



**HAL**  
open science

# Epidémiologie et conservation de la biodiversité : Défis pour la recherche sur les Processus Décisionnels de Markov

Régis Sabbadin

## ► To cite this version:

Régis Sabbadin. Epidémiologie et conservation de la biodiversité : Défis pour la recherche sur les Processus Décisionnels de Markov. INRIA Sequel team Seminars, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA). FRA., May 2018, Lille, France. <hal-02097195>

**HAL Id: hal-02097195**

**<https://hal.science/hal-02097195v1>**

Submitted on 4 Jun 2020

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.



HAL Authorization

# Epidémiologie et conservation de la biodiversité

## Défis pour la recherche sur les PDM

Régis SABBADIN<sup>1</sup>

(avec Etienne AUCLAIR<sup>1</sup>, Nathalie PEYRARD<sup>1</sup>, Anne-France VIET<sup>2</sup>)

<sup>1</sup>MIAT, INRA, Toulouse

<sup>2</sup>BIOEPAR, INRA, Oniris, Nantes

SequeL, Lille, 04/05/2018

# Problèmes de gestion en épidémiologie et conservation de la biodiversité

# Quelques problèmes de décision en épidémiologie et conservation de la biodiversité

Exemples finalisés de gestion en **écologie** / **épidémiologie**.

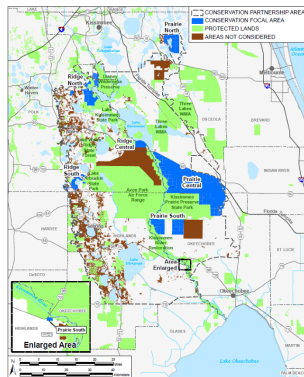
3 problématiques de décision (séquentielle) dans l'incertain :

- Décision factorisée.
- Décision multicritères / multiacteurs.
- Décision factorisée avec modèle incertain.
  - (1) **Apprentissage** de Réseaux Bayesiens Dynamiques
  - (2) **Apprentissage par Renforcement bayésien** dans les PDM factorisés

# Décision factorisée

## Conservation de la biodiversité

- Heuristic reserve design<sup>1</sup>
  - ▶ Extension du Everglades Headwaters National Wildlife Refuge (EHNWR) in central Florida
  - ▶ Acquisition de nouvelles parcelles
  - ▶ Représentation en PDM factorisé
  - ▶ Fonction de valeur basée sur le nombre d'espèces protégées et la compacité/connexité de la réserve (Marxan)
  - ▶ Résolution heuristique



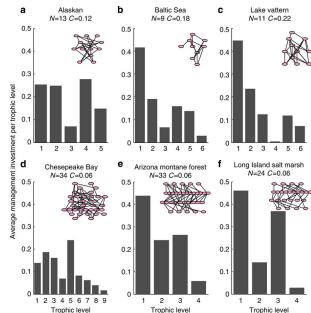
1. (Bonneau et al., 2018) *Dynamic minimum set problem for reserve design : Heuristic solutions for large problems*, **PloS ONE**

# Décision factorisée

## Conservation de la biodiversité

- Réseaux trophiques et optimisation de la conservation<sup>2</sup>

- ▶ Réseau trophique ↔ représentation des interactions entre espèces
- ▶ Interprétation d'un réseau trophique comme un réseau bayésien (statique)
- ▶ Choix d'espèces à conserver optimisant la biodiversité totale
- ▶ Optimisation combinatoire



2. (McDonald-Madden et al., 2016) *Using food-web theory to conserve ecosystems*, Nature Communications

# Décision factorisée

## Eradication d'espèce invasive

- Eradication du poisson-moustique<sup>3</sup>
  - ▶ Eradication du poisson-moustique *Gambusia holbrooki* de l'habitat de l'espèce menacée *Red-finned blue eye*
  - ▶ Habitat sous forme de mares provisoires
  - ▶ Représentation en PDM "sur graphe"
  - ▶ Résolution via GMDPtoolbox<sup>4</sup>

Le Gentil



Le Méchant



3. (Nicol et al., 2017) *Finding the best management policy to eradicate invasive species from spatial ecological networks with simultaneous actions*, **J. of Applied Ecology**

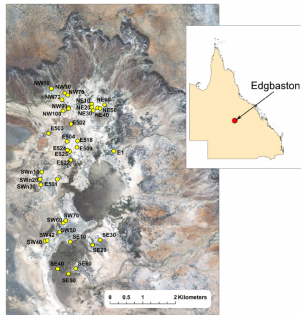
4. <http://www7.inra.fr/mia/T/GMDPtoolbox/>

# Décision factorisée

## Eradication d'espèce invasive

- Eradication du poisson-moustique<sup>3</sup>
  - ▶ Eradication du poisson-moustique *Gambusia holbrooki* de l'habitat de l'espèce menacée *Red-finned blue eye*
  - ▶ Habitat sous forme de mares provisoires
  - ▶ Représentation en PDM “sur graphe”
  - ▶ Résolution via GMDPtoolbox<sup>4</sup>

