

Chapitre 13

Étude de cas n°5 : gestion de ressources naturelles et analyses de risques

Ce chapitre a été rédigé par Bruce G. Marcot (bmarcot@fs.fed.us) USDA Forest Service, Pacific Northwest Research Station, 620 SW Main St., Suite 400, Portland OR 97205, États-Unis.

Les réseaux bayésiens ont été utilisés depuis quelques années comme modèles prévisionnels ou explicatifs dans les domaines de la gestion de ressources naturelles, des études de la faune et de la flore, et de l'aménagement du territoire. Ces domaines sont caractérisés par des problèmes complexes de détermination de stratégies ou d'activités visant à satisfaire au mieux des objectifs (environnementaux et sociaux) multiples et parfois contradictoires. Il peut s'agir, par exemple, de conserver ou de rétablir la diversité biologique d'écosystèmes forestiers natifs tout en fournissant, à partir de ces mêmes forêts, une large variété de biens et de services comme la production de bois, les loisirs, l'eau potable et le fourrage pour le bétail. De tels problèmes sont mal conditionnés, c'est-à-dire qu'il n'existe pas une unique solution optimale.

Les réseaux bayésiens sont utilisés par certains écologistes pour représenter la réaction d'espèces animales ou végétales à des conditions changeantes et également comme outils d'aide à la décision pour aider les responsables à évaluer les implications (notamment les coûts et les bénéfices) d'actions de gestion de ressources naturelles ainsi que pour suggérer les meilleures séquences de décisions [Var97]. Certains auteurs ont développé des systèmes consultatifs, sous forme de réseaux bayésiens comprenant des nœuds d'utilité et de décision. Ces systèmes consultatifs sont utilisés pour étudier les conséquences de décisions de gestion et pour déterminer le meilleur ensemble de décisions pour obtenir certains résultats.

Comme exemples de réseaux bayésiens utilisés comme outils d'aide à la décision, nous pouvons citer l'utilisation de systèmes consultatifs :

- pour aider la gestion de la régénération d'une forêt [Haa91] ;
- pour aider la prise de décision de gardes forestiers [Haa92] ;
- pour prévoir la qualité de systèmes aquatiques pour la gestion d'une exploitation piscicole [Rec99, KHG⁺99, SCR00] ;
- pour aider à évaluer la restauration de l'habitat pour des espèces rares [WRW⁺02] ;
- pour une gestion de l'eau intégrée [BJC⁺05].

Dans ces exemples, c'est le spécialiste de la ressource, c'est-à-dire l'hydrologue ou l'écologiste, qui développe et exploite le réseau bayésien pour évaluer les effets d'actions (dans une démarche d'analyse de risques), et qui ensuite informe les décideurs, tels que les responsables d'agences gouvernementales, dont le rôle est de choisir un plan d'action (dans une démarche de gestion de risques).

Ce chapitre passe en revue des utilisations de réseaux bayésiens pour la gestion de ressources naturelles, de la faune et de la flore. Il présente des exemples de réseaux bayésiens développés pour étudier et gérer des espèces rares, leur habitat et les ressources forestières, principalement dans l'ouest du continent nord-américain.

13.1 Revue des méthodes

Ce paragraphe explique l'intérêt des réseaux bayésiens pour la gestion de ressources naturelles et examine différentes méthodes et approches de modélisation utilisées dans ce domaine.

13.1.1 Pourquoi les réseaux bayésiens ?

Les réseaux bayésiens présentent pour certaines utilisations des avantages notables sur d'autres modèles [MHR⁺01]. Ils constituent un support de communication qui montre clairement comment, par exemple, les conditions d'habitat influencent les populations d'animaux ou de végétaux. Ils sont également un moyen de combiner :

- une connaissance préalable avec une information nouvelle ;
- des variables catégorielles, ordinales ou continues ;
- des données empiriques et des jugements d'experts.

Les responsables et les décideurs apprécient souvent, dans une approche par réseau bayésien, le fait que les résultats apparaissent sous forme de lois de probabilité qui mettent en évidence les incertitudes. Ces représentations sont adaptées aux contextes d'analyse de risques et de gestion de risques. La combinaison de ces caractéristiques – dont certaines peuvent être assurées par d'autres techniques – rend les réseaux bayésiens particulièrement intéressants aussi bien pour les spécialistes que pour les responsables de la gestion de ressources naturelles. D'autres approches de modélisation peuvent compléter l'utilisation de réseaux bayésiens : les techniques statistiques traditionnelles, les méthodes d'ordination et de corrélation, et aussi les autres modes de représentation d'avis d'experts tels que les modèles de logique floue, les réseaux neuronaux ou les systèmes experts.

13.1.2 Méthodes de création de réseaux bayésiens

La construction de réseaux bayésiens s'effectue, comme dans d'autres domaines, en plusieurs étapes :

- énumération des variables qui influencent le plus certaines variables dites variables de résultat ;
- identification des états ou les valeurs que chaque variable peut prendre ;
- structuration du modèle (on relie les variables) ;
- évaluation des probabilités associées aux liens.

► Utilisation de diagrammes d'influence

Les trois premières étapes reviennent à construire un diagramme de bulles et de flèches montrant les relations et les causalités entre variables, que nous appellerons dans ce chapitre *diagramme d'influence*. Il est judicieux d'utiliser différentes formes de bulles et de flèches pour différencier les variables directement mesurées, les variables latentes, les variables calculées, les corrélations, les relations causales directes et les influences inexplicables [Mar06b].

Typiquement, un tel diagramme d'influence est utilisé pour montrer comment les conditions d'habitat et l'environnement influencent les espèces et les ressources.

► **Probabilités associées aux variables**

Lorsque les principales variables et relations sont identifiées, des probabilités peuvent être attribuées à chaque variable. Les variables qui ne sont influencées par aucune autre variable sont appelées variables sans parent (ou variables d'entrée); leurs états ou valeurs sont décrits selon une loi de probabilité *a priori* (ou inconditionnelle). Les variables qui sont influencées par d'autres variables sont appelées variables enfants (et les variables qui les influencent variables parentes); leurs états ou valeurs sont décrits par des lois de probabilité conditionnelles. Le réseau bayésien dans son ensemble est résolu par un processus de mise à jour bayésienne, ce qui revient à calculer la loi de probabilité *a posteriori* des variables de sortie.

► **Construction de réseau bayésien à partir d'expertise ou de données**

Un réseau bayésien peut être construit soit à partir d'un ensemble de données, soit à partir de jugements d'experts, soit à partir d'une combinaison des deux. Cela s'applique aussi bien à la définition de la structure du réseau bayésien qu'à la définition des lois de probabilité *a priori* et conditionnelles des nœuds d'entrée et des nœuds enfants du modèle.

N'utiliser que des ensembles de données empiriques pour construire et paramétrer un réseau bayésien est un cas d'induction de règles, c'est-à-dire qu'on utilise les données pour identifier des liens entre variables et leurs lois de probabilité. L'expérience montre que dans la gestion de ressources naturelles, n'utiliser que l'induction de règles amène à s'ajuster avec les données de manière excessive : on tend à créer un modèle qui n'est pertinent que pour traduire les données historiques et qui ne peut pas être utilisé pour prévoir d'autres circonstances [Cla03]. De plus, l'induction de règles fait abstraction de la richesse de la connaissance des experts, qui peut être très utile pour construire des modèles prévisionnels robustes.

