

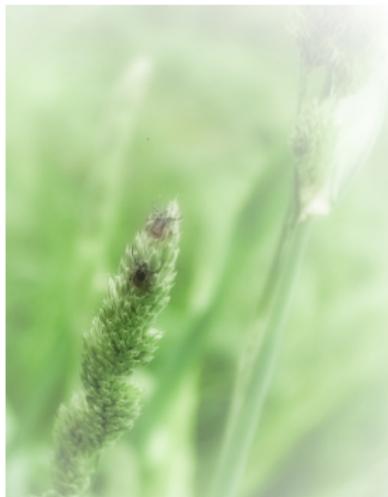
ESTIMATION BAYÉSIENNE DE L'ABONDANCE
DE TIQUES *Ixodes ricinus*
PAR « REMOVAL SAMPLING »

Séverine Bord

Directeur : Pierre Druilhet
Laboratoire de Mathématiques
Université Blaise Pascal, CI-Fd

Co-Directeur : Gwenaël Vourc'h
Unité d'Epidémiologie Animale
INRA, Theix

Encadrant : Patrick Gasqui
Unité d'Epidémiologie Animale
INRA, Theix



Journée AppliBUGS - 06/12/2016

CHANGEMENTS GLOBAUX

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

CHANGEMENTS GLOBAUX

Climat



Paysage



Echanges internationaux



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

CHANGEMENTS GLOBAUX

Climat

Paysage

Echanges internationaux



modifications des écosystèmes

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

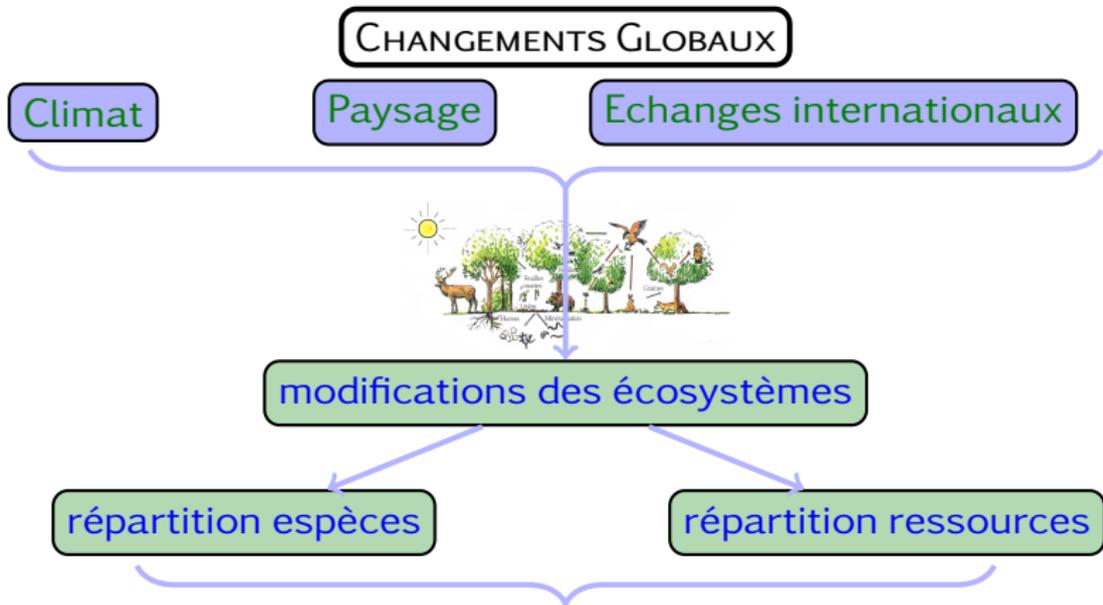
Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