### Le lieu du crime



3. (Nicol et al., 2017) *Finding the best management policy to eradicate invasive species from spatial ecological networks with simultaneous actions*, **J. of Applied Ecology**

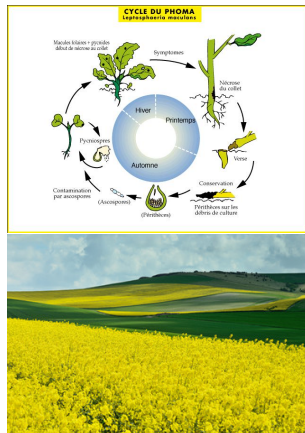
4. <http://www7.inra.fr/mia/T/GMDPtoolbox/>



# Décision factorisée

## Epidémiologie végétale “spatialisée”

- Traitement “durable” du phoma du colza<sup>5</sup>
  - ▶ Dispersion spatiale via les résidus de culture
  - ▶ Allocation spatio-temporelle des cultures et variétés résistantes
  - ▶ Critère de “durabilité” de la résistance à un pathogène
  - ▶ Représentation en PDM “sur graphe”
  - ▶ Résolution via GMDPtoolbox



5. (Cros et al., 2017) *GMDPtoolbox : A Matlab library for designing spatial management policies. Application to the long-term collective management of an airborne disease*, PLoS ONE

# Décision multi-acteurs/multicritères

## Epidémiologie animale

- Maladie contagieuse non-réglémentée en élevages porcins
- Syndrome Dysgénésique Respiratoire Porcin (SDRP)
- Maladie non-réglémentée → Vaccination non obligatoire
- Décision de subventions pour vaccination
- Résolution dans un cadre PDM + Théorie des Jeux<sup>6, 7</sup>



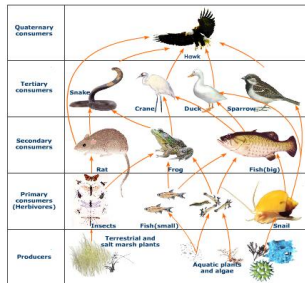
6. (Sabbadin, Viet, 2016) *Leader-Follower MDP models with factored state space and many followers*, **ECAI'16**

7. (Viet et al., 2017) *Formalisation et résolution d'un problème en santé animale dans le cadre Leader-Follower MDP*, **APIA'17**

# Décision factorisée avec modèle incertain

## Etude des réseaux écologiques

- Contrôle de la dynamique d'un groupe d'espèces
- Espèces en interaction
- Réseau d'interactions mal connu
- Connaissances expertes
- **Inférence de réseau bayésien dynamique**<sup>8</sup>
- **Calcul de stratégies**
  - ▶ Non-adaptatives → Bandits
  - ▶ Adaptatives → Apprentissage par renforcement



8. (Auclair et al., 2017) Labelled Dynamic Bayesian Network for learning ecological networks, **ECML'17**

# Un cadre commun et des questions spécifiques

Décision séquentielle dans l'incertain en gestion agri-environnementale

## Processus Décisionnels de Markov Factorisés

- Etend le cadre des Processus Décisionnels de Markov en considérant :
  - ▶ Plusieurs variables d'état
  - ▶ Eventuellement plusieurs variables d'actions
  - ▶ Actions choisies éventuellement de façon non-coopérative

- A *stratégie* fixée, la dynamique du système est modélisable par

### Réseau Bayésien (Dynamique) (RBD)

Les questions d'intérêt sont :

- Calcul de stratégies optimales dans le cas coopératif
- Calcul de stratégies d'équilibre dans le cas non-coopératif
- Apprentissage de la structure du RBD /  
Calcul de stratégies optimales avec connaissance imparfaite du RBD

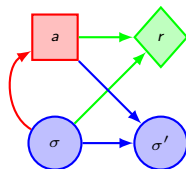
# Processus Décisionnels de Markov Factorisés

# Processus Décisionnel de Markov

## Définition (PDM à horizon fini)

$\mathcal{M} = \langle \Sigma, A, T, r, H \rangle$ , où :

- $\Sigma$  : *espace d'états fini.*
- $A = \{1, \dots, m\}$  : *espace d'actions fini.*
- $T : \Sigma \times A \times \Sigma \rightarrow [0, 1]$  :  
*fonction de **transition**.*  
 $T(\sigma' | \sigma, a)$  : *probabilité de transition de  $\sigma$  à  $\sigma'$  sous  $a$ .*
- $r_t : \Sigma \times A \times \Sigma \rightarrow \mathbb{R}$  :  
*fonction de **récompense**.*
- $H$  : *horizon du problème.*



## Définition (Stratégie à horizon fini)

Une **stratégie** est un ensemble  $\Delta = \{\delta_t\}_{t=1..H}$ , où  $\delta_t : \Sigma \times A \rightarrow [0, 1]$  est une fonction de sélection d'action (potentiellement stochastique).

