



HAL
open science

Définition d'une stratégie pour contrôler une maladie animale dans un groupe d'élevages

Anne-France Viet, Laurent Jeanpierre, Maroua Bouzid

► **To cite this version:**

Anne-France Viet, Laurent Jeanpierre, Maroua Bouzid. Définition d'une stratégie pour contrôler une maladie animale dans un groupe d'élevages. Actes du 17e congrès francophone de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA 2010), 2010, caen, France. hal-00967342

HAL Id: hal-00967342

<https://hal.science/hal-00967342>

Submitted on 9 Apr 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Définition d'une stratégie pour contrôler la propagation d'une maladie animale dans un groupe d'élevages

A.F. Viet^{1,2,3} L. Jeanpierre¹ M. Bouzid¹

¹ GREYC – CNRS, Université Caen Basse-Normandie

² INRA, UMR1300 BioEpAR

³ ENVN, UMR1300 BioEpAR

UMR GREYC, Université Caen basse-Normandie, Campus II; BP 5186, F-14032 Caen Cedex, France
{aviet, laurent, bouzid}@info.unicaen.fr

Résumé

En épidémiologie animale, peu de modèles de propagation d'un agent pathogène définissent et étudient l'effet de stratégies de maîtrise adaptatives. Dans ces stratégies, la mise en place d'une action est fonction de la propagation de l'agent pathogène. Dans ce papier, nous considérons un groupe d'éleveurs dont le responsable doit proposer une stratégie adaptative minimisant les coûts de la maladie et de son contrôle au niveau du groupe. Nous utilisons un processus décisionnel de Markov pour définir cette politique. Nous présentons un modèle représentant la propagation de l'agent pathogène en considérant deux actions possibles : Ne rien faire ou Vacciner. Nous montrons que la politique calculée est influencée par le niveau de risque de contamination à l'extérieur du groupe, ce qui nous a conduit à adapter notre modèle pour introduire un risque variable de contamination via l'extérieur.

Mots Clef

MDP, épidémiologie, vaccination, stratégie adaptative, stratégie collective.

Abstract

In animal epidemiology, few models of pathogen spread define and study the efficiency of adaptive control strategies. In these strategies, the use of a control measure depends on the pathogen spread. In this paper, we consider a farmers group where the leader should propose an adaptive strategy to limit the disease and control costs at the group level. We use a Markov decision process to provide this strategy. We present a model considering the pathogen spread and two possible actions: Do nothing or Vaccinating. We show that the external risk of transmission from outside of the group influences the calculated policy. We adapt thus our model to introduce a variable external risk.

Keywords

MDP, epidemiology, vaccination, adaptive strategy, collective strategy.

1 Introduction

En épidémiologie, les modèles de propagation étudient souvent l'effet de stratégies de maîtrise consistant en une action appliquée systématiquement. La modélisation mathématique en épidémiologie permet de représenter, de comprendre et de prédire la propagation d'un agent pathogène dans une population, et ainsi d'évaluer *ex-ante* l'efficacité de stratégies de maîtrise. L'approche de modélisation classiquement utilisée pour ce type de question consiste à simuler l'effet des différentes stratégies possibles sur la propagation d'un agent pathogène et d'évaluer le coût pour chaque stratégie. Les données produites ont pour but d'aider à décider quelle stratégie choisir. Le plus couramment, les stratégies testées sont des actions de maîtrise appliquées de manière systématique (par exemple : [13, 5]).

L'adaptation de la stratégie en fonction de la propagation actuelle de l'agent pathogène est moins étudiée. Une manière courante est de considérer des règles de décisions fixées par des experts (par exemple : [17]). En épidémiologie humaine, de nombreux travaux intègrent les décisions individuelles de vaccination (telles que [7,14,20,1]). Certains travaux recherchent des décisions pour un sous-ensemble de la population [12,7]. Dans les populations d'animaux d'élevage, ce sont les animaux qui sont malades mais les décisions sont prises par les éleveurs pour les maladies non réglementées. [15] s'intéresse à la prise de décision des éleveurs en fonction de la prévalence de l'infection. Les modèles utilisés pour rechercher une stratégie collective s'intéressent souvent à des maladies épidémiques telles que la fièvre aphteuse avec un objectif d'éradication [18;11,8]. A notre connaissance, aucun modèle n'a été publié pour rechercher

une stratégie collective concernant une maladie endémique, c'est à dire une maladie qui persiste dans une région à un niveau constant ou avec quelques fluctuations.