Cela dit, si le modèle est construit uniquement à partir de jugements d'experts, le modèle n'est autre qu'un système de croyances [New94], à moins qu'il ne soit revu par des pairs ou, si possible, calibré et validé par des données externes. Les défis à relever dans la modélisation de la faune, de la flore et des ressources naturelles sont justement que :

- on dispose rarement d'ensembles de données empiriques robustes et de grande taille ;

- les experts sont souvent en désaccord concernant le réseau causal d'influences de l'habitat et de l'environnement sur les espèces animales et végétales ;
- les écosystèmes sont généralement des systèmes ouverts dans lesquels le contexte et les facteurs d'influence tendent à évoluer au cours du temps.

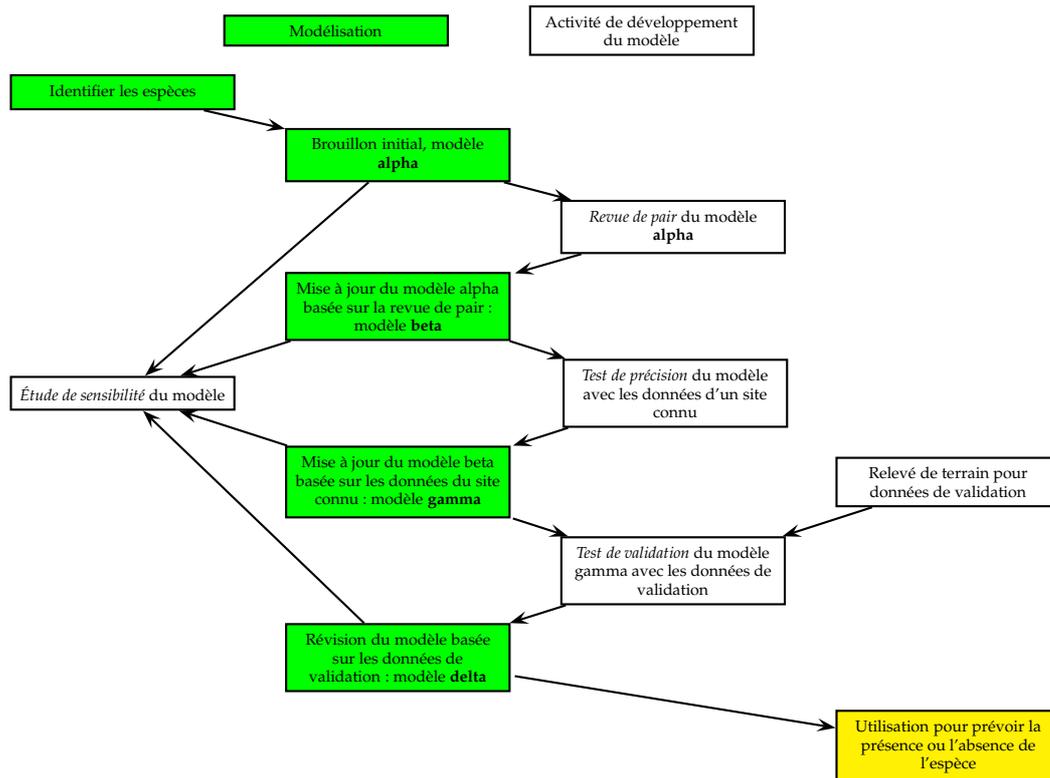


FIG. 13.1 *Processus général de modélisation d'espèce rares à l'aide de réseaux bayésiens [Mar06a]*

L'expérience montre que la meilleure approche pour construire des réseaux bayésiens est d'utiliser des jugements d'experts avec des revues de pairs pour structurer le modèle ; puis d'utiliser une combinaison de jugements d'experts et de données empiriques pour préciser les distributions de probabilité de chaque nœud, et ensuite d'utiliser un ensemble de données empiriques indépendantes pour tester, calibrer, valider et affiner le modèle. Cette démarche est représentée par le schéma de la figure 13.1 .

De cette façon, le modèle atteint un équilibre acceptable entre robu-

tesse et précision. Bien sûr, chaque modèle et chaque circonstance peuvent nécessiter un équilibre différent selon le but, l'audience et la disponibilité des experts et des ensembles de données. Cette procédure a été utilisée avec succès pour créer et appliquer des réseaux bayésiens pour prévoir la présence d'espèces animales et végétales rares, selon l'environnement local et les conditions d'habitat [Mar06a].

► **Utilisation de variables *proxy***

L'introduction de variables *proxy* est caractéristique des réseaux bayésiens pour la gestion de ressources naturelles, lorsqu'on est en présence d'une variable causale X (nœud d'entrée) pour laquelle aucune donnée empirique n'est disponible.

Le principe est d'identifier une ou plusieurs variables qui influencent X (et pour lesquelles des données sont disponibles) et de se donner arbitrairement une loi de probabilité conditionnelle pour X .

Pour illustrer la notion de variable *proxy*, prenons l'exemple d'un projet concernant la partie intérieure de l'ouest des États-Unis. Dans ce projet, qui sera décrit au paragraphe 13.2 ci-après, 118 réseaux bayésiens ont été créés pour modéliser la réponse d'espèces animales et végétales à différents modes de gestion et d'aménagement de l'écosystème [MHR⁺01, RWR⁺01]. Dans la construction de ces modèles, des variables *proxy* ont été utilisées pour représenter des variables causales plus directes, pour lesquelles on ne disposait pas de données. Par exemple, certaines espèces comme le carcajou (*Gulo Gulo*) et le lynx du Canada (*Lynx canadensis*) sont sensibles au dérangement causé par les routes. Cependant, aucune donnée n'était disponible concernant la perturbation des routes en tant que telle, personne n'ayant jamais recueilli de données empiriques concernant cette variable pour ces espèces. C'est pourquoi la perturbation des routes a été modélisée comme une combinaison de densité de routes et de densité de population humaine, paramètres pour lesquels nous avons des données dans notre système d'information géographique.

Dans le modèle de la figure 13.2 ci-après, les états des variables sont définis quantitativement, par exemple la valeur « *Moderate* » de la densité routière correspond à 0,4 à 1,1 km/km². Dans ce sous-modèle, puisque ce sont les humains (et non nécessairement les routes en tant que telles) qui engendrent le stress sur ces espèces, la variable de densité humaine pesait plus fortement que la densité routière dans la table de probabilités des effets de la route. Les probabilités de la densité de route et de population présentées dans la figure 13.2 ci-après sont uniformes, décrivant l'incertitude complète, mais elles ont été précisées pour chaque sous-bassin étudié; elles peuvent aussi être paramétrées avec des distributions de fréquence de

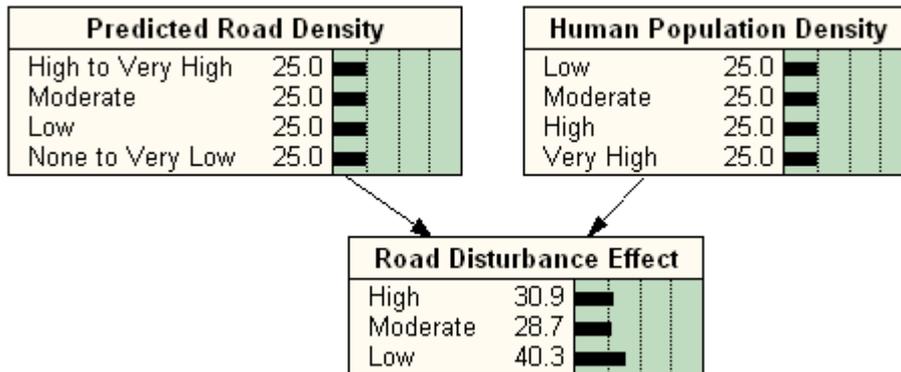


FIG. 13.2 Exemple de sous-modèle des effets d’une route avec des variables décrivant la densité du réseau routier et de la population, utilisé pour les modèles de prévision de faune et de flore dans l’intérieur de l’ouest des États-Unis.

route et de population observées dans l’ensemble des sous-bassins pour prévoir l’effet global de la perturbation des routes dans la région. Ensuite, quand le modèle d’une espèce quelconque nécessitait ce type de variable de perturbation humaine, il suffisait d’introduire le sous-modèle à partir de la librairie *proxy*. Dans le projet, une bibliothèque de variables *proxy* a été créée, constituant des sous-modèles qui ont été utilisés pour les attributs spécifiques d’habitat de chaque espèce.