# Stratégie optimale dans un PDM

## Horizon fini

Une stratégie  $\Delta = \{\delta_t\}_{t=1..H}$  définit une chaîne de Markov  $\mathcal{M}_\Delta$  sur  $\Sigma$ .

### Définition (Fonction de valeur dans un PDM à horizon fini)

$$Q_\Delta(\sigma, t) =_{def} E \left[ \sum_{t'=t}^H r_{t'} \mid \Delta, \sigma \right]$$

Une stratégie optimale peut être calculée *backwards* en temps polynomial en  $|\Sigma|$ ,  $|A|$  et  $H$ .

## Horizon infini

- PDM *stationnaires*  $(T, r)$ , *amortis* ( $r_t = \gamma^t r$ ).
- Stratégie optimale stationnaire  $\delta$ .
- Algorithmes polynomiaux en  $|\Sigma|$ ,  $|A|$  : programmation linéaire, itération de la valeur ou de la stratégie...

# Processus Décisionnel de Markov factorisé

## Définition

$\mathcal{M} = \langle \Sigma, A, T, r, H \rangle$ , où :

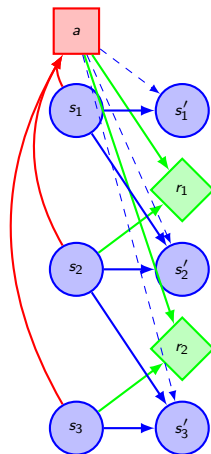
- $\Sigma = \Sigma_1 \times \dots \times \Sigma_n$ ,  $\sigma = (s_1, \dots, s_n)$  : *espace d'états factorisé.*
- $A = \{1, \dots, m\}$  : *espace d'actions fini.*
- *Fonction de transition :*

$$T(\sigma' | \sigma, a) = \prod_{i=1}^n p_i(s'_i | \phi_i(\sigma, a))$$

- *Fonction de récompense :*

$$r(\sigma, a) = \sum_{j=1}^p r_j(\psi_j(\sigma, a))$$

- $\phi_i, \psi_j$  : *réduction de dimension.*





## Définition ( $\mathcal{M} = \langle \Sigma, A, T, r, H \rangle$ )

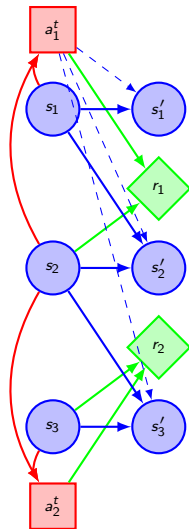
- *Etats* ( $\sigma$ ) :  $\Sigma = \Sigma_1 \times \dots \times \Sigma_n$ .
- *Actions* ( $a$ ) :  $A = A_1 \times \dots \times A_m$ .
- *Fonction de transition* :

$$T(\sigma' | \sigma, a) = \prod_{i=1}^n p_i(s'_i | \phi_i(\sigma, a))$$

- *Fonction de récompense* :

$$r(\sigma, a) = \sum_{j=1}^p r_j(\psi_j(\sigma, a))$$

- $\phi_i, \psi_j$  : réduction de dimension.
- PDMG :  $m = n = p$ , hyp sur  $\{\phi_i, \psi_j\}$



# “Leader-Follower MDP” avec un nombre de suiveurs important : application en santé animale

# Contexte

- Collaboration<sup>5, 6</sup> avec A-F Viet et C. Belloc, UMR BioEPAR, INRA-ONIRIS, Nantes
- Maladies animales endémiques non réglementées
  - ▶ Différents niveaux de prévalence
  - ▶ Diminution de compétitivité des élevages
- Décision de maîtrise intra-troupeau
  - ▶ Laissée à l'appréciation des éleveurs
  - ▶ Variation des critères et de la perception du risque
- Coordination collective
  - ▶ **Traitement (ou non) local ⇒ Effet à l'échelle globale**

---

5. (Sabbadin and Viet, 2016) LF-MDP models with factored state space and many followers, *ECAI'16*.

6. (Viet et al., 2017) Formalisation et résolution d'un problème en santé animale avec le cadre LF-MDP, *APIA'17*.

# Contexte

## Coordination collective

Organisation (collectif : filière, groupement d'éleveurs, ...) :

- pas de caractère obligatoire (utilisation d'incitations)
- Problème de décision (séquentielle dans l'incertain) multi-agents :
  - ▶ les éleveurs (suiveurs) **maximisent leur revenu**
  - ▶ l'organisation (leader) : **minimise l'impact** de la maladie via utilisation d'incitations

**Enjeu** : proposer des approches d'aide à la décision collective tenant compte des prises de décisions des éleveurs

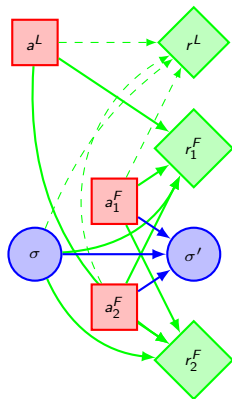
**Approche** : *Leader-Follower Markov Decision Processes*