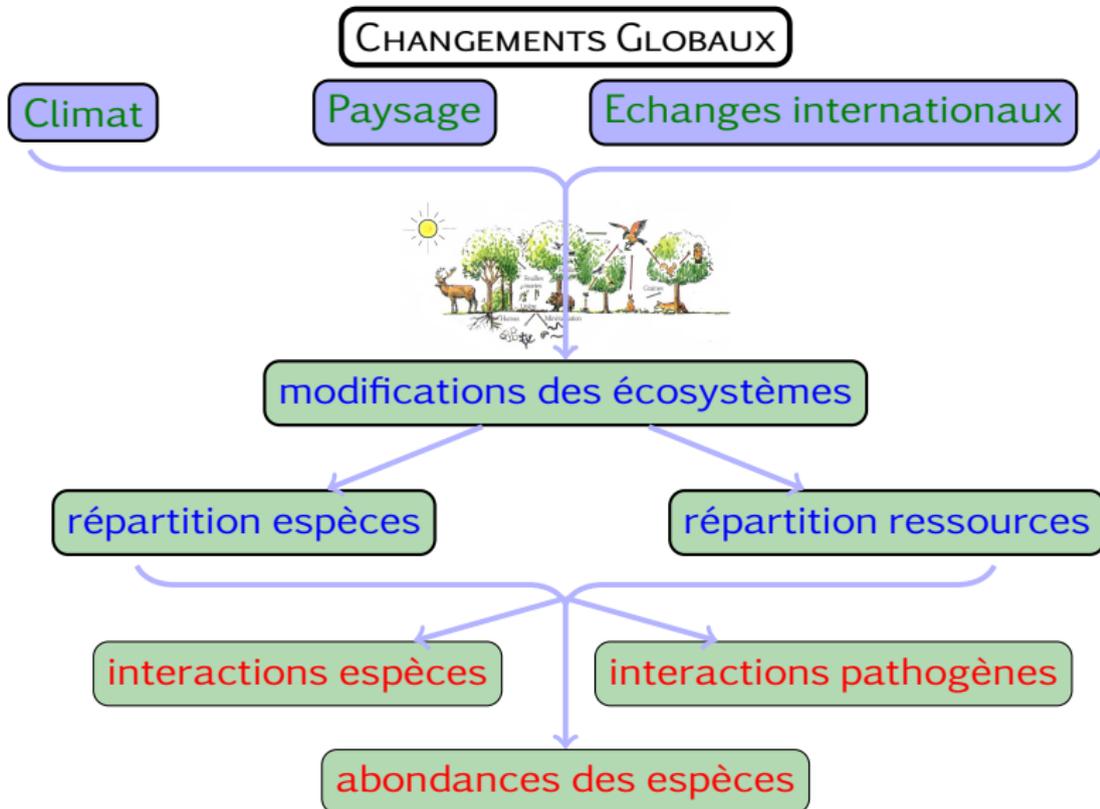
Perspectives



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

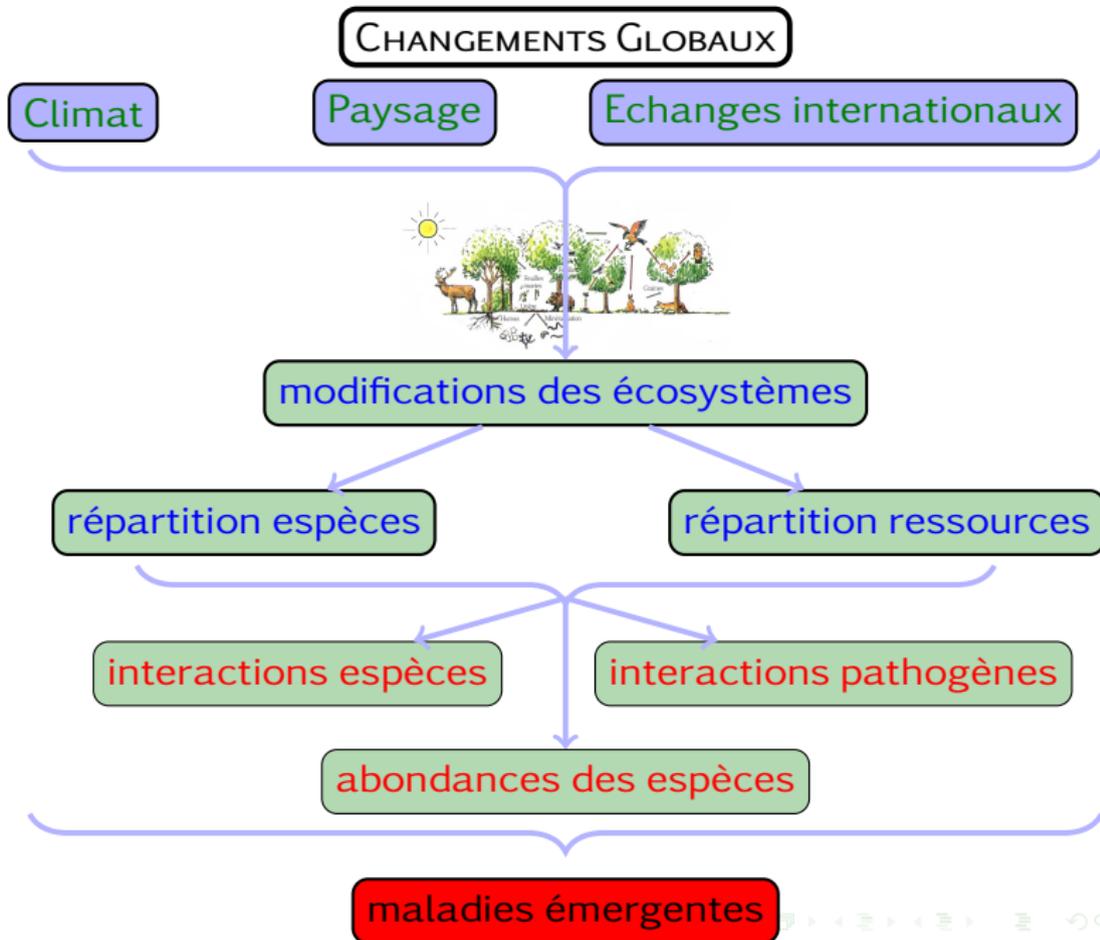
Perspectives



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

maladies émergentes

maladies émergentes

Estimation du **risque de maladie** :

maladies émergentes

Estimation du **risque de maladie** :
⇒ estimation de l'abondance des espèces

maladies émergentes

Estimation du **risque de maladie** :

⇒ estimation de l'abondance des espèces

L'abondance d'une espèce

maladies émergentes

Estimation du **risque de maladie** :

⇒ estimation de l'abondance des espèces

L'abondance d'une espèce

- **variable d'intérêt** pour décrire la taille d'une population

maladies émergentes

Estimation du **risque de maladie** :

⇒ estimation de l'abondance des espèces

L'abondance d'une espèce

- **variable d'intérêt** pour décrire la taille d'une population
- **non observable** : tous les individus présents ne sont pas détectables

maladies émergentes

Estimation du **risque de maladie** :

⇒ estimation de l'abondance des espèces

L'abondance d'une espèce

- **variable d'intérêt** pour décrire la taille d'une population
- **non observable** : tous les individus présents ne sont pas détectables
 - comportement de l'espèce
 - technique de détection (niveau d'efficacité)
 - conditions environnementales

maladies émergentes

Estimation du **risque de maladie** :

⇒ estimation de l'abondance des espèces

L'abondance d'une espèce

- **variable d'intérêt** pour décrire la taille d'une population
- **non observable** : tous les individus présents ne sont pas détectables
 - comportement de l'espèce
 - technique de détection (niveau d'efficacité)
 - conditions environnementales

⇒ Taux de détection < 1 ⇒ indicateur d'abondance

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Comptage Unique

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- **Comptage Unique**
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Comptage Unique

- **toutes espèces**
- **1 comptage par unité d'observation**
- \Rightarrow comparaison des comptages uniques

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- **Comptage Unique**
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Comptage Unique

- **toutes espèces**
- **1 comptage par unité d'observation**
- \Rightarrow comparaison des comptages uniques

Hypothèse : **taux d'échantillonnage constant** (rarement vérifiée)

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Capture Marquage Recapture (CMR)