Les processus décisionnels de Markov (MDP) sont une approche permettant de définir des stratégies adaptatives. Ils calculent une politique donnant l'action à mettre en place selon l'état du système [16]. Ils sont souvent utilisés en planification en robotique (par exemple : [3]) ou en gestion des ressources (par exemple : [6]). Pour des stratégies collectives, les MDP sont très peu utilisés en épidémiologie humaine [7] et animale [19,8]. En épidémiologie animale, [19] s'intéresse au contrôle d'une maladie dans un seul troupeau. [8] considère une action "Ne rien faire" pour représenter une attente d'information avant de choisir une action. Comme [8] concerne la fièvre aphteuse, une autre action que " Ne rien faire " sera de toute façon choisie à un moment donné. Pour les maladies endémiques, l'action "Ne rien faire" est une action très couramment utilisée. Les décideurs ont le choix d'essayer de contrôler la propagation ou ne rien faire.

Notre objectif est de proposer une stratégie collective et adaptative de maîtrise d'une maladie endémique dans un groupe de troupeaux en utilisant un MDP. Après avoir présenté le problème considéré (partie 2), nous détaillons deux modèles pour répondre à cette question (parties 3 et 4) pour terminer sur une discussion (partie 5) et une conclusion (partie 6).

2 Problème considéré

Soit une structure de N troupeaux homogènes. La structure propose de définir un plan de vaccination que tous les éleveurs de celle-ci devront suivre. Chaque année, selon le statut des troupeaux, la structure va demander aux éleveurs soit de vacciner leur troupeau soit de ne pas les vacciner. Dans ce travail, nous faisons la supposition, sans perte de généralité, que la majorité des éleveurs suivent cette recommandation. Il suffit en effet d'intégrer le non-respect de la politique dans l'effet attendu de l'action de maîtrise pour en tenir compte.

Nous supposons que l'agent pathogène se transmet par contact direct et donc lors d'achats d'animaux. Pour simplifier, tous les troupeaux sont supposés acheter le même nombre d'animaux. Ces achats se font principalement à des troupeaux à l'intérieur mais parfois à l'extérieur de la structure. Pour simplifier, tous les troupeaux sont supposés acheter des animaux à tous les troupeaux. Comme quelques achats sont supposés à l'extérieur de la structure, chaque troupeau est soumis à un risque de contamination externe. Nous supposons dans un premier temps qu'aucune action de maîtrise n'est mise en

place dans les autres structures ou élevages de la région n'appartenant pas à la structure et que la prévalence externe est constante. Le risque externe sera donc constant sous cette hypothèse. Une étude de sensibilité du modèle à ce risque externe (partie 3.3) permettra de voir son effet sur la politique calculée. La situation où la prévalence dans la région change est considérée par la suite (partie 4).

Une fois l'agent pathogène introduit dans un troupeau, nous supposons que la transmission est très rapide et que les animaux vont très vite être tous contaminés. Le troupeau peut rester infecté plusieurs années avant de redevenir susceptible d'être infecté.

Nous supposons qu'il existe des tests qui permettent de définir précisément le statut des troupeaux. Trois statuts ont été considérés : S (susceptible), I (infecté) et V (vacciné). Nous supposons que la structure effectue ces tests régulièrement et donc qu'elle connaît le statut de tous les troupeaux dans la structure au cours du temps.

Le vaccin est supposé disponible pour tous les élevages. La durée moyenne de protection est d'un peu moins d'un an. L'efficacité du vaccin serait de 100% s'il était bien utilisé. Nous supposons que le vaccin pourrait être mal ou pas du tout administré dans un faible nombre de troupeaux. Par conséquent, l'efficacité est supposée inférieure à 100% pour qu'un pourcentage de troupeaux soit non protégé malgré la décision de vaccination.