LFMDP = PDM (Leader) + **Théorie des jeux (suiveurs)**

## Définition

$\mathcal{M} : \langle n, \Sigma, A^L, \{A_i^F\}_{i=1}^n, T, r^L, \{r_i^F\}_{i=1}^n, H \rangle$

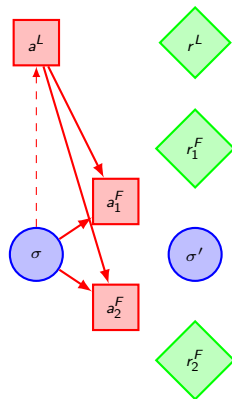
- $\Sigma$  : espace d'états joint.
- $A^L = \{1, \dots, m\}$  : actions (leader).
- $A_i^F = \{1, \dots, p\}$  : actions (suiveur  $i$ ).
- $T(\sigma' | \sigma, \{a_i^F\}_{i=1..n})$  : probabilités de transition.
- $r^L : \Sigma \times A^L \times (A^F)^n \rightarrow \mathbb{R}$  : fonction de récompense du leader.
- $r_i^F : \Sigma \times A^L \times (A^F)^n \rightarrow \mathbb{R}$  : fonction de récompense du suiveur  $i$ .
- $H$  : horizon du problème.



## Définition (Stratégie jointe)

$$\Delta = \left\{ \delta_t^L, \{ \delta_{t,i}^F \}_{i=1 \dots n} \right\}_{t=1 \dots H}$$

- $\delta_t^L(a^L | \sigma)$  : probabilité que  $a^L \in A^L$  soit choisie par le leader à  $t$  dans l'état  $\sigma \in \Sigma$ .
- $\delta_{t,i}^F(a_i^F | \sigma, a^L)$  : probabilité que  $a_i^F \in A^F$  soit choisie par le suiveur  $i$  à  $t$  après observation de l'état joint ( $\sigma$ ) et de l'action du leader ( $a^L$ ).



# LF-MDP - Fonctions de valeur

- **PDM** : une fonction de valeur unique par stratégie.
- **LF-MDP** : une fonction de valeur pour le leader et une par suiveur.

## Définition (Fonctions de valeur d'une stratégie jointe)

$\Delta = \left\{ \delta_t^L, \{\delta_{t,i}^F\}_{i=1\dots n} \right\}_{t=1\dots H}$  : stratégie jointe du leader et des suiveurs.

Les fonctions de valeur  $Q_{\Delta}^L$  et  $Q_{\Delta}^{F,i}$  du leader et des suiveurs sont :

$$Q_{\Delta}^L(\sigma, t) = E \left[ \sum_{t'=t}^H r_{t'}^L \mid \Delta, \sigma \right]$$

$$Q_{\Delta}^{F,i}(\sigma, t) = E \left[ \sum_{t'=t}^H r_{t',i}^F \mid \Delta, \sigma \right]$$

# LF-MDP - stratégie jointe d'équilibre

- **PDM** : une fonction de valeur unique par stratégie  
 ⇒ **stratégie optimale**.
- **LF-MDP** : une fonction de valeur pour le leader et une par suiveur  
 ⇒ **équilibre de Nash**.

## Définition (Stratégie d'équilibre)

$\Delta^* = \left\{ \delta_t^{L*}, \{\delta_{t,i}^{F*}\}_{i=1\dots n} \right\}_{t=1\dots H}$  est une stratégie d'équilibre  
 si et seulement si  $\forall t, \delta_t^L, \{\delta_{t,i}^F\}, \sigma$  :

$$Q_{\Delta^*}^L(\sigma, t) \geq Q_{\Delta^* \downarrow \delta_t^L}^L(\sigma, t), \forall \delta_t^L$$

$$Q_{\Delta^*}^{F,i}(\sigma, t) \geq Q_{\Delta^* \downarrow \delta_i^F}^{F,i}(\sigma, t), \forall i, \delta_i^F$$

$\Delta^* \downarrow \delta_t^L$  (resp.  $\Delta^* \downarrow \delta_i^F$ ) est l'ensemble des stratégies où les  $\delta_t^{L*}$  (resp.  $\delta_{t,i}^{F*}$ ) ont été remplacées par des stratégies arbitraires  $\delta_t^L$  (resp.  $\delta_{t,i}^F$ ),  $\forall t (\forall i)$ .



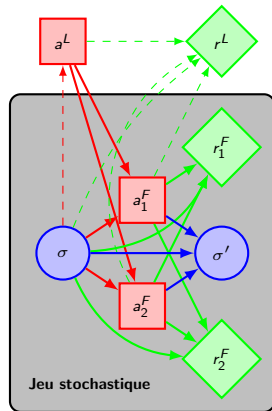
## Proposition

Une stratégie jointe d'équilibre

$\Delta^* = \left\{ \delta_t^{L*}, \{ \delta_{t,i}^{F*} \}_{i=1 \dots n} \right\}_{t=1 \dots H}$  peut être obtenue "backward" en itérant :

- *Suiveurs* : calcul d'équilibres de Nash dans (de nombreux) jeux.
- *Leader* : "simple" maximisation gloutonne.