13.2 Exemples de réseaux bayésiens

13.2.1 Modèles de prévision pour la faune et la flore

► Modélisation des musaraignes pygmées dans le bassin intérieur de la Colombie Britannique (États-Unis)

Le premier exemple de modèle pour la faune et la flore que nous présentons dans ce chapitre a été développé dans le cadre d’un projet concernant la gestion de l’écosystème du bassin intérieur de la Columbia¹ (le projet mentionné ci-dessus). Ce projet baptisé ICBEMP concernait la partie intérieure (orientale) de la chaîne des Cascades². Le but du modèle était de prévoir la qualité d’habitat et la taille de la population des musaraignes

¹Fleuve de 1857 km qui traverse l’ouest du continent Nord-Américain.

²Montagnes de l’ouest des États-Unis et du Canada, dont le point culminant a une altitude de 4391 mètres.

pygmées (*Microsorex hoyi*), un mammifère natif rare qui vit dans la partie nord de l'intérieur de l'ouest des États-Unis. Les musaraignes pygmées, qui sont probablement les mammifères vivants les plus légers, sont l'une des espèces des zones humides dont la préservation a suscité l'intérêt des pouvoirs publics.

Pour construire le modèle des musaraignes pygmées, un panel d'experts en mammifères a été réuni pour déterminer les variables clés concernant cette espèce. Les experts ont établi que les variables environnementales clés étaient notamment : le type de substrat (terriers, grosses bûches sur le sol, couches organiques dans lesquelles les musaraignes creusent des tunnels) ; le macro-environnement (flaques, marais, prés humides) et la présence de nourriture (insectes et autres petits animaux). Ensuite ces variables ont été reliées sous forme d'un diagramme d'influence représentant un réseau causal (figure 13.3).

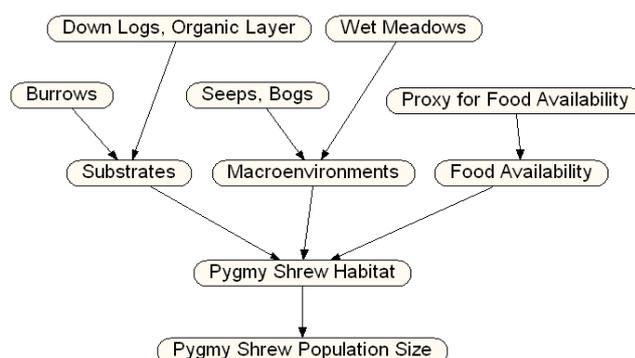


FIG. 13.3 Modèle de prévision de la qualité d'habitat et de la taille de population des musaraignes pygmées (*Microsorex hoyi*) dans l'intérieur de l'ouest des États-Unis.

Ce diagramme d'influence montre les principales variables d'environnement et d'habitat qui influencent la qualité d'habitat et la taille de la population. Pour chaque variable, les ensembles d'états les plus simples possibles ont été retenus, par exemple, la présence ou l'absence d'éléments d'habitat. Des avis d'experts ont été utilisés pour déterminer les distributions de probabilité des variables, créant ainsi un réseau bayésien fonctionnel (figure 13.4 ci-après). Le réseau bayésien a ensuite été utilisé pour prévoir la qualité d'habitat et la taille de la population des espèces dans chaque sous-bassin de la région.

Pour simplifier la détermination des tables de probabilité, les variables continues ont été transformées en variables discrètes à deux ou trois états. Par exemple, la variable « taille de la population des musaraignes pygmées » (variable A dans la figure 13.4 ci-après) n'avait que deux états « Small » et « Large ». Cette discrétisation s'est révélée satisfaisante dans

ce projet d'aide à l'aménagement du territoire – de toutes façons les données n'étaient pas suffisantes pour prédire des états plus détaillés. Dans ce modèle, une grande population de musaraignes pygmées signifie qu'on trouve un habitat pleinement adéquat. De cette façon, le modèle était simple, compréhensible, et ne nécessitait pas de données quantitatives sur la population.

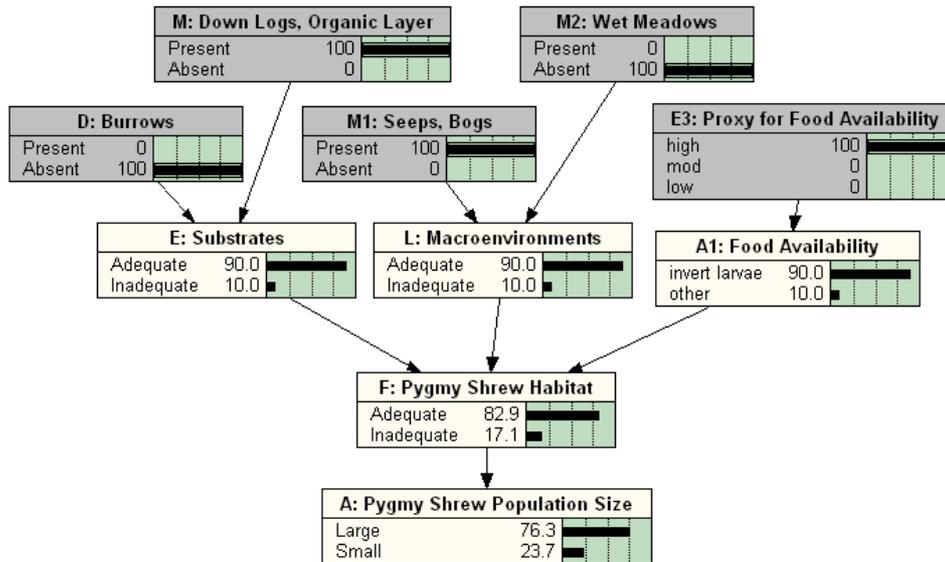


FIG. 13.4 Utilisation du modèle de prévision de la qualité d'habitat et de la taille de population des musaraignes pygmées (*Microsorex hoyi*) dans l'intérieur de l'ouest des États-Unis.

► **Modélisation de la grouse cendrée dans le bassin intérieur de la Columbia (États-Unis)**

Les résultats des modèles ont été cartographiés dans le système d'information géographique (figure 13.5 ci-après) et interprétés en termes d'espérance de population de grouse cendrée, sous des conditions historiques, actuelles et potentielles (gestion alternative) dans le projet ICBEMP (*Interior Columbia Basin Ecosystem Management Project.*). Trois catégories de qualité d'habitat (zéro, basse, haute) sont calculées avec le modèle qui combine les influences des habitats (herbages et steppe arbustive) avec les perturbations humaines [RWR⁺01]. Le résultat de population était discrétisé en cinq classes : continue, bien distribuée, ayant une haute probabilité de persistance, parsemée, fortement isolée, ayant une forte probabilité d'extinction locale.