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Capture Marquage Recapture (CMR)

- **espèces recapturables**
- population de taille N_0 inconnue

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Capture Marquage Recapture (CMR)

- **espèces recapturables**
- population de taille N_0 inconnue

Hypothèse : pas d'effet du marquage

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- **Removal Sampling (RS)**

Removal Sampling

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- **Removal Sampling (RS)**

Removal Sampling

- **toutes espèces**
- **échantillonnages successifs sur une même unité d'observation**

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- **Removal Sampling (RS)**

Removal Sampling

- **toutes espèces**
- **échantillonnages successifs** sur une même unité d'observation

Hypothèse : population fermée

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Cas d'étude

Méthodes d'échantillonnage pour estimer des abondances :

- Comptage Unique
- Capture Marquage Recapture (CMR)
- Removal Sampling (RS)

Cas d'étude

Les tiques *Ixodes ricinus* :

- abondance estimée classiquement à partir de données issues de comptages uniques
- taux d'échantillonnage peu décrit

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

**Étude de cas
d'abondance : les
tiques**

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Les tiques *Ixodes ricinus*



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Les tiques *Ixodes ricinus*

- espèce la plus répandue en Europe



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Les tiques *Ixodes ricinus*



- espèce la plus répandue en Europe
- impliquée dans la transmission d'agents pathogènes

Les tiques *Ixodes ricinus*



- espèce la plus répandue en Europe
- impliquée dans la transmission d'agents pathogènes

⇒ Maladie de Lyme :

- zoonose majeure

Les tiques *Ixodes ricinus*



- espèce la plus répandue en Europe
- impliquée dans la transmission d'agents pathogènes

⇒ Maladie de Lyme :

- zoonose majeure
- > 25000 cas détectés par an en France
(Source : Réseau Sentinelles)

Les tiques *Ixodes ricinus*



- espèce la plus répandue en Europe
- impliquée dans la transmission d'agents pathogènes

⇒ Maladie de Lyme :

- zoonose majeure
- > 25000 cas détectés par an en France
(Source : Réseau Sentinelles)
- érythème migrant, douleurs
articulaires, problèmes neurologiques...



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

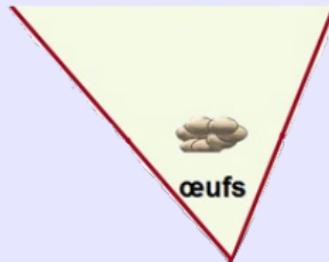
Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Cycle de vie des tiques *I. ricinus*



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

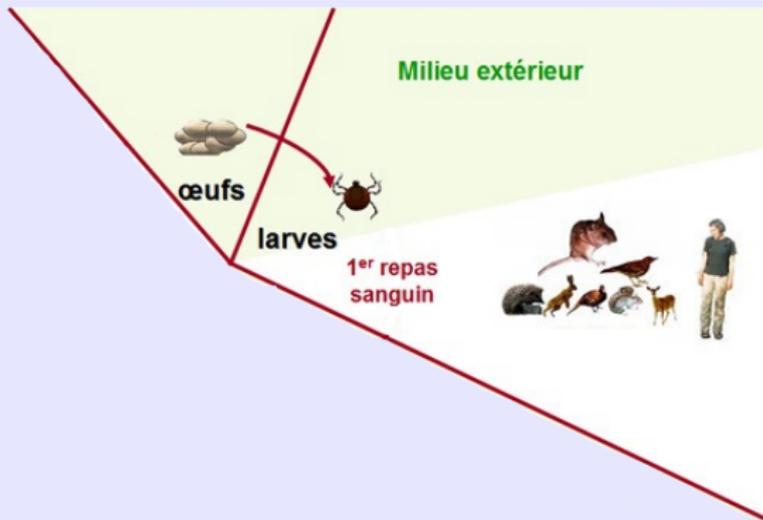
Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Cycle de vie des tiques *I. ricinus*