Pour prendre la décision de vacciner les troupeaux ou non, nous supposons que le leader de la structure se base sur les coûts engendrés par la maladie et son contrôle par la vaccination. Son objectif est de minimiser un coût global au niveau de l'ensemble des troupeaux de la structure. Les coûts de la maladie et de la vaccination sont supposés indépendants de la taille du troupeau. Le coût de la maladie est supposé constant pendant toute la période où le troupeau est considéré comme infecté.

3 Modèle avec vaccination annuelle

3.1. Formalisation

L'évolution du système est décrit par l'évolution du nombre de troupeaux dans chaque statut (S, I, V). Le pas de temps du modèle est d'un mois afin de refléter l'évolution de l'infection. Pour introduire le fait que la vaccination n'est possible qu'une fois par an en respectant l'hypothèse Markovienne, il faut mémoriser dans l'état du système le mois où l'on se trouve (t_i avec $0 \leq i \leq 11$). Cette information va permettre de simuler la décision de vaccination à t_0 et à tout faire pour éviter qu'elle ne soit choisie pour les autres t_i .

Le MDP est défini par le tuple $\langle S, A, T, R \rangle$ avec :
S, l'ensemble des états : Un état a deux composantes :

- le mois en cours : Nous considérons 12 indicateurs t_i qui donnent le mois dans l'année.
- l'état de la population : Il correspond à la répartition des N troupeaux dans les 3 statuts de troupeaux S, I et V . Au total, il y a $(N+2)(N+1)/2$ états possibles par mois.

A, l'ensemble d'actions : { Vacciner, Ne rien faire }

T, la matrice de transition : Les transitions sont calculées à partir des transitions individuelles par troupeau. Au niveau individuel, nous considérons les transitions classiquement définies pour le modèle stochastique dérivé du modèle SIS [9] (figure 1).

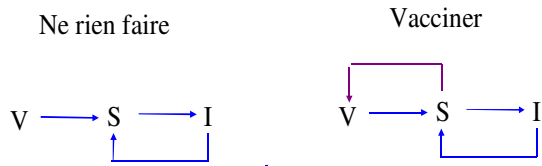


Figure 1. Représentation des transitions entre statuts individuels (V : vacciné, S : susceptible, I : infecté) selon les actions (Vacciner, Ne rien faire).

Au niveau de la structure, les transitions sont calculées en considérant l'ensemble des transitions individuelles possibles via des distributions multinomiales. Les transitions individuelles sont :

* Action = « Ne rien faire »

- $P(S \rightarrow V) = 0$
- $P(S \rightarrow I) = (\beta \cdot I/N + pOut)$ avec β le taux de transmission qui est multiplié par la proportion de troupeaux infectés dans la structure (forme fréquence-dépendante [2]), et $pOut$ la probabilité d'une contamination par l'extérieur.

* Action = « Vacciner »

- $P(S \rightarrow V) = pEffV$ avec $pEffV$ la probabilité que la vaccination protège le troupeau complètement
- $P(S \rightarrow I) = (1 - pEffV) \cdot (\beta \cdot I/N + pOut)$ avec $pEffV$ la probabilité que la vaccination protège le troupeau complètement.

Pour un état du système (h, i, j) , la transition vers l'état (l, m, n) sachant l'action a retenue va dépendre du nombre de troupeaux qui passent d'un statut à un autre et des probabilités de transition individuelle qui dépendent de a . Si l'action est « Ne rien faire », la transition va être donnée par l'équation suivante :

$$\sum (C(u, h) p(S \rightarrow I)^u (1 - p(S \rightarrow I))^{h-u} \cdot (C(v, i) p(I \rightarrow S)^v (1 - p(I \rightarrow S))^{i-v} \cdot (C(w, j) p(V \rightarrow S)^w (1 - p(V \rightarrow S))^{j-w})$$

où la somme se fait sur les $\{u, v, w\}$ vérifiant les contraintes suivantes : $u \geq 0$; $v \geq 0$; $w \geq 0$; $h - u + w = l$; $i - v + u = m$ et $j - w = n$.