Le modèle a été validé dans [WWR⁺02], où sont comparées des prévi-

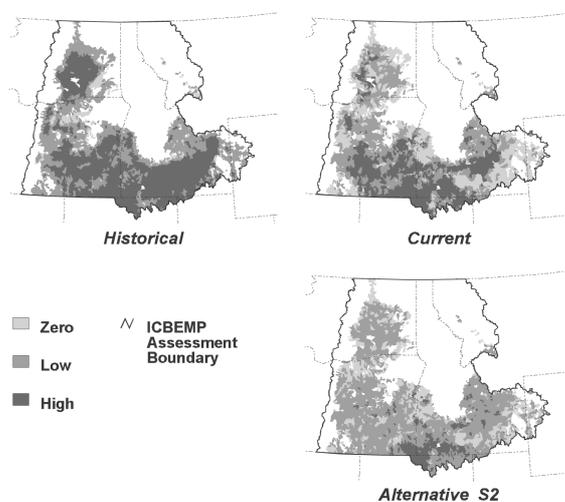


FIG. 13.5 Exemples de cartes des résultats d'un réseau bayésien modélisant la qualité de l'habitat pour la grouse cendrée dans l'intérieur de l'ouest des États-Unis.

sions sur certains sites à des états de population connus. La validation a été effectuée en comparant des prévisions de réponses de population à des distributions historiques ou actuelles des espèces séparément pour la région actuellement occupée et inoccupée par l'espèce. Les résultats de la validation ont montré que les réseaux bayésiens pour la grouse cendrée produisaient des prévisions cohérentes pour la distribution actuelle (la fiabilité pour les distributions futures ne pouvant bien sûr pas être testée). Les résultats globaux ont montré que le modèle pouvait être utilisé de façon fiable pour évaluer la gestion de territoires publics selon l'impact sur l'habitat de cette espèce. Il en a été conclu que les résultats des réseaux bayésiens pour les autres espèces évaluées dans le projet, qui avaient été construits selon les mêmes méthodes, étaient également dignes de confiance.

► Faune et flore du Nord-Ouest Pacifique des États-Unis

En 1994, un projet important d'aménagement du territoire, le Plan des Territoires Publics de la forêt du Nord-Ouest (ouest des états de Washington et de l'Oregon, et nord-ouest de l'état de Californie), a établi de nombreuses réserves dans les forêts de fin de succession et anciennes³, pour la

³ Les forêts de fin de succession et les forêts anciennes sont caractérisées par des arbres matures de grand âge et de grande taille. Dans cette région, les forêts de fin de succession ont des conifères de 80 à 180 ans et de 50 à 75 centimètres de diamètre et avec une structure de canopée simple; les forêts anciennes ont des arbres plus vieux, plus grands et avec une

conservation de centaines de végétaux, d'espèces animales et de communautés écologiques⁴. Une partie du projet consistait à faire un relevé de la présence de ces espèces rares et peu connues dans les endroits situés en dehors des réserves et où l'exploitation forestière et les autres activités de gestion de la forêt étaient susceptibles de laisser la place à d'autres activités (par exemple, la sylviculture commerciale). Le but du relevé était de déterminer si les espèces étaient présentes et, le cas échéant, de modifier les activités de gestion de manière à assurer leur persistance.

Pour établir une liste de priorités des sites pour les relevés, une série de réseaux bayésiens a été créée pour prévoir la probabilité d'occurrence d'espèces sélectionnées – étant données les conditions d'habitat – sur les sites qui pouvaient être affectés par les activités de gestion proposées. Parmi les espèces rares modélisées, il y avait deux champignons, trois lichens, une mousse, deux plantes vasculaires, deux mollusques (limaces), un amphibien (salamandre) et un mammifère (campagnole).

Le modèle correspondant à une espèce de champignon appelée sandozi duveteux (*Bridgeoporus nobilissimus*) présente la particularité d'avoir été testé et validé rigoureusement à partir de données de relevés de terrain [Mar06a]. Comme pour les autres modèles évoqués ci-dessus, le modèle des champignons a été développé en consultation avec un spécialiste de l'espèce et réexaminé par un autre spécialiste. Puis, des données de terrain ont été utilisées pour évaluer la précision des prévisions du modèle. La précision a été évaluée en comparant les résultats les plus probables (absence ou présence de l'espèce) calculés par le modèle avec les données réelles du terrain, sous certaines conditions connues. La précision a été représentée dans une matrice de confusion qui recense le nombre de cas de prévision correcte et incorrecte de présence ou d'absence. Dans ce cas, il s'est avéré que le modèle a prévu correctement la totalité des 31 cas de présence de l'espèce, mais seulement 3 des 14 cas d'absence de l'espèce. Cette surestimation de la présence, cependant, n'a pas été considérée comme posant problème. Le modèle était conçu pour établir une liste de priorités de sites pour des relevés de l'espèce, donc ces faux positifs ont parfois entraîné des relevés là où l'espèce est absente. En revanche, manquer des relevés là où l'espèce est présente aurait pu avoir pour conséquence l'extinction locale de cette dernière.

À travers le Nord-Ouest Pacifique et l'intérieur de l'ouest des États-Unis, d'autres réseaux bayésiens ont été développés et utilisés pour étudier le carcajou [RJJ⁺03], la chauve-souris à grandes oreilles (*Corynorhinus townsendii*; [MHR⁺01]), des salmonidés [LR97] dont l'omble à tête plate (*Sal-*

structure de canopée plus complexe.

⁴ Ce terme désigne un ensemble d'espèces présentes dans un endroit donné, considéré du point de vue des interactions entre espèces et des rôles écologiques de chaque espèce.

velinus confluentus; [Lee00]) et le saumon rouge du Fraser⁵ (*Oncorhynchus nerka*; [SCR00]). D'autres réseaux bayésiens pour l'habitat des espèces ont été développés pour identifier les sites prioritaires pour une espèce de papillon rare, le skipper de Mardon (*Polites mardon*), dans des régions disjointes de l'état de Washington et du sud de l'Oregon [Mar05].

► Faune et Flore de l'Ouest du Canada

Des réseaux bayésiens ont été développés et utilisés pour plusieurs autres espèces animales terrestres de l'Ouest du Canada. On peut citer, en particulier, des modèles de prévision de la probabilité de capture d'écureuils volants du Nord (grand polatouche, *Glaucomys sabrinus*; [Mar06a]), la qualité d'habitat de caribous des forêts (*Rangifer tarandus caribou*; [MMBE06]) et les évolutions des populations de guillemots marbrés (*Brachyramphus marmoratus*; [SSA06]). D'autres réseaux bayésiens ont été créés pour dresser la carte des frontières d'écosystème [Wal04, WM06].

Tous ces réseaux bayésiens ont été structurés et paramétrés à partir d'une combinaison de jugements d'experts et de données de terrain, mais ils présentaient des différences notables. Par exemple, les modèles de population du guillemot marbré, un petit oiseau de mer qui niche dans la canopée de forêts anciennes intérieures, étaient développés pour prévoir la persistance et la résilience⁶ de la population en modélisant la démographie et les statistiques vitales de la population par classe d'âge. Les modèles du caribou ont été créés pour déterminer si les quatre régions saisonnières de l'espèce (région hivernale où ils trouvent du lichen de pin après la période de rut, région d'hiver de haute altitude, région d'été où les femelles mettent bas en été, et région de migration intersaisonnière) étaient adaptées, ainsi que pour étudier la réponse de l'espèce au risque de prédation des loups (*Canis lupus*) dans divers scénarios de gestion de la forêt.