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

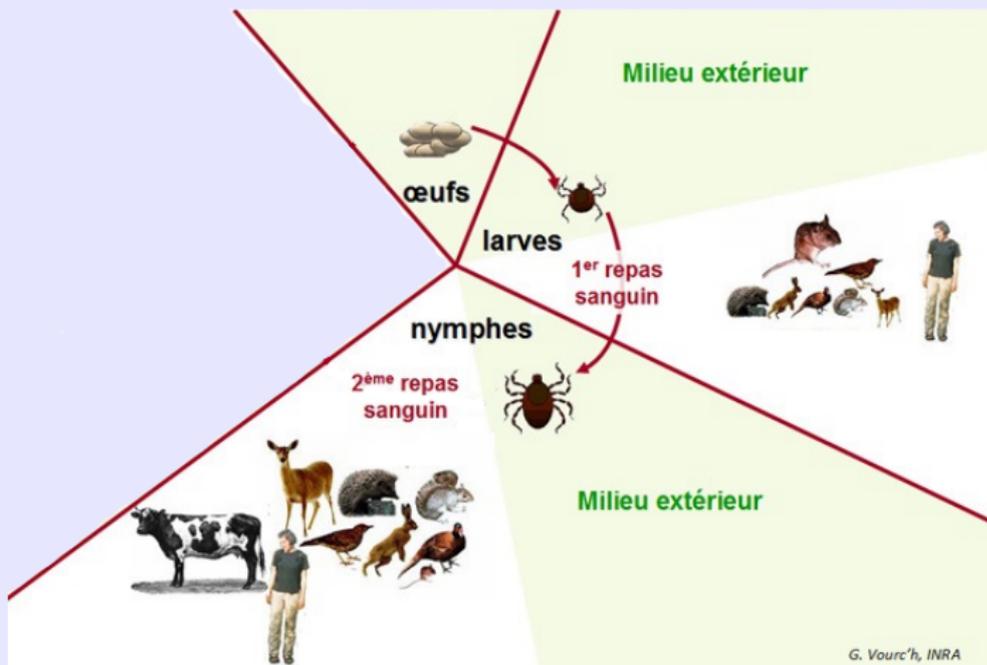
Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Cycle de vie des tiques *I. ricinus*



G. Vourc'h, INRA

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

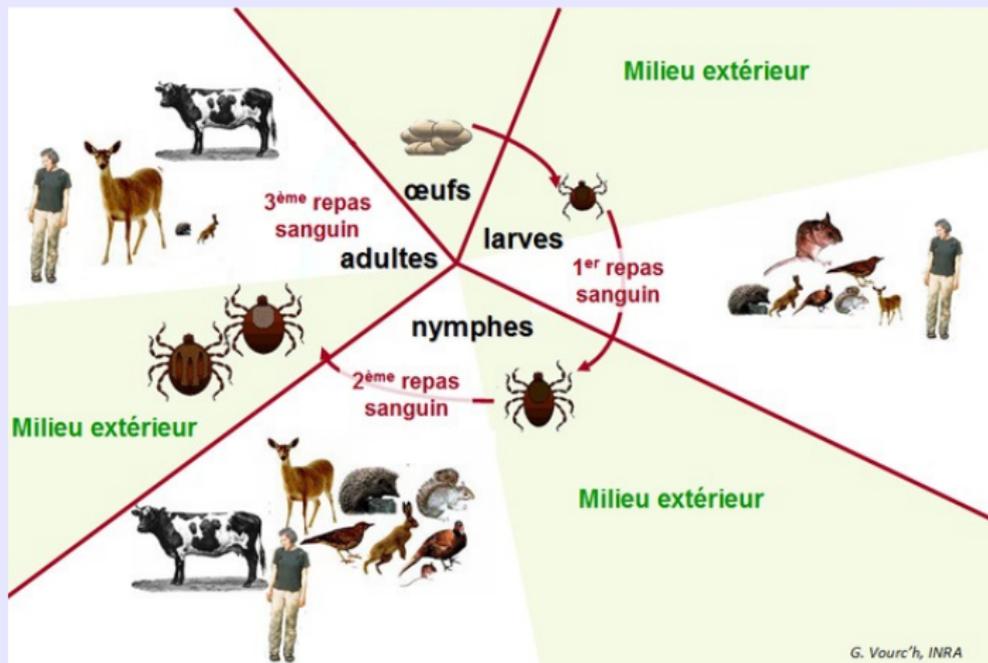
Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Cycle de vie des tiques *I. ricinus*