Si l'action est « Vacciner », la transition va être donnée par l'équation suivante :

$$\sum ((h! / (u1! u2! u3!)) p(S \rightarrow V)^{u2} p(S \rightarrow I)^{u1} (p(S \rightarrow S))^{u3} \cdot (C(v, i) p(I \rightarrow S)^v (p(I \rightarrow I))^{i-v} \cdot (C(w, j) p(V \rightarrow S)^w (p(V \rightarrow V))^{j-w})$$

où la somme se fait sur les $\{u1, u2, v, w\}$ vérifiant les contraintes suivantes : $u1 \geq 0$; $u2 \geq 0$; $u3 \geq 0$; $u1 + u2 + u3 = h$; $v \geq 0$; $w \geq 0$; $k - u1 - u2 + v + w = l$; $i - v + u2 = m$ et $j - w + u1 = n$.

R, les récompenses : Elles sont de deux types :

- Vaccination (Cv) : coût exact par troupeau S ou V pour les états en t_0 et coût dissuasif sinon;
- Maladie (Cm) : coût par troupeau I

3.2. Cas étudié

Nous nous plaçons dans le cas d'une structure de 100 troupeaux. Les paramètres du modèle sont donnés tableau 1. Ils ont été retenus pour représenter une situation endémique avec une prévalence stable, indépendamment d'une quelconque maladie réelle.

La politique est calculée en utilisant Value Iteration [16] avec un horizon infini et un facteur d'atténuation de 0.9975398 (correspondant à un taux d'actualisation de 3% par an).

Tableau 1. Valeurs des paramètres du modèle

Paramètres	Valeurs
Taux de transmission (β)	0.03
Probabilité d'une contamination par l'extérieur ($pOut$)	0.00075
Probabilité d'être protégé par la vaccination ($pEffV$)	0.95
Probabilité de passer de I à S ($P(I \rightarrow S)$)	0.01
Probabilité de passer de V à S ($P(V \rightarrow S)$)	0.1
Coût de la vaccination (Cv)	-6
Coût de la maladie (Cm)	-1

La politique calculée avec le MDP conduit majoritairement à des états non vaccinés (Figure 2). Pour illustrer l'effet de la politique MDP comparé aux stratégies « Ne rien faire » et « Vaccination systématique », la propagation de l'agent pathogène a été simulée sur 20 ans (100 000 fois par stratégie). Avec la politique MDP, l'utilisation de la vaccination n'est pas systématique (Figure 3). Elle conduit à une diminution de la prévalence mais qui est moins forte qu'avec la stratégie « Vaccination systématique » (Figure 4, lignes pointillées comparées aux lignes fines). Pour la situation initiale considérée, le coût de la stratégie appliquant la politique MDP est plus élevé que celui de la stratégie « Ne rien faire » dans les premières années. Il faut ici attendre 13 ans pour que leurs coûts médians soient égaux. En simulant à plus long

terme, le 3ème quartile du coût de la stratégie appliquant la politique MDP devient inférieur au 1er quartile de celui de la stratégie « Ne rien faire » au bout d'un peu plus de 28 ans.

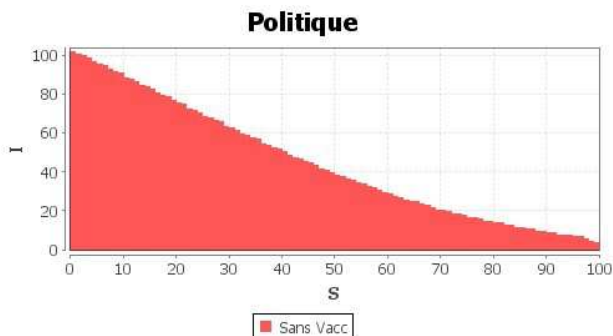


Figure 2. Politique MDP calculée pour le modèle avec les paramètres Tableau 1 – Représentation des couples (S,I) sans vaccination.

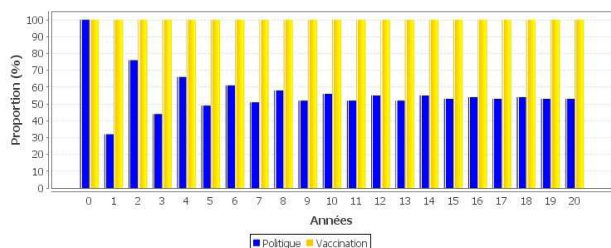


Figure 3. Pourcentage de vaccination lors de l'application de la politique MDP au cours du temps