13.2.2 Utilisation de réseaux bayésiens pour la rétrovision

Dans le contexte de ce chapitre, la *rétrovision* désigne l'identification des circonstances probables (comme l'environnement ou les conditions d'habitat) qui ont produit un résultat donné, comme par exemple la présence ou l'abondance d'une espèce animale ou végétale. Un réseau bayésien modélisant les relations entre la faune et l'habitat peut être utilisé pour préciser des conditions d'habitat et prévoir la réponse de la faune et de la flore; cependant si la réponse est connue ou si l'on fait une hypothèse sur cette

⁵Fleuve prenant sa source dans les Rocheuses et traversant la Colombie-Britannique.

⁶Aptitude à rebondir si la taille de la population régresse.

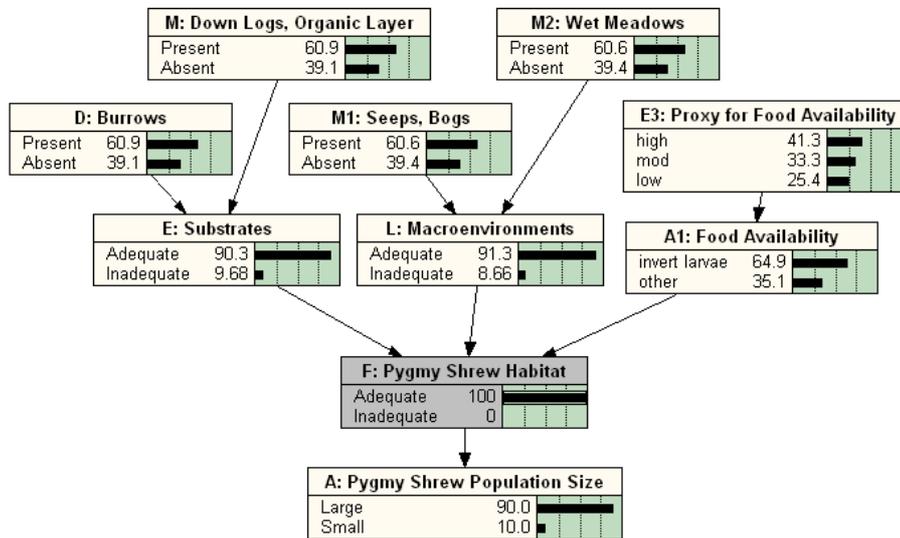


FIG. 13.6 Prédiction de la qualité d’habitat et de la taille de population des musaraignes pygmées (*Microsorex hoyi*).

réponse, alors le modèle peut être utilisé à l’envers pour déterminer les conditions *a priori* les plus probables qui ont pu conduire à cette réponse. En cela, les réseaux bayésiens apportent une fonction unique par rapport à d’autres modèles plus traditionnels utilisant strictement les statistiques multivariées, des équations mathématiques, ou la simulation temporelle.

Résoudre un réseau bayésien à l’envers consiste essentiellement à fixer la valeur d’un résultat et à examiner les valeurs les plus probables de tous les nœuds d’entrée. Prenons l’exemple du modèle des musaraignes pygmées : on peut fixer le nœud d’habitat à sa valeur adéquate et déterminer les valeurs les plus probables des conditions environnementales et d’habitat qui ont permis un habitat adéquat. La figure 13.6 montre un tel réseau utilisant la rétrovision : l’état adéquat du nœud condition d’habitat des musaraignes (case F) est forcé.

En procédant ainsi, on est amené à penser que l’habitat est pleinement adéquat quand des terriers, de grosses bûches et des couches organiques dans le sol sont présents ; quand des ruisseaux, marais et des prés humides sont présents ; quand la nourriture, en particulier des larves invertébrées, est importante. Dans un modèle plus quantitatif, cette résolution à l’envers permettrait d’identifier des valeurs numériques, des niveaux ou des densités pour chaque variable environnementale. Cependant, même dans un modèle qualitatif comme celui-ci, la résolution à l’envers peut être utile

Nœud d'entrée	Réduction d'entropie
D : terriers	0,021
M : grosses bûches, couches organiques	0,021
M1 : marais, ruisseaux	0,020
M2 : prés humides	0,020
E3 : proxy pour la disponibilité de nourriture	0,017

TAB. 13.1 Exemple d'étude de sensibilité du modèle des musaraignes pygmées (figure 13.4 page 301).

pour mettre en évidence l'ensemble complet des variables environnementales optimales qui amène à un habitat pleinement adéquat pour l'espèce.

La rétrovision peut aussi consister en des études de sensibilité du modèle visant à déterminer les variables d'entrée qui influencent le plus le résultat : typiquement les variables d'habitat et d'environnement qui influencent le plus la qualité de l'habitat et la taille de la population des musaraignes pygmées. Les aspects mathématiques et les procédures d'études de sensibilité des réseaux bayésiens ont été passées en revue dans [MHR⁺01] et [Mar06a]. Les études de sensibilité reviennent à étudier comment de petites variations incrémentales affectent la valeur de certaines variables de réponse. Dans un outil de réseau bayésien, comme Netica, l'utilisateur choisit un nœud puis lance une fonction de sensibilité. Le modèle effectue alors de petites variations incrémentales. La sensibilité est alors présentée dans un tableau où les nœuds d'entrée sont triés par ordre décroissant d'impact sur le nœud de sortie sélectionné.

L'étude de sensibilité du modèle des musaraignes pygmées montre que la plupart des variables ont une influence à peu près équivalente (voir le tableau 13.1). qui présente la réduction d'entropie pour chaque nœud. La réduction d'entropie reflète l'influence de chaque nœud d'entrée sur la taille de la population (nœud A dans la figure 13.4 page 301). Les valeurs élevées correspondent à une influence forte

Cependant, pour d'autres modèles de faune et de flore, les influences des variables d'entrée varient sensiblement. Dans le modèle de la chauve-souris, parmi les six variables environnementales clés, la présence de cavernes ou de mines avec des régimes de température adaptés avait de loin la plus grande influence sur les populations de chauve-souris (réduction d'entropie = 0,029), tandis que la présence de chicots ou de souches (0,01), de bordures de forêts (0,006), de falaises (0,006), de ponts ou d'immeubles (0,001) et de piles de pierres (<0,001) avaient une influence moindre. Le responsable pouvait interpréter ces résultats pour choisir comment conserver ou restaurer les sites pour l'espèce, c'est-à-dire se concentrer en premier lieu sur la protection des cavernes ou de mines adaptées, ou alors pour

fournir des chicots ou des souches d'arbres.

Dans cet exemple, le modèle a été calibré et validé à partir de données empiriques. Si tel n'avait pas été le cas, ces résultats auraient constitué des hypothèses de travail devant être testées sur le terrain.

13.2.3 Les réseaux bayésiens comme modèles de décision

Les réseaux bayésiens peuvent également être construits avec :

- des nœuds de décision qui représentent les choix d'actions de gestion ;
- des nœuds d'utilité qui expriment les valeurs (coûts et bénéfices) de ces actions et les résultats du modèle.

Dans certains logiciels de réseaux bayésiens, lorsqu'un modèle comportant des nœuds de décision et d'utilité est compilé, les espérances d'utilité de chaque décision sont calculées et représentées dans chaque mode de gestion.