Programmation Dynamique (étape t)



# Considérations de complexité

- "Backwards induction"  $\Rightarrow$  **Complexité élevée** quand  $\Sigma$  est factorisé.
- $\Sigma = S_1^F \times \dots \times S_n^F \Rightarrow$  si  $k = \max_i |S_i^F|$ ,  $|\Sigma| = k^n$  :

## Complexité spatiale

### Backwards

Espace d'états	$ \Sigma  = O(k^n)$
Espace d'actions	$ A^F ^n$
Transition	$ T  = O(k^{2n} A^F ^n)$
Jeux (taille)	$ G_{\sigma, a^L, \Delta^*}^t  = O(n A^F ^n)$
Jeux (nombre)	$nb = k^n A^L $

$\Rightarrow$  Comment **réduire cette complexité** ?

La complexité de *Backwards Induction* dans un LF-MDPs peut être réduite si les suiveurs sont supposés **substituables**.

## ① **Substituabilité :**

- ▶ Sous une hypothèse naturelle de substituabilité, un LF-MDP devient (fixed-parameter) **traitable**.
- ▶ La *structure* du modèle de transition peut être exploitée pour réduire encore la complexité.

**Remarque :** Cette approche est *a posteriori* exacte, pour **la plupart** des LF-MDPs.

## ② **Aggrégation :**

L'**aggrégation d'états** peut être utilisée pour résoudre (sans garanties) un LF-MDP de taille arbitraire.

# Hypothèse de substituabilité

Considérons un LF-MDP à espace d'états factorisé  $\Sigma = S_1^F \times \dots \times S_n^F$ .

## Définition (Substituabilité des suiveurs)

Les suiveurs d'un LF-MDP sont *substituables* si et seulement si :

- $S_i^F = S_j^F, A_i^F = A_j^F$  et  $r_i^F = r_j^F, \forall i, j \in \{1..n\}^2$ .
- Pour toutes  $\tau$  et  $\tau_{-i}$ , permutations de  $\{1, \dots, n\}$  ( $\tau_{-i}(i) = i$ ) :
  - ▶  $T(\sigma'_\tau | \sigma_\tau, a_\tau^F) = T(\sigma' | \sigma, a^F)$ ,
  - ▶  $r^L(\sigma_\tau, a^L, a_\tau^F) = r^L(\sigma, a^L, a^F)$  et  $r_i^F(\sigma_{\tau_{-i}}, a^L, a_i^F) = r_i^F(\sigma, a^L, a_i^F)$ .

## Exemple (suiveurs substituables lorsque :)

- $T(\sigma' | \sigma, a^F) = \prod_{i=1}^n p(s'_i | s_i, f(\sigma), a_i^F)$ , où  $f(\sigma) = f(\sigma_\tau), \forall \tau$ .
- $r^L(\sigma, a^L, a^F) = \sum_{i=1}^n r_L(s_i, a^L, a_i^F)$  et  $r^F(\sigma, a^L, a_i^F) = r_F(s_i, a^L, a_i^F)$ .

# Substituabilité des stratégies d'équilibre

## Proposition (Substituabilité des stratégies d'équilibre)

*Si des suiveurs sont substituables dans un LF-MDP, alors :*

- $\delta_t^{L*}(\sigma) = \delta_t^{L*}(\sigma_\tau)$  et  $\delta_{t,i}^{F*}(\cdot|\sigma, a^L) = \delta_{t,i}^{F*}(\cdot|\sigma_{\tau-i}, a^L)$ ,  $\forall, \sigma, t, \tau, \tau-i$ .
- Ceci est également vrai pour  $Q_{\Delta^*}^L$  et  $Q_{\Delta^*}^{F,i}$ .

## Définition (Abstraction d'état des suiveurs)

Si les  $n$  suiveurs d'un LF-MDP sont substituables, alors :

- Si  $S^F = \{1, \dots, k\}$  et  $\sigma \in \Sigma = (S^F)^n$ ,  
 $c^\sigma = (c_1, \dots, c_k)$ , où  $c_h = |\{i, s_i = h\}|, \forall h$ , est un *état abstrait*.
- Pour tout  $c = (c_1, \dots, c_k)$ , on a  $\sum_{h=1}^k c_h = n$ .
- $\Sigma^L = \{c^\sigma, \sigma \in S^F\}$  est un *espace d'états abstraits* et  $|\Sigma^L| = O(n^k)$ .

# Réduction de la complexité par abstraction

## Complexité spatiale

	Backwards	Abstraction*	Agrégation
Espace d'états	$ \Sigma  = O(k^n)$	$ \Sigma^L  = O(n^k)$	
Espace d'actions	$ A^F ^n$	$ A^F ^k$	
Transition	$ T  = O(k^{2n} A^F ^n)$	$ \bar{T}  = O(n^{2k} A^F ^k)$	
Jeux (taille)	$ G_{\sigma, a^L, \Delta^*}^t  = O(n A^F ^n)$	$ G_{c, a^L, \Delta^*}^t  = O(k A^F ^k)$	
Jeux (nombre)	$nb =  \Sigma  A^L $	$nb = n^k A^L $	

\* Complexités spatiale et *temporelle* **polynomiales** en  $n$ .