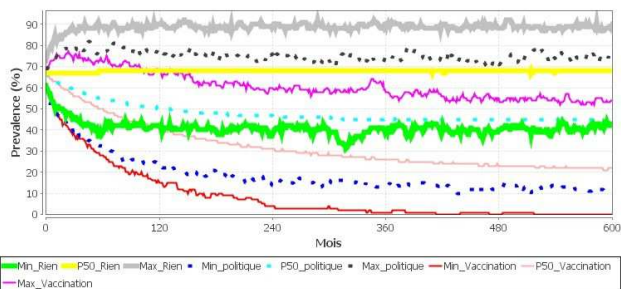


Figure 4. Prévalence minimale (Min), maximale (Max) et médiane (P50) mensuelle de l'infection dans le groupe au cours du temps avec la stratégie « Ne rien faire » (Rien), celle appliquant la politique MDP (Politique) et celle de « vaccination systématique » (Vaccination).

3.3. Analyse de sensibilité

Pour le calcul de la politique MDP, l'horizon et le facteur d'atténuation sont des facteurs qui peuvent avoir un impact sur la politique calculée. Dans la partie précédente, la politique MDP a été calculée avec un horizon infini et un facteur d'atténuation de 0.9975398. Avec le pas de temps mensuel, les coûts 1 an après le début de l'application sont donc pénalisés d'environ 3% ce qui correspond au taux d'actualisation classiquement utilisé

en économie. Cela signifie que l'argent à investir dans le futur compte moins que l'argent qu'il doit investir maintenant. De plus, avec l'hypothèse d'un horizon infini, le temps avant que la politique MDP soit rentable peut être assez long. Or les décideurs souhaitent souvent un retour sur investissement assez rapide. L'effet de l'horizon et du facteur d'atténuation ont donc été explorés. Diminuer le facteur d'atténuation ou l'horizon conduit à vacciner moins (Figure 5). Avec un horizon infini et un facteur d'atténuation inférieur à 0.99, la politique MDP conduit à ne quasiment jamais vacciner.

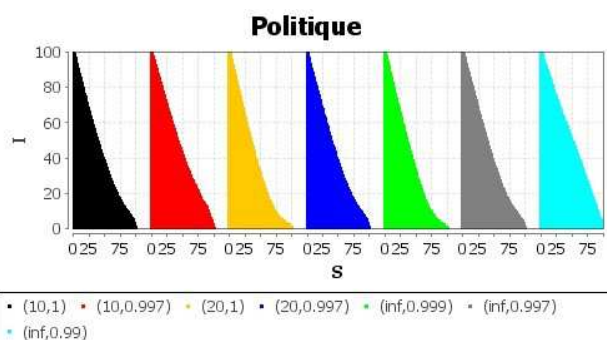


Figure 5. Politiques MDP de non-vaccination selon l'horizon et le facteur d'atténuation utilisés. Les couples (horizon, facteur) testés sont : (10, 1), (10, 0.997), (20, 1), (20, 0.997), (inf, 0.999), (inf, 0.997), (inf, 0.99).

De plus, la propagation dans la structure étant sans doute influencée par la probabilité d'une contamination par l'extérieur, une analyse de sensibilité du modèle à ce paramètre a été menée. Les politiques MDP obtenues sont très légèrement différentes pour des probabilités non nulles (Figure 6). En revanche, la politique MDP obtenue avec une probabilité de contamination par l'extérieur nulle conduit à une utilisation plus importante de la vaccination (Figure 6). Comme les troupeaux hors de la structure peuvent appliquer aussi une stratégie pour contrôler la propagation de l'agent pathogène, il va falloir considérer dans le modèle la variation de cette probabilité.

