'une simulation réalisée avec ce modèle, les arbres des parcelles cultivées ne sont pas infectés, ils ont le statut « sain ». Le PPV est introduit la première année de la simulation dans une des parcelles cultivées et se disperse ensuite à travers les vergers, provoquant le changement de statut des arbres : ils peuvent être « sains », « infectés » lorsque le virus leur est transmis, « infectieux cachés » après une période de latence, « infectieux détectés » lorsque le virus est détecté grâce aux prospections et « arrachés » lorsque les arbres détectés sont coupés.

Dans le modèle, 6 paramètres caractérisent l'épidémie. Chacun de ces 6 paramètres épidémiologiques peut varier entre ses bornes minimale et maximale, définies pour correspondre aux caractéristiques du virus de la sharka (Rimbaud et al. 2018b). De plus, une stratégie généralisant la gestion française de la sharka dans les vergers de *Prunus* est implémentée dans le modèle. Elle comprend 21 paramètres qui caractérisent la surveillance des parcelles, ainsi que les arrachages et replantations des arbres (Picard et al, 2017 ; Rimbaud et al. 2018a).

Une des sorties du modèle est un critère économique : la valeur actuelle nette (VAN). Elle correspond à la somme de la marge brute calculée chaque année sur laquelle est appliqué un taux d'actualisation. La marge brute représente la différence entre les produits générés par la culture des arbres productifs et les coûts induits par la production et la stratégie de gestion appliquée (Rimbaud et al. 2018a).

3) OPTIMISATION DE L'ÉPIDÉMIE

Des méthodes permettent d'optimiser numériquement des stratégies de gestion (Fig. 1, étape C), i.e. d'identifier les paramètres d'une stratégie de gestion conduisant au meilleur résultat.

Nous avons tout d'abord réalisé des analyses de sensibilité afin d'étudier l'influence des paramètres de gestion sur la VAN pour différents types de paysages. Pour cela, nous avons généré un plan d'échantillonnage de plus de 300.000 combinaisons de paramètres différentes pour lesquelles nous avons réalisé des simulations. Les résultats de ces simulations nous ont également permis d'identifier des stratégies de gestion efficaces (Rimbaud et al, 2018b ; Picard et al, en révision). Néanmoins, l'espace des paramètres n'a ici été exploré qu'en partie.

Afin d'explorer efficacement l'espace des paramètres de gestion, nous avons réalisé une optimisation bayésienne en utilisant un algorithme adapté du package R DiceOptim (Picheny et al, 2014). Pour résumer, la première étape de cette optimisation consiste à choisir un premier ensemble de stratégies de gestion de manière aléatoire dans l'espace des paramètres (Fang et al, 2005). Ces stratégies sont ensuite évaluées en simulant différentes épidémies. Un modèle de krigeage (Cressie, 2015) est ensuite ajusté à ces données. Des stratégies supplémentaires sont choisies séquentiellement selon un critère (l'amélioration espérée). Plus ce critère est élevé pour une combinaison de paramètres, plus la probabilité que le modèle explore cette combinaison pour optimiser le résultat est élevée. Le modèle de krigeage est mis à jour après l'évaluation de chaque nouvelle stratégie.

Nous avons réalisé des optimisations pour 2 types d'épidémies différents (épidémies émergentes et épidémies installées), pour 2 critères économiques et pour 3 niveaux d'agrégation du paysage (forte, moyenne, faible). Les types d'épidémies diffèrent par la durée de propagation du virus sans gestion au début de la simulation (5 ans pour les épidémies émergentes et 15 ans pour les épidémies installées) et par les valeurs plus élevées de deux paramètres liés aux introductions du PPV pour les épidémies installées. La gestion de la maladie est ensuite appliquée pendant 30 ans pour les deux types d'épidémie et la VAN est calculée sur cette période. Les 2 critères économiques correspondent à la moyenne de la VAN (notée $\overline{VAN}$) et la moyenne des 10% plus faibles VAN (notée $VAN_{10\%}$) obtenues avec des simulations réalisées avec différents paramètres épidémiologiques et différents paysages. Ce deuxième critère ($VAN_{10\%}$) a été choisi pour réduire le risque de pertes importantes (il intègre donc l'aversion au risque des acteurs de la gestion).

RESULTATS

Les analyses de sensibilité indiquent que 2 paramètres de gestion dans le modèle ont plus d'influence sur la VAN que les autres. Ces 2 paramètres concernent les arrachages de vergers et les interdictions de plantation (Picard et al, en révision).

Les résultats des simulations ont tout d'abord montré que le paysage impacte la sortie du modèle lorsque la dispersion du virus est simulée. De plus, cet impact est d'autant plus important que les parcelles sont agrégées. Lorsque la stratégie française est appliquée, elle permet d'améliorer la **VAN** et la **VAN_{10%}** pour tous les paysages pour les épidémies émergentes. En ce qui concerne les épidémies installées, la stratégie française est efficace d'après les simulations pour le paysage agrégé, mais est en moyenne moins efficace pour les autres paysages par rapport aux simulations sans gestion (mais elle permet d'améliorer la **VAN_{10%}**).