Les réseaux bayésiens peuvent contenir de multiples nœuds de décision et d'utilité. Si le modèle inclut une séquence de décision, telle que des activités de conservation d'espèces au cours du temps, la résolution du modèle de décision peut révéler les suites de décisions optimales qui minimisent les coûts, maximisent les bénéfices, ou optimisent les utilités. Les réseaux bayésiens pour la faune et la flore et la gestion de ressources naturelles peuvent être particulièrement bénéfiques pour les décideurs lorsqu'ils contiennent des nœuds de décision et d'utilité.

Dans l'exemple du plan pour la Forêt du Nord-Ouest dans le Nord-Ouest Pacifique des États-Unis, une série de réseaux bayésiens a été développée pour codifier et représenter un ensemble de directives de gestion visant à déterminer les catégories de conservation de douzaines d'espèces animales et végétales peu connues [Mar06a].

Les modèles pour les décisions de conservation d'espèces et les directives qu'ils représentent participent d'une revue annuelle et formelle des espèces dans laquelle de nouvelles informations scientifiques étaient évaluées sur des espèces sélectionnées, étroitement associées aux forêts de fin de succession et anciennes. Les résultats de cette revue annuelle étaient résumés sous forme de suggestions, faites par les panels de revue aux décideurs des agences régionales, pour maintenir ou changer les catégories de conservation ou même retirer certaines espèces de la liste de conservation telle que spécifiée selon un certain critère d'évaluation des directives.

Les réseaux bayésiens pour la décision étaient constitués d'un modèle résumé global qui décrivait les catégories de conservation appropriées et

ses implications et coûts pour des relevés plus approfondis et la gestion du site (figure 13.7 ci-après). Dans ce modèle conçu afin de déterminer les catégories de conservations appropriées (A-F ou exclus) d'espèces rares ou peu connues des forêts de fin de succession ou anciennes (voir page 302) dans la région Nord-Ouest Pacifique des États-Unis, chacune des six catégories principales qui déterminent le résultat de conservation consistent en des modèles de décisions d'évaluation (non montrés). La partie inférieure de cette figure montre comment chaque catégorie de conservation est caractérisée par des implications et des coûts (pour mener les relevés d'espèces et gérer les sites). Les nombres dans le nœud de gestion (en bas à gauche) montrent les espérances de coût calculées à partir du nœud de coût d'utilité (en bas à droite).

En lançant le modèle, les états de chacun des six nœuds d'entrée et le nœud final de catégorie de conservation sont spécifiés. *Geographic range* désigne le Nord-Ouest Pacifique des États-Unis, *Plan provides for persistence* exprime si les directives dans le plan actuel pour la forêt du Nord-Ouest assurent ou non la persistance de l'espèce ; *strategic surveys* désignent des recensements statistiques des espèces ; *Predisturbance surveys* désignent des recensements d'espèces dans les endroits destinés à des activités où le sol est perturbé (comme l'exploitation forestière).

Une série de sous-modèles détaillent chaque entrée du modèle résumé global, comme le nœud *Geographic Range* de la figure 13.7 ci-après. Ce sous-modèle contient des critères explicites pour déterminer à quel point une espèce peut être considérée ou non comme faisant partie de la zone géographique du plan de la forêt du Nord-Ouest (le nord-ouest de la zone Pacifique des États-Unis). Le critère pour ce sous-modèle est basé strictement sur les directives d'évaluation publiées dans le plan de la forêt du Nord-Ouest et permet d'inclure une espèce si la région de l'espèce est connue comme se produisant à l'intérieur du plan ; et dans le cas contraire, si la zone est proche des frontières de la région du plan ou s'il existe au moins un habitat approprié pour l'espèce à l'intérieur de la région du plan.

Chaque sous-modèle était résolu pour chaque espèce afin de déterminer les probabilités spécifiées dans chaque nœud d'entrée (haut de la figure 13.7 ci-après). La combinaison de ces probabilités d'entrée a dicté les probabilités de chaque catégorie de conservation pour les espèces. La catégorie de conservation, à son tour, a dicté le type et le coût des relevés et la gestion nécessaire pour l'espèce (bas de la figure 13.7 ci-après).

Ces modèles de décision ont été utilisés avec succès pour évaluer les catégories de conservation de 119 espèces animales et végétales durant les revues annuelles d'espèces conduites en 2002 et 2003. Un des avantages de l'utilisation de ces modèles de décision est qu'ils identifiaient les catégories de conservation possibles même lorsque certaines informations d'en-

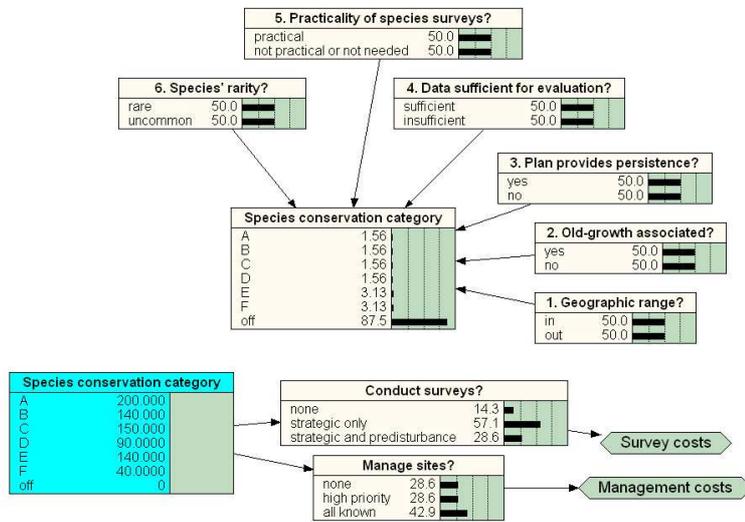


FIG. 13.7 *Principal modèle de décision de conservations d'espèces rares*

trée étaient absentes ou équivoques. Le modèle a aidé à représenter la disponibilité et l'incertitude des données scientifiques pour chaque variable d'entrée, et l'influence sur les catégories de conservation. Les membres du panel ont dû prendre les décisions finales sur les catégories de conservation de chaque espèce et ont abordé les incertitudes dans un processus de discussion structuré. Les modèles de décision (ou plutôt d'aide à la décision) n'ont pas pris les décisions finales à la place des membres du panel ni des décideurs, mais ils ont contribué à guider et à instruire les délibérations.

La plupart des modèles pour la faune et la flore présentés dans le paragraphe 13.2.1 page 299 ont été construits comme outils d'aide à la gestion. En revanche, les modèles du caribou des forêts étaient destinés expressément aux décideurs en charge de la gestion de la forêt de la région centre-nord de la Colombie-Britannique. Comme dans les modèles pour la faune et la flore de l'intérieur de la Colombie Britannique, les résultats du modèle du caribou ont été incorporés à des cartes représentant, avec un code de couleurs, le niveau d'adaptation de régions saisonnières du caribou, telle que la région hivernale (où les caribous vont durant l'hiver). Les résultats du modèle et de la cartographie ont été résumés par les spécialistes du caribou et transmis aux décideurs.