Contexte

L'étude de l'abondance d'une espèce

Les méthodes d'échantillonnage

Étude de cas d'abondance : les tiques

Les approches fréquentistes

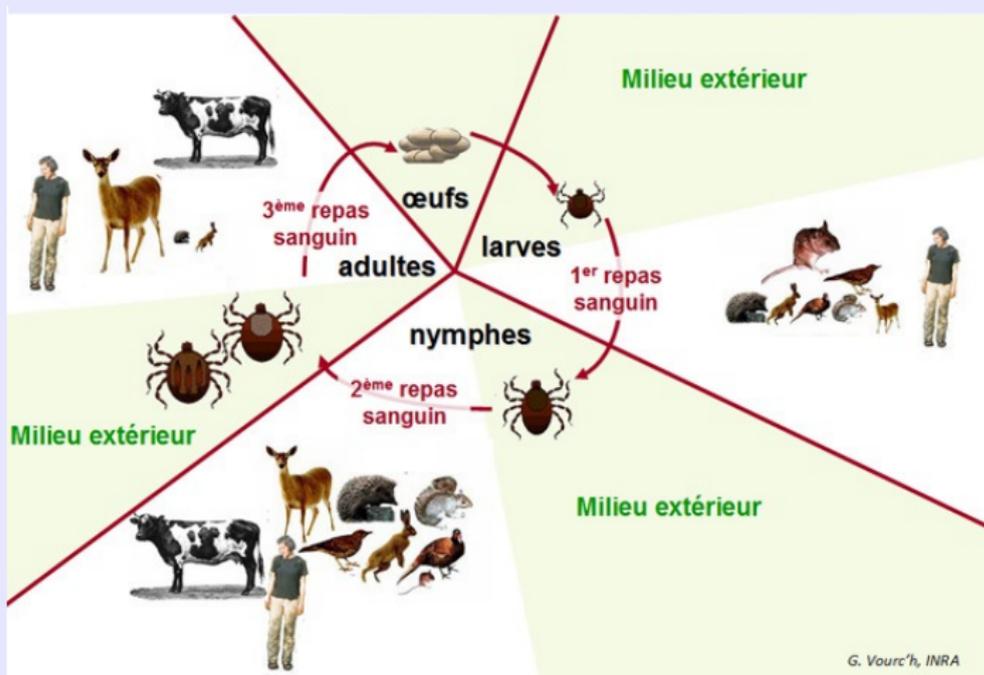
Les approches Bayésiennes

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

2. Comportement des estimateurs bayésiens

Perspectives

Cycle de vie des tiques *I. ricinus*



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

**Étude de cas
d'abondance : les
tiques**

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

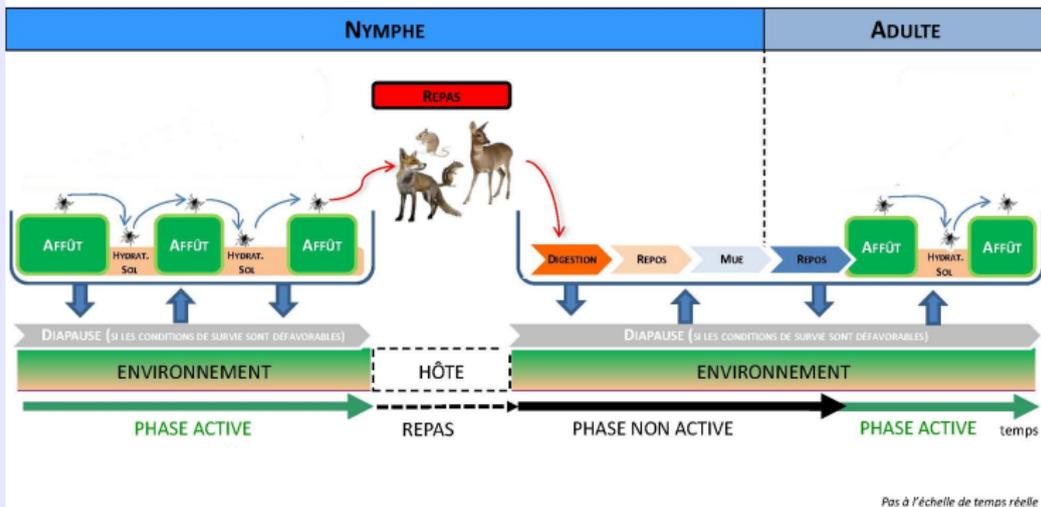
Perspectives

Activité des tiques *I. ricinus*

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comportement
des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Activité des tiques *I. ricinus*

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

**Étude de cas
d'abondance : les
tiques**

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Échantillonnage des tiques *I. ricinus*

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Échantillonnage des tiques *I. ricinus*

La méthode du drapeau



1 unité d'observation = 10m^2

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Échantillonnage des tiques *I. ricinus*

La méthode du drapeau



1 unité d'observation = 10m^2

Tiques à l'affût



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Échantillonnage des tiques *I. ricinus*

La méthode du drapeau



1 unité d'observation = 10m^2

Tiques à l'affût



- très couramment utilisée
- facile à mettre en œuvre
- peu coûteux (main d'œuvre, matériel)
- efficace pour la capture des nymphes à l'affût

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

**Étude de cas
d'abondance : les
tiques**

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Abondance des tiques *I. ricinus* par unité d'observation

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Abondance des tiques *I. ricinus* par unité d'observation

- estimée par le nombre de captures lors d'un comptage unique



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Abondance des tiques *I. ricinus* par unité d'observation

- estimée par le **nombre de captures** lors d'un **comptage unique**
- comparée entre unités d'observation



Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Abondance des tiques *I. ricinus* par unité d'observation

- estimée par le **nombre de captures** lors d'un **comptage unique**
- comparée entre unités d'observation



⇒ **aucune variabilité** du taux d'échantillonnage

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Abondance des tiques *I. ricinus* par unité d'observation

- estimée par le nombre de captures lors d'un comptage unique
- comparée entre unités d'observation



⇒ aucune variabilité du taux d'échantillonnage

Taux d'échantillonnage

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Abondance des tiques *I. ricinus* par unité d'observation

- estimée par le nombre de captures lors d'un comptage unique
- comparée entre unités d'observation



⇒ aucune variabilité du taux d'échantillonnage

Taux d'échantillonnage

- % de tiques capturées parmi la population à l'affût

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Abondance des tiques *I. ricinus* par unité d'observation

- estimée par le nombre de captures lors d'un comptage unique
- comparée entre unités d'observation



⇒ aucune variabilité du taux d'échantillonnage

Taux d'échantillonnage

- % de tiques capturées parmi la population à l'affût

probabilité pour une tique d'être capturée est iid

⇒ probabilité de capture = taux d'échantillonnage
(individuel) (populationnel)

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

**Étude de cas
d'abondance : les
tiques**

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Taux d'échantillonnage par la méthode du drapeau

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

**Étude de cas
d'abondance : les
tiques**

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Taux d'échantillonnage par la méthode du drapeau

- discuté dans la littérature
- très peu quantifié

Taux d'échantillonnage par la méthode du drapeau

- discuté dans la littérature
- très peu quantifié

2 études

- *I. scapularis* par CMR : 6,7%(+/-2,5) (Daniels, 2000)
- *I. pacificus* par RS et régression linéaire (Hayne, 1949) : 5,9% (Talleklint, 2000)

Taux d'échantillonnage par la méthode du drapeau

- discuté dans la littérature
- très peu quantifié

2 études

- *I. scapularis* par CMR : 6,7%(+/-2,5) (Daniels, 2000)
 - *I. pacificus* par RS et régression linéaire (