# Réduction de la complexité par agrégation

## Complexité spatiale

	Backwards	Abstraction*	Agrégation**
Espace d'états	$ \Sigma  = O(k^n)$	$ \Sigma^L  = O(n^k)$	$ \overline{\Sigma}^L  = O(K^k)$
Espace d'actions	$ A^F ^n$	$ A^F ^k$	$ A^F ^k$
Transition	$ T  = O(k^{2n} A^F ^n)$	$ \overline{T}  = O(n^{2k} A^F ^k)$ $ \overline{\overline{T}}  = O(n^{k+N_{succ}} A^F ^k)$	$ \hat{T}  = O(K^{2k} A^F ^k)$
Jeux (taille)	$ G_{\sigma, a^L, \Delta^*}^t  = O(n A^F ^n)$	$ G_{c, a^L, \Delta^*}^t  = O(k A^F ^k)$	$ G_{\kappa, a^L, \Delta^*}^t  = O(k A^F ^k)$
Jeux (nombre)	$nb =  \Sigma  A^L $	$nb = n^k A^L $	$nb = K^k A^L $

\* Complexités spatiale et *temporelle* **polynomiales** en  $n$ .

\*\* Complexité temporelle **polynomiale** et complexité spatiale **indépendante** de  $n$ .

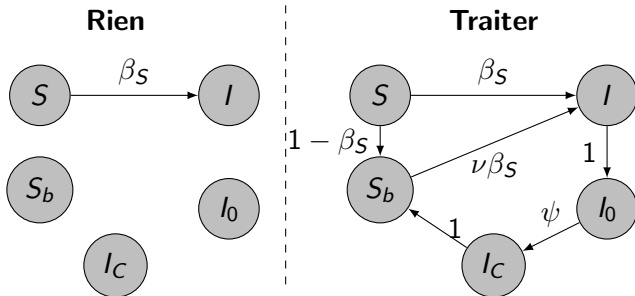


# Cas d'étude

## Syndrôme Dysgénésique Respiratoire Porcin (SDRP)

- Maladie endémique impactant la santé et le bien-être des porcs
- Certaines zones voudraient mettre en place un plan collectif

- Au niveau élevage :



# Cas d'étude

- Au niveau collectif :
  - ▶ Etat : répartition des troupeaux dans les différents statuts
  - ▶ Actions={Ne rien faire, Inciter}
- Objectifs à optimiser
  - ▶ Suiveurs : revenu, coûts de traitement...
  - ▶ Leader : extension de l'endémie, coûts d'incitation
- Résultats de l'étude :
  - ▶ Seuils de déclenchement de l'incitation
  - ▶ Compromis coûts / extension de l'endémie
  - ▶  $n = 100$  troupeaux, différents scénarios sur les paramètres du modèle

**En cours !**

# Réseaux Bayésiens Dynamiques Etiquetés et apprentissage de Réseaux Ecologiques

Dans le contexte de la gestion en écologie, les problèmes de décision factorisée sont souvent :

- Avec un modèle de dynamique/effet des actions mal connu
- Avec peu de données pour inférer ces modèles
- Avec de la connaissance experte sur
  - ▶ la **forme** des probabilités de transition (tables de probabilités sous forme de fonctions paramétrées)
  - ▶ la **structure** du graphe du RBD

⇒ Intérêt de développer une méthode d'apprentissage de RBD ad-hoc<sup>8</sup>

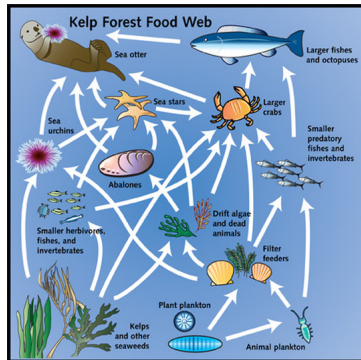
⇒ Méthode d'apprentissage par renforcement adaptée

---

8. (Auclair et al., 2017) Labelled Dynamic Bayesian Network for learning ecological networks, **ECML'17, PhD Auclair, 2018**

## Contexte écologique

- Gestion de la biodiversité dans un **réseau écologique**
- Réseau écologique **mal connu**
- Peu de données, mais **connaissance experte**



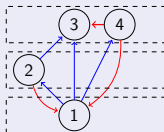
## Objectif

Développer une méthode d'inférence de la structure d'un réseau écologique à partir de données temporelles de présence/absence.