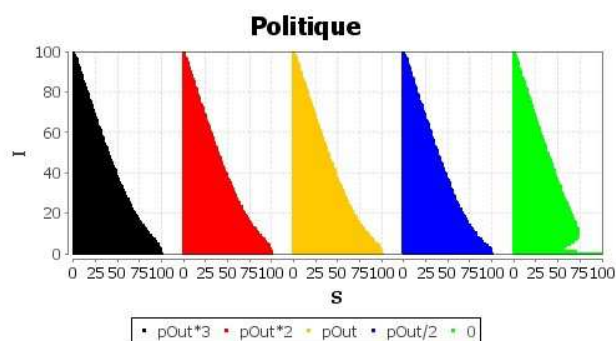


Figure 6. Comparaison des politiques MDP de non-vaccination selon la probabilité d'une contamination par l'extérieur ($pOut=0.0075$)

4 Modèle avec risque externe variable

Dans la partie précédente, nous avons vu que la politique MDP variait en fonction de la valeur de la probabilité d'une contamination par l'extérieur. Or cette probabilité est associée à la prévalence dans la région qui va sans doute varier au cours du temps si des éleveurs hors de la structure mettent en place des stratégies de maîtrise. Pour essayer de tenir compte de ces variations, le modèle précédent est étendu en représentant un niveau de risque externe dans les états du système.

4.1. Formalisation

Par rapport au modèle précédent, un état du système sera un couple (s,n) où s est un état du modèle précédent et n un niveau de risque. Pour simplifier, 4 niveaux de risques ont été considérés (Elevé, Moyen, Faible, Nul).

Les transitions tiennent compte des changements d'états mais aussi des changements possibles du risque au cours du temps. Pour simplifier, nous considérons que le risque externe varie indépendamment de la prévalence dans la structure et n'est pas influencé par l'action de vaccination. Soit Q la matrice de transition entre niveaux de risque. Soit P la matrice de transitions entre états du modèle précédent. Pour une action a , la matrice de transition dans notre modèle notée T va donc être donnée par

$$T((s,n); (s',n'); a) = P(s; s'; a) * Q(n; n')$$

Les actions et les récompenses sont les mêmes que dans le modèle précédent.

4.2. Cas étudié

Nous nous plaçons dans une structure de 100 troupeaux. Hormis la probabilité d'une contamination par l'extérieur, les paramètres du modèle sont les mêmes que précédemment (Tableau 1). La probabilité d'une contamination par l'extérieur avec le risque moyen correspond à la situation précédente (valeur de p_{Out} dans Tableau 1). Pour le risque élevé, la probabilité est supposée être deux fois plus forte que celle du risque moyen. Pour le risque faible, la probabilité est supposée être deux fois moins forte que celle du risque moyen. La probabilité est nulle lorsque le niveau est nul. N'ayant pas de connaissance *a priori* sur la variation des niveaux de risque, la matrice Q a été retenue comme équiprobable sur les niveaux de risque contigus (Tableau 2).

Tableau 2. Matrice Q de transition entre niveaux de risque

	Elevé	Moyen	Faible	Nul
Elevé	0.5	0.5	0	0
Moyen	0.33	0.34	0.33	0
Faible	0	0.33	0.34	0.33
Nul	0	0	0.5	0.5

Comme pour le modèle précédent, la politique MDP est calculée en utilisant Value Iteration avec un horizon infini et un facteur d'atténuation de 0.9975398.

Comme attendu, la politique MDP varie en fonction du niveau de risque (Figure 7). Plus le niveau de risque augmente, plus la politique MDP conduit à vacciner. Comparé aux résultats d'analyse de sensibilité (Figure 6), la politique MDP est faiblement modifiée pour les niveaux moyen et faible. Elle l'est un peu plus pour le niveau élevé. En revanche, le fait que le niveau de risque soit nul n'étant que transitoire, la politique MDP pour le niveau nul conduit à une politique MDP de plus faible vaccination et qui se rapproche des autres politiques.

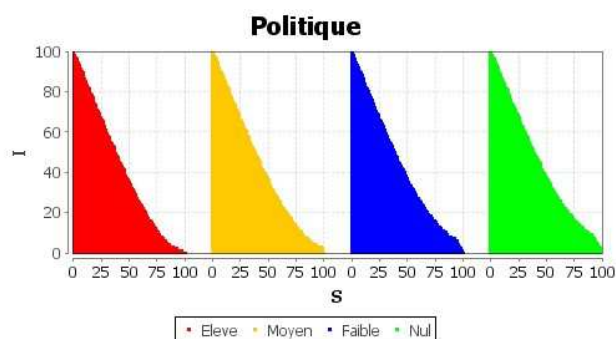


Figure 7. Politique MDP calculée pour le modèle avec les paramètres Tableau 1 et la matrice de transition entre niveaux de risque Q donnée Tableau 2 – représentation des couples (S,I) sans vaccination.