Plus précisément, les résultats montraient la superficie des régions saisonnières adaptées, au cours du temps, en fonction des activités de gestion de la forêt qui affectaient diversement la présence de fourrage de lichen et de loups prédateurs dans la région (figure 13.8 ci-après). Sur cette figure, les courbes représentent l'aire totale d'habitat dans la zone de haute

altitude du Centre-Nord de la Colombie Britannique (Canada), avant (en haut) et après (en bas) colonisation par l'orignal. La ligne sombre en pointillés est le maximum théorique d'aire d'habitat dans toutes les conditions optimales et sans perturbation naturelle telle que les incendies ; la ligne grise est la valeur modélisée avec perturbations naturelles, et les parties supérieures et inférieures des barres représentent la réaction attendue du caribou aux parties de son habitat fortement préférées et moins préférées. Les résultats du modèle montrent clairement que l'aire espérée d'habitat du caribou change au cours du temps et est affectée négativement par les perturbations naturelles et la présence de l'orignal (source : [MMBE06]).

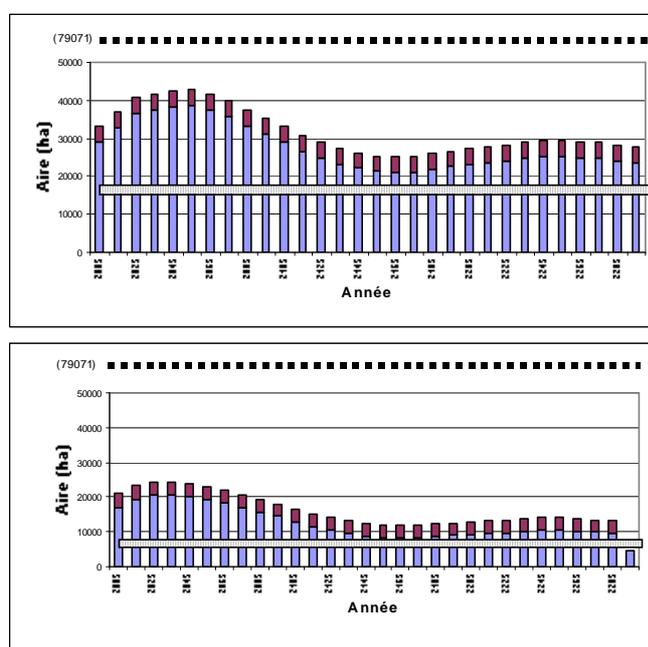


FIG. 13.8 Résultats d'une modélisation de la qualité d'habitat du caribou.

On a également présenté aux décideurs les résultats de la modélisation de trois variantes possibles de la politique de gestion du caribou : la politique actuelle, une politique basée sur la restauration ou l'émulation des perturbations naturelles comme les tempêtes ou les incendies, et une politique visant à optimiser la qualité d'habitat du caribou. Les décisions finales sur la gestion du troupeau de caribou, de l'habitat du caribou, de la récolte forestière et des effets sur les prédateurs n'ont pas encore été prises, mais les décideurs disposent des résultats de l'analyse de risques, avec une description claire des incertitudes, et pourront prendre les décisions en connaissance de cause.

Ces modèles de caribou, ainsi que d'autres réseaux bayésiens, sont également utilisés pour susciter la participation et la collaboration de diffé-

rentes parties prenantes publiques [CBW99] sur des sujets d'aménagement du territoire. On peut mentionner, par exemple, l'utilisation de systèmes consultatifs pour guider la sélection et l'utilisation d'indicateurs pour une gestion durable de la forêt [MP00].

13.3 Utilisation des réseaux bayésiens pour étudier la faune et la flore et gérer les ressources naturelles

La connaissance de la faune, de la flore et des ressources naturelles provient autant de l'expertise que de données statistiques et de recherches de terrain. Pour cette raison, les réseaux bayésiens sont reconnus comme des outils efficaces pour combiner connaissances *a priori*, jugements d'experts et données de terrain, et qui peuvent fournir des résultats utiles même lorsque certaines données sont manquantes ou incomplètes [RS97]. Ce paragraphe détaille la manière dont sont utilisés les modèles décrits dans ce chapitre.

13.3.1 Couplages avec d'autres modèles

La plupart des modèles présentés dans ce chapitre ont consisté à intégrer les réseaux bayésiens à des systèmes d'informations géographiques ou à d'autres procédures d'évaluation. En particulier, les systèmes d'informations géographiques fournissent aux écologistes, aux décideurs et aux parties prenantes (comme le public) des outils clairs et intuitifs grâce auxquels il est possible d'évaluer puis de décider. On peut citer, comme autres exemples, l'utilisation de cartes pour gérer la restauration ou les inondations du bassin supérieur du Mississippi dans le centre des États-Unis [RS97] et pour évaluer des projets de bio-énergie dans la plaine de Farsala en Grèce [RKSNO1].

13.3.2 Gestion adaptative

Un domaine d'utilisation très prometteur des réseaux bayésiens est celui de la gestion adaptative, c'est-à-dire une gestion par la mise en place d'essais et apprentissage à partir de l'expérience. Plus formellement, la gestion adaptative consiste à mettre en place des activités de gestion comme de strictes expériences statistiques, avec des traitements et des contrôles, souvent avec des plans d'expérience de type BACI⁷ et à évaluer les effets de la gestion du point de vue de certains objectifs clairement formulés. Dans la

⁷Before-After, Control Impact, avant et après traitement sur des sites de contrôle et d'impact [SOB01].

gestion des ressources naturelles, la gestion adaptative a été vendue largement mais en fait rarement appliquée d'une manière si formelle. Dans un contexte de prise de décision et de gestion de risques, les réseaux bayésiens et les analyses bayésiennes peuvent être des outils utiles pour aider à formuler les objectifs et les hypothèses de gestion et pour évaluer les résultats d'expérience de gestion adaptative [Wad00].

De plus, dans un contexte de gestion adaptative, les résultats des expériences BACI et le plan d'étude peuvent être utilisés pour ajuster statistiquement ou actualiser les probabilités *a priori* ou conditionnelles du réseau bayésien et même pour affiner la structure même du modèle, y compris l'identification des variables, leurs états et leurs liens. Bien que n'utilisant pas d'expériences BACI, l'utilisation réussie de réseaux bayésiens comme modèles de décision dans la revue annuelle d'espèces dans le plan de la forêt du Nord-Ouest, présenté plus haut, a constitué une forme de gestion adaptative.

Le document [BCH02] développe un cadre de décision pour aider à évaluer les niveaux de satisfaction de gestionnaires de ressources naturelles avec le statu quo et les résultats attendus de changements et utilise des réseaux bayésiens pour estimer spécifiquement les coûts financiers, sociaux et écologiques de changer les principes de gestion. Il cite un exemple utilisant le passage d'agriculture à l'exploitation forestière dans des régions reculées du Royaume-Uni, mais son approche pourrait être appliquée à d'autres problèmes de gestion adaptative. Pour donner un autre exemple, des réseaux bayésiens ont également été utilisés dans des projets de gestion adaptative pour aider la gestion par les villages locaux de prairies semi-arides du Zimbabwe [LBP⁺02]. Leur approche a mis en évidence le besoin d'une recherche collaborative pour aider au mieux les changements de politiques d'utilisation du territoire.

Le document [NMS06] passe en revue les avantages et les rôles des réseaux bayésiens en gestion adaptative, dans l'Ouest du Canada, et présente une étude de cas montrant comment le modèle du caribou évoqué plus haut est utilisé dans des cycles de gestion adaptative. Dans cette étude, les réseaux bayésiens incluent des nœuds de décision pour l'exploitation forestière (méthodes de suppression de peuplement d'arbres, préparation du site et régénération de la forêt), des nœuds d'utilité pour chaque décision et les effets des décisions sur l'abondance de lichens terrestres comme fourrage important pour les caribous.