# Modélisation d'un réseau écologique

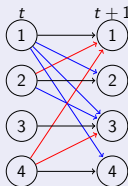
## Réseau écologique

- Graphe dirigé. Noeuds  $\rightarrow$  Espèces.
- Arêtes étiquetées :
  - ▶ + : influence positive sur la survie
  - ▶ - : influence négative sur la survie
- Blocs : niveaux trophiques



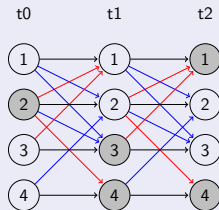
## Réseau Bayésien Dynamique associé

- Variables binaires (présence/absence)
- Survie et recolonisation dépendent de l'année précédente



## Définition

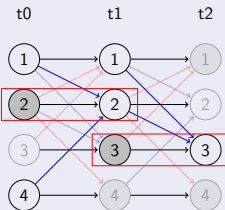
- $X_i^t \in \{0, 1\}$  : variables binaires.
- Chaque arête est étiquetée par un label  $l$
- $N_i^t$  est le nombre de parents du noeud  $i$  reliés par une arête de type  $l$  et dans l'état  $x = 1$  à l'instant  $t$ .
- $P(x_i^{t+1} | x_i^t, x_{-i}^t) = f_\theta(\{N_i^t\}_{l \in \text{labels}})$   
ne dépend que de  $\{N_i^t\}_{l \in \text{labels}}$ .
- $\theta$  : vecteur de paramètres de taille réduite, indépendante du graphe du RBD.



# Réseau Bayésien Dynamique Étiqueté

## Définition

- $X_i^t \in \{0, 1\}$  : variables binaires.
- Chaque arête est étiquetée par un label  $l$
- $N_i^t$  est le nombre de parents du noeud  $i$  reliés par une arête de type  $l$  et dans l'état  $x = 1$  à l'instant  $t$ .
- $P(x_i^{t+1} | x_i^t, x_{-i}^t) = f_{\theta}(\{N_i^t\}_{l \in \text{labels}})$   
ne dépend que de  $\{N_i^t\}_{l \in \text{labels}}$ .
- $\theta$  : vecteur de paramètres de taille réduite, indépendante du graphe du RBD.





# Modèle RBDE de réseau écologique

Apparition (absence à  $t - 1$ ) : probabilité de recolonisation à  $t$

$$P(x_i^{t+1} = 1 | x_i^t = 0, a_i^t) = \mu_{a_i^t} \cdot \varepsilon^{app}$$

Survie (présence à  $t - 1$ ) : probabilité de survie à  $t$

$$P(x_i^{t+1} = 1 | x_i^t = 1, a_i^t, X^t) = \mu_{a_i^t} \cdot \left( \varepsilon^{sur} + (1 - \varepsilon^{sur}) \cdot \left( 1 - (1 - \rho)^{N_i^t+} \right) \right) \cdot (1 - \tau)^{N_i^t-}$$

Paramètres (probabilités de transition)

- $\varepsilon^{app}, \varepsilon^{sur}$  : apparition/survie locale spontanée
- $\rho, \tau$  : survie/extinction locale par influence d'une autre espèce
- $\mu_{a_i^t}$  : modificateur de proba de présence lié à l'action appliquée

**Remarque**  $N_i^t+$  et  $N_i^t-$  : # espèces à influence pos. et nég. sur  $i$  présentes à  $t$ .

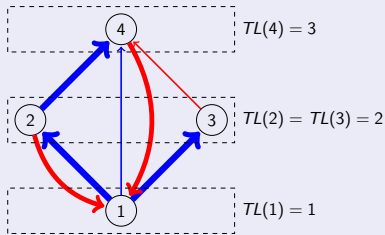
# Modèle RBDE de réseau écologique

## A priori *Stochastic Block Model*

### Niveaux trophiques

Niveaux trophiques connus  $\Rightarrow$   
 A priori sur la loi du réseau  
 écologique (arêtes  $G_{ij}^l$ )

### A priori sur le réseau



### Arêtes +

- $P(G_{ij}^+ | TL(i) \geq TL(j)) = 0.$
- $P(G_{ij}^+ | TL(i) < TL(j)) = \frac{e^{\alpha \Delta_{ij}}}{1 + e^{\alpha \Delta_{ij}}}$

Où  $\Delta_{ij} = TL(i) - TL(j)$  et  $\alpha > 0$

### Arêtes -

- $P(G_{ij}^- | TL(i) \leq TL(j)) = \beta_2$
- $P(G_{ij}^- | TL(i) > TL(j)) = \beta_1$

avec  $\beta_1 > \beta_2$

Paramètres du SBM :  $\psi = (\alpha, \beta_1, \beta_2)$

# Modèle RBDE de réseau écologique

## Apprentissage de la structure

### Vraisemblance des données

$$(\theta^*, \psi^*, \mathcal{LG}^*) = \arg \max_{\theta, \psi, \mathcal{LG}} \log P(x^0, \dots, x^T \mid \theta, \psi, \mathcal{LG})$$

### Algorithme

Un algorithme itératif d'estimation - restauration

- **Estimation** : estimation des paramètres  $(\theta^t, \psi^t)$  du RBDE et du SBM, à graphe  $\mathcal{LG}^t$  connu.
- **Restoration** : estimation de la structure du graphe  $\mathcal{LG}^{t+1}$ , à paramètres  $(\theta^t, \psi^t)$  connus.