5 Discussion

Dans notre modèle, nous considérons que certains éleveurs peuvent soit mal soit pas du tout mettre en place la vaccination. Cette hypothèse est importante car la non mise en place de l'action dans une partie de la population influence l'effet d'une stratégie [21]. La stratégie qui a été considérée dans [21] consistait à une application systématique d'une action. Notre stratégie étant adaptative, il serait intéressant d'étudier, par une analyse de sensibilité, l'effet du paramètre correspondant (probabilité d'efficacité de la vaccination).

Le choix de l'horizon et du facteur d'atténuation est un problème courant dans les travaux avec les MDP. De part le côté appliqué de notre problématique, ce choix est crucial. Le choix d'une politique MDP à horizon infini pose alors problème car la stratégie ne sera pas forcément menée à très long terme. Calculer des politiques MDP à horizon fini nécessiterait d'en calculer une par an. Les règles de décisions seront différentes chaque année. L'application sur le terrain serait alors plus difficile. Le choix de l'horizon acceptable pour les décideurs devra être

fait en fonction de la maladie d'intérêt et de l'attente de ces décideurs en terme de résultats.

Notre modèle peut facilement être adapté pour considérer d'autres actions possibles à tous les pas de temps ou à certains uniquement, comme par exemple la biosécurité vis-à-vis de l'extérieur qui consiste à diminuer le risque de contamination venant de l'extérieur.

Notre modèle ne considère pour l'instant qu'une seule structure alors que dans une région, plusieurs peuvent être présentes et en interaction. Dans une même zone, des éleveurs peuvent appartenir à des structures différentes, voire être indépendants. Une approche de type Dec-MDP permettrait sans doute de considérer la coordination de plusieurs décisions, une par structure ou troupeau indépendant, pour obtenir une stratégie adaptative dans la région.

Notre travail est pour l'instant théorique mais devra être pas la suite adapté pour pouvoir s'appliquer à des maladies d'intérêt en élevage. Pour une maladie donnée, des interactions avec des épidémiologistes seront nécessaires pour définir les états du modèle, les transitions et les récompenses. Les trois statuts individuels considérés pour l'instant ne seront pas suffisant pour décrire la propagation de certaines maladies. Etant donné que la taille du modèle dépend du nombre de statuts individuels, le choix des statuts sera à faire avec attention. De plus, notre approche suppose une observation complète et exacte de ces statuts ce qui est rare. En effet, la sensibilité des tests est rarement de 100% [4]. Une approche par POMDP [10] est envisageable mais la taille du modèle va là-aussi croître.

6 Conclusion

Notre modèle permet de proposer une stratégie adaptative, contrairement aux approches classiquement considérées en épidémiologie animale. Dans notre exemple, l'objectif de la politique MPD est de minimiser les coûts mais elle permet de réduire la prévalence de l'infection sans aboutir à l'éradication. Comme on considère une maladie endémique, l'éradication n'est pas forcément l'objectif d'une structure. Une stratégie économiquement intéressante qui permet de diminuer la prévalence peut-être d'intérêt.

Remerciements

Ce travail a été financé en partie par le programme PSDR Grand Ouest dans le cadre du projet SANCRE.