Les résultats des optimisations nous montrent qu'il est possible d'identifier des stratégies de gestion économiquement plus efficaces *in silico* que la stratégie française (Fig. 3). La Figure 3 nous indique également que les stratégies de gestion optimales dépendent des caractéristiques du paysage. En effet, les stratégies de gestion optimisées diffèrent pour les 3 niveaux d'agrégation du paysage (et pour les 2 types d'épidémies). Néanmoins, il s'avère que certaines de ces stratégies sont efficaces pour tous les types de paysages testés, ce qui est intéressant en pratique pour les gestionnaires du risque.

Les stratégies que nous avons optimisées économiquement sont moins contraignantes pour les agriculteurs que la stratégie française. En effet, elles n'incluent pas d'interdiction de plantation, ni d'arrachages de vergers entiers. De plus, la stratégie optimisée pour les épidémies émergentes requiert moins de surveillance des vergers que la stratégie française.

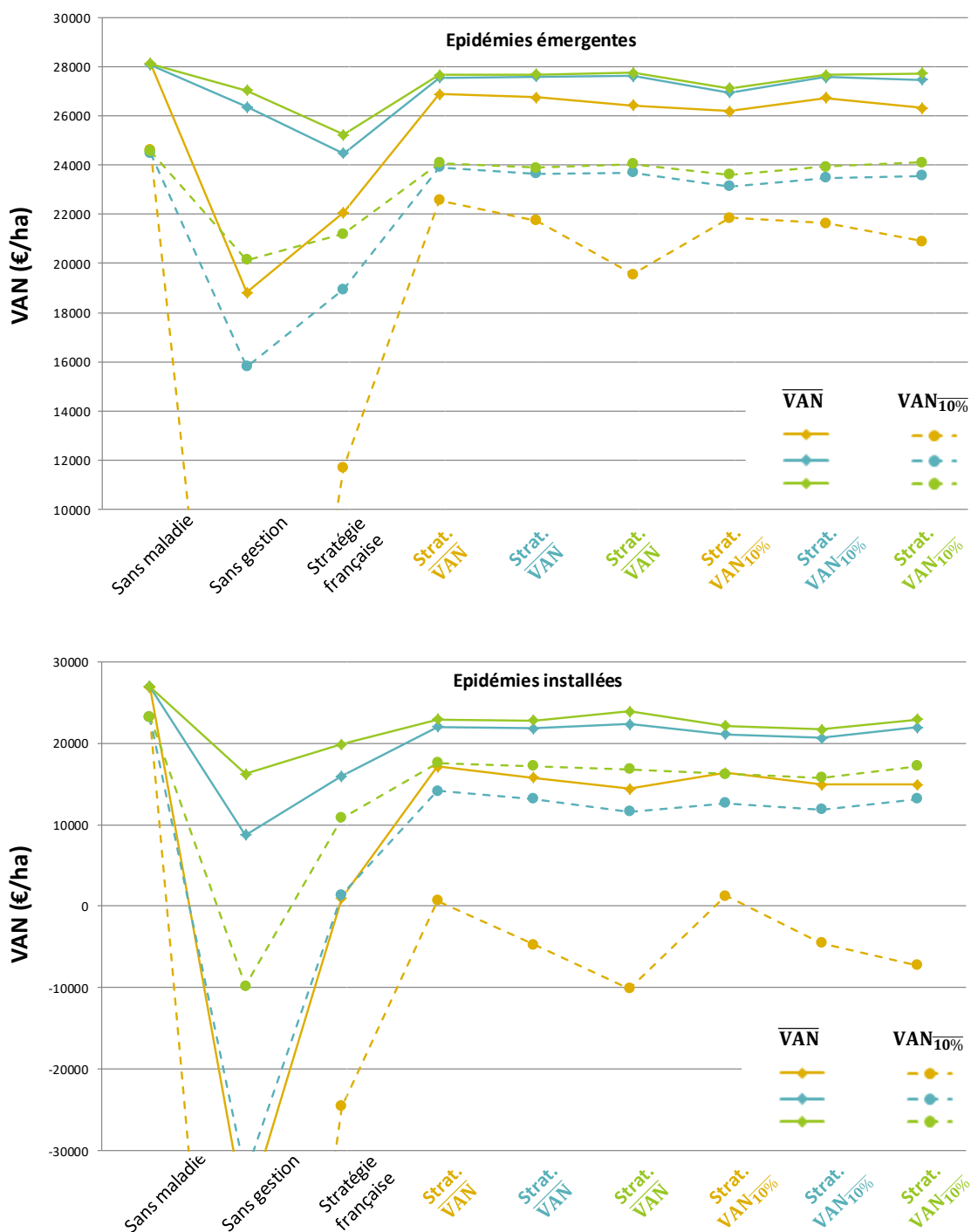


Fig. 3 : $\overline{VAN}$ et $VAN_{10\%}$ obtenues pour deux types d'épidémies après 10.000 simulations de la dispersion et de la gestion du PPV. Les stratégies de gestion utilisées sont indiquées en abscisse. Les stratégies « Strat. $\overline{VAN}$ » et « Strat. $VAN_{10\%}$ » correspondent aux stratégies optimisées pour la $\overline{VAN}$ et la $VAN_{10\%}$, et pour les 3 niveaux d'agrégation du paysage (jaune : forte agrégation, bleu : agrégation moyenne, vert : faible agrégation).