### En pratique

- **Estimation** : optimisation continue (petit nombre de variables).
- **Restoration** : programme linéaire à variables 0/1.

# Expérimentations sur données réelles

## Jeu de données arthropodes (Bohan et al, 2013)

### Arthropodes piégés dans des parcelles expérimentales

- 66 Betterave
- 59 Maïs
- 2 dates d'échantillonnage : printemps et été.
- 5095 espèces d'arthropodes décrites.
- 67 Colza d'été
- 65 Colza d'hiver

## Prétraitements

- Sélection des espèces présentes par culture :
  - ▶ Betterave (Beetroot) → 41 espèces
  - ▶ Maïs (Maize) → 29 espèces
  - ▶ Colza d'été (Summer Rape) → 40 espèces
  - ▶ Colza d'hiver (Winter Rape) → 29 espèces
- Seuillage des abondances → Données 0/1.

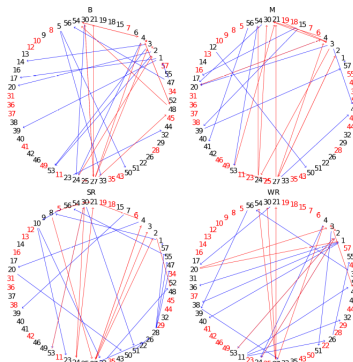
Les réseaux appris sont très dépendants de la culture !

## Caractéristiques des réseaux appris

sp1	Moyenne du nombre d'arêtes partant de l'espèce nommée reconstituées								Total Résultat
	B		M		SR		WR		
	negative	positive	negative	positive	negative	positive	negative	positive	
Diptera adults	19,13	26,15	18,11	24,89	25,67	25,03	16,50	32,93	<b>23,61</b>
Parasitica	33,68	20,38	23,57	13,43	26,92	22,72	28,82	13,43	<b>23,40</b>
Other Coleoptera	18,55	6,18	18,71	8,93	21,62	27,31	22,71	18,04	<b>17,82</b>
Aphidoidea	14,00	20,50	13,54	10,39	18,90	19,77	19,32	8,36	<b>16,05</b>
Sminthuridae	19,45	15,45	14,75	12,56	25,31	8,49	24,25	6,07	<b>16,04</b>
Entomobryidae	25,30	3,05	21,64	8,43	21,77	11,63	17,57	14,93	<b>15,62</b>
Staphylinidae adult	9,05	9,08	14,93	8,86	23,26	15,13	23,93	14,89	<b>14,72</b>
Araneae	16,15	14,95	16,57	10,54	17,77	10,10	10,82	6,64	<b>13,27</b>
Auchenorrhyncha	16,43	9,18	10,64	7,46	17,77	8,33	10,18	1,26	<b>10,66</b>
Linyphiidae	12,73	8,68	11,61	3,29	8,33	11,28	13,04	5,89	<b>9,51</b>
Curculionidae	7,03	8,65	2,04	1,00	9,00	8,72	10,43	7,59	<b>7,66</b>
Isotomidae	6,10		7,07		11,23	1,00	2,54	1,00	<b>6,75</b>
Coleoptera	9,05	8,53			2,34	1,00			<b>6,62</b>
Cimicidae nymphs	8,30	2,33	5,46	1,32	6,38	6,51			<b>5,24</b>
Heteroptera	5,03	1,20							<b>4,60</b>
Diptera	9,05	4,38			2,21	1,41			<b>4,40</b>

# Expérimentations sur données réelles

Les réseaux appris sont très dépendants de la culture !



Travaux en cours :

- Analyse experte des réseaux reconstruits.
- Inclusion de nouvelles connaissances expertes si besoin.

# Perspectives sur l'Apprentissage et la gestion des Réseaux Ecologiques : Bandits manchots, Apprentissage par Renforcement Bayésien...

# Inférence et gestion de réseau écologique

## Cadre RBDE pour la décision

- Contrôle de RBDE, via le choix de  $a^t = \{a_i^t, \dots, a_n^t\} \in A$  (de  $\{\mu_{a_i^t}\}$ )  
*Exemple écologique : choix de culture.*
- Fonction de récompense  $r^t(x^t)$   
*Exemple écologique : mesure de biodiversité*

## Questions méthodologiques

- Choix de stratégies non-adaptatives
  - ▶ Modèle RBDE connu : Optimisation stochastique.
  - ▶ Modèle RBDE inconnu : Bandits multi-bras : *Bayes-UCB, Thomson sampling.*
- Choix de stratégies adaptatives
  - ▶ Modèle RBDE connu : PDM Factorisés...
  - ▶ Apprentissage par renforcement "factorisé" *PDMF adaptés aux RBDE*
  - ▶ Apprentissage par renforcement bayésien : *BAMDP.*



# Questions ?