Bibliographie

- [1] T. Bauch, D.J.D. Earn, Vaccination and the theory of games, *Proceedings of National Academy of Sciences*, Vol. 101, pp. 13391-13394, 2004.
- [2] M. Begon, M. Bennett, R.G. Bower, N.P. French, S.M. Hazel, J. Turner, A clarification of transmission terms in host-microparasite models: numbers, densities and areas, *Epidemiology and Infection*, Vol. 129, pp. 147-153, 2002.
- [3] M. Boussard, M. Bouzid, A.-I. Mouaddib, R. Sabbadin, P. Weng, Critères non classiques. *Processus décisionnels de Markov en intelligence artificielle volume 1: principes généraux et applications*, Informatique et systèmes d'information 102, Hermes science, pp. 179–218, 2008.
- [4] J. Christensen, I.A. Gardner, Herd-level interpretation of test results for epidemiologic studies of animal diseases, *Preventive Veterinary Medicine*, Vol. 45, pp. 83-106, 2000.
- [5] A. Courcoulo-Lochet, P. Ezanno, Modelling the spread of bovine viral diarrhoea virus (BVDV) in a managed metapopulation of cattle herds, *Veterinary Microbiology* (In press).
- [6] N. Forsell, P. Wikström, F. Garcia, R. Sabbadin, K. Blennow, L.O. Eriksson, Management of the risk of wind damage in forestry: a graph-based Markov decision process approach. *Annals of Operations Research* (In Press, 10.1007/s10479-009-0522-7)
- [7] A.P. Galvani, T.C. Reluga, G.B. Chapman, Long-standing influenza vaccination policy is in accord with individual self-interest but not with the utilitarian optimum, *Proceedings of National Academy of Sciences*, Vol. 104, pp. 5692-5697, 2007.
- [8] L. Ge, Flexible decision-making in crisis events: Discovering real options in the control of foot-and-mouth disease epidemics. *PhD-thesis* Wageningen University, 2008.
- [9] H.W. Hethcote, The mathematics of infectious diseases. *SIAM review* 2000;42(4):599-653.
- [10] L.P. Kaelbling, M.L. Littman, A.R. Cassandra, Planning and acting in partially observable stochastic domains. *Artificial Intelligence*, Vol. 101, pp. 99-134, 1998.
- [11] M. Kobayashi, T.E. Carpenter, B.F. Dickey, R.E. Howitt, A dynamic, optimal disease control model for foot-and-mouth disease: I. Model description, *Preventive Veterinary Medicine*, Vol. 79, pp. 257-273, 2007.
- [12] D. Merl, L.R. Johnson, R.B. Gramacy, M. Mangel, A Statistical Framework for the Adaptive Management of Epidemiological Interventions, *PLoS ONE*, Vol. 4(6):e5807, 2009 (doi:10.1371/journal.pone.0005807).

- [13] M. Nielen, A.W. Jalvingh, M.P.M. Meuwissen, S.H. Horst, A.A. Dijkhuizen, Spatial and stochastic simulation to evaluate the impact of events and control measures on the 1997–1998 classical swine fever epidemic in The Netherlands.: II. Comparison of control strategies, *Preventive Veterinary Medicine*, Vol. 42, pp. 297-317, 1999.
- [14] A. d'Onofrio, P. Manfredi, E. Salinelli, Vaccination behaviour, information, and the dynamics of vaccine preventable diseases, *Theoretical Population Biology*, Vol. 71, pp. 301-317, 2007.
- [15] O. Rat-Aspert, C. Fourichon, Modelling collective effectiveness of voluntary vaccination with and without incentives. *Preventive veterinary Medicine* (In Press)
- [16] M.L. Puterman, *Markov decision processes: Discrete stochastic dynamic programming*, John Wiley & Sons Inc., 2005.
- [17] H. Seegers, D. Billon, B. Grimard, F. Beaudeau, A simulation model to study reproductive disorders and reproductive management in dairy herds, *International Symposium on Veterinary Epidemiology and Economics*, Cairns, Australia, 2006.
- [18] M.J. Tildesley, N.J. Savill, D.J. Shaw, R. Deardon, S.P. Brooks, M.E.J. Woolhouse, B.T Grenfell., M.J. Keeling, Optimal reactive vaccination strategies for a foot-and-mouth outbreak in the UK, *Nature*, Vol. 440, pp. 83-86, 2006.
- [19] N. Toft, A.R. Kristensen, E. Jørgensen, A framework for decision support related to infectious diseases in slaughter pig fattening units, *Agricultural Systems*, Vol. 85, pp. 120-137, 2005.
- [20] R. Vardavas, R. Breban, S. Blower, Can influenza epidemics be prevented by voluntary vaccination?, *PLoS computational biology*, Vol.3, e85, 2007. doi:10.1371/journal.pcbi.0030085
- [21] A. Vonk Noordegraaf, J.A.A.M. Buijtels, A.A Dijkhuizen., P. Franken, J.A. Stegeman, J. Verhoeff, An epidemiological and economic simulation model to evaluate the spread and control of infectious bovine rhinotracheitis in the Netherlands, *Preventive Veterinary Medicine*, Vol. 36, pp. 219-238, 1998.