DISCUSSION/CONCLUSION

Cette étude présente un processus qui a pour but d'aider à optimiser les stratégies de gestion d'une épidémie par le biais de la modélisation. Nous l'avons appliqué à la maladie de la sharka ; néanmoins, cette approche est générique et peut être appliquée à de nombreuses maladies. De plus, le processus PESO est ici présenté comme une démarche avec des étapes successives. Cependant, lorsqu'il est appliqué à des maladies émergentes, il peut être plus itératif que séquentiel.

Dans cette étude, nous avons appliqué ce processus à la sharka, pour laquelle une stratégie est déjà appliquée en France. A l'aide d'un algorithme d'optimisation, nous avons identifié des stratégies plus efficaces économiquement que cette stratégie française. En pratique, ces résultats sont intéressants pour les gestionnaires du risque car certaines stratégies sont efficaces pour l'ensemble des paysages que nous avons simulés. De plus, ces stratégies sont moins coûteuses à mettre en place sur le terrain.

Pour aller plus loin, nous pourrions ajouter dans le processus PESO la possibilité d'optimiser les stratégies de gestion d'une épidémie de manière dynamique dans le temps. En effet, dans cette étude, nous avons optimisé les paramètres de gestion pour une période de 30 ans (et ces paramètres restent fixes au cours de cette période). Néanmoins, le scénario de gestion optimal d'une épidémie pourrait varier dans le temps.

BIBLIOGRAPHIE

Cambra M., Capote N., Myrta A., Ll  cer G., 2006 - *Plum pox virus* and the estimated costs associated with sharka disease. *EPPO Bull.* 36, 202-204.

Cressie N., 2015 - *Statistics for spatial data*. John Wiley & Sons.

Fang K., Li R., Sudjianto A., 2005 - Design and modeling for computer experiments. *CRC Press*.

JORF, 2011 - Arr  t   du 17 mars 2011 relatif    la lutte contre le *Plum Pox Virus*, agent causal de la maladie de la Sharka, sur les v  g  taux sensibles du genre *Prunus*. JORF n  0067 du 20 mars 2011. R  publique Fran  aise. Paris, France. NOR: AGRG1105295A.

Ll  cer G., Cambra M., 2006 - Hosts and symptoms of *Plum pox virus*: fruiting *Prunus* species. *EPPO Bull.* 36, 219–221.

N  meth M., 1986 - Virus, mycoplasma and Rickettsia diseases of fruit trees. M. Nijhoff/Dr. W. Junk.

Papa   J., Adamczyk-Chauvat K., Bouvier A., Ki  u K., Touzeau S., Lannou C et al., 2014 - Pathogen population dynamics in agricultural landscapes: The Ddal modelling framework. *Infection, Genetics and Evolution* 27, 509–520.

Parnell S., Gottwald T.R., Gilligan C.A., Cunliffe N.J., Van den Bosch F., 2010 - The effect of landscape pattern on the optimal eradication zone of an invading epidemic. *Phytopathology* 100, 638–644.

Picard C., Rimbaud L., Hendrikx P., Soubeyrand S., Jacquot E., Th  baud G., 2017 - PESO: a modelling framework to help improve management strategies for epidemics–application to sharka. *EPPO Bull.* 47, 231-236.

Picard C., Soubeyrand S., Jacquot E., Th  baud G. - Analyzing the influence of landscape aggregation on disease spread to improve management strategies. *Phytopathology*. (en r  vision)

Picheny V., Ginsbourger D., 2014 - Noisy kriging-based optimization methods: a unified implementation within the DiceOptim package. *Comput Stat Data Anal.* 71, 1035–1053.

Pleydell D.R.J., Soubeyrand S., Dallot S., Labonne G., Chad  uf J., Jacquot E., Th  baud G., 2018 Estimation of the dispersal distances of an aphid-borne virus in a patchy landscape. *PLOS Comput. Biol.* 14, e1006085.

Rimbaud L., Dallot S., Bruchou C., Thoyer S., Jacquot E., Soubeyrand S., Th  baud G., 2018a - Heuristic optimisation of the management strategy of a plant epidemic using sequential sensitivity analyses. *BioRxiv*, 315747.

Rimbaud L., Bruchou C., Dallot S., Pleydell D.R.J., Jacquot E., Soubeyrand S., Th  baud G., 2018b - Using sensitivity analysis to identify key factors for the propagation of a plant epidemic. *R. Soc. Open Sci.* 5,171435.