Une équipe coordonnée de biologistes, de gardes forestiers, et de fonctionnaires gouvernementaux responsables de la gestion de la ressource utilisent ces modèles pour explorer les options visant à atteindre simultanément les objectifs de gestion de la forêt, du risque d'incendie, et des caribous. Les résultats sont des tests de terrain conçus statistiquement pour ap-

porter les informations cruciales sur les modes de gestion aptes à atteindre les buts recherchés.

13.3.3 Prise de décision en univers incertain et considération des types d'erreurs

La gestion de ressources naturelles est souvent caractérisée par une grande incertitude, concernant, par exemple, la manière dont une espèce particulière va réagir à des changements d'environnement ou d'habitat consécutifs à des activités de gestion du territoire. Les responsables sont souvent confrontés au défi de prendre des décisions d'actions en l'absence d'informations complètes. La manière dont un décideur prend en compte l'incertitude dépend de son attitude face au risque. S'il est adverse au risque, il va adopter un principe de précaution et supposer que les incertitudes vont potentiellement affecter négativement les activités de gestion. En revanche, s'il est neutre face au risque, ou attiré par le risque, il considérera l'incertitude comme une absence de preuve de ces effets néfastes et poursuivra ses activités jusqu'à ce que soit apportée la preuve que des changements de politique doivent être mis en place.

Il n'y a pas d'attitude face au risque qui satisfasse toutes les situations de politique publique dans le domaine de la gestion de ressources naturelles. Les réseaux bayésiens sont utiles pour aider les responsables à évaluer explicitement les types et les conséquences des incertitudes. Les incertitudes concernent les réactions du système aux activités, ou à des combinaisons ou des séquences d'activités. Mais il existe également une incertitude liée à notre manque de compréhension du fonctionnement même du système.

En particulier, deux types d'erreur, les faux positifs (prévoir qu'une espèce rare est présente alors qu'elle est en fait absente) et les faux négatifs (prévoir qu'elle est présente quand elle est absente), peuvent avoir des conséquences très différentes en ce qui concerne les coûts d'opportunité inutilisés quand les sites sont protégés, ou les fonds débloqués pour un inventaire d'espèce rares et une protection du site alors que l'espèce n'est même pas présente. Les modèles de prévision discutés plus haut ont explicitement fourni ces tests sur la précision du modèle et les types d'erreur.

13.3.4 Mise à jour et affinage des modèles

Un aspect utile des réseaux bayésiens est leur aptitude à mettre à jour les distributions de probabilité *a priori* et conditionnelles à partir de fichiers d'exemples. Un exemple [Mar06a] d'une telle mise à jour est le modèle de

l'espèce rare de champignon présenté au paragraphe 13.2.1 page 299, utilisant l'algorithme EM (maximisation de l'espérance, voir page 121) implémenté dans Netica. Quand on incorpore un fichier de cas produit à partir de relevés de terrain, l'algorithme EM modifie les distributions de probabilité du modèle pour mieux les ajuster aux circonstances observées. L'utilisateur peut choisir des poids pour les fichiers de cas selon leur représentativité, et les fichiers de cas peuvent comporter des données manquantes pour certaines variables d'entrée. Cette fonctionnalité s'est révélée très utile pour affiner le modèle et améliorer la performance des précisions de présence ou d'absence de l'espèce. Cela a aussi montré que ce processus de mise à jour dynamique s'adapte bien à un cadre d'apprentissage adaptatif, dans lequel une nouvelle connaissance ou une nouvelle information peuvent être utilisées pour améliorer la précision du modèle et justifier des réévaluations de la politique de gestion.

13.4 Conclusion et perspectives

Ce chapitre a passé en revue l'utilisation de réseaux bayésiens pour la prévision, la rétrovision et l'aide à la décision dans le domaine de la gestion de ressources naturelles. Dans ce domaine, les réseaux bayésiens se révèlent des outils souples et utiles pour combiner diverses formes de données, pour gérer les incertitudes ou l'absence de certaines informations ainsi que pour illustrer comment les systèmes écologiques fonctionnent et les conséquences de décisions de gestion.

Les réseaux bayésiens, bien sûr, ne sont qu'une forme de modèle et pour des évaluations ou des besoins de décision critiques, les écologistes comme les responsables ont tout intérêt à comparer les résultats avec ceux d'autres modèles. On peut mentionner les analyses statistiques traditionnelles, les arbres de décision et d'autres méthodes formelles pour l'évaluation du risque environnemental et écologique [O'L05, SS05], telles que la théorie de l'utilité multiattribut, la hiérarchie des buts, le processus hiérarchique analytique (AHP) et la prise de décision multi-critères. Dans tous les cas, il est fortement recommandé, pour commencer tout exercice de modélisation, que les experts et les responsables utilisent de simples diagrammes d'influence pour décrire comment les systèmes doivent fonctionner et quelles parties du système peuvent être affectées par les décisions de gestion.

Les décisions sont toujours prises sur la base de la connaissance actuelle qui, dans ces domaines, est souvent incomplète et en évolution perpétuelle. Également en évolution permanente sont les facteurs qui influencent la décision, les critères de décision et les attitudes face au risque des responsables (qui restent souvent tacites et varient selon les utilités espérées et les

probabilités associées aux résultats des décisions de gestion).

Les types de résultats et leur valeurs (utilités ou matrice de gains en termes de théorie des jeux) changent également au cours du temps. Les réseaux bayésiens se révèlent utiles dans un contexte aussi changeant, notamment dans un cadre de gestion adaptative. Ils aident à identifier des hypothèses de gestion testables, des variables clés, des essais de gestion et des expériences statistiques. Ils permettent d'incorporer de nouvelles informations pour réévaluer les effets d'une politique de gestion.

Ainsi, les réseaux bayésiens et les méthodes bayésiennes associées, telles que les approches bayésiennes empiriques, peuvent constituer des outils pour des programmes de surveillance, par exemple pour évaluer la viabilité d'une population dans des plans de conservation de l'habitat [Fol00]. Quand des données sont recueillies, des cas peuvent être incorporés pour améliorer les performances du modèle en utilisant différentes procédures d'apprentissage, implémentées dans les logiciels de réseaux bayésiens. Les responsables peuvent utiliser les modèles actualisés pour déterminer si leur plan d'action doit changer ou être maintenu. Les réseaux bayésiens sont particulièrement utiles dans un contexte de gestion adaptative, pour expliciter les critères de décision, les valeurs seuils qui justifient des remises en causes des politiques de gestion, ainsi que les utilités espérées et les incertitudes associées à chaque décision.

Comme avec n'importe quel outil d'aide à la décision, les responsables doivent comprendre et décrire clairement : les hypothèses du modèle ; les résultats espérés ; les valeurs de chaque résultat potentiel (c'est-à-dire les utilités ou les revenus associés aux résultats) ; les directives de gestion, les priorités et les enjeux (facteurs pris en compte dans la décision) ; leurs propres critères de décision ; leur attitude face au risque (tolérance du risque, importance relative perçue du risque, incertitude de chaque facteur) et également d'autres facteurs entrant en ligne de compte dans la décision et qui ne sont pas représentés dans le modèle tels que le risque politique pour certaines personnalités, le déroulement de carrière futur, l'influence sur d'autres décisions et le risque de litige. Les modélisateurs peuvent apporter une aide concernant la plupart de ces aspects de la décision, mais c'est aux décideurs que revient la responsabilité d'utiliser à bon escient de tels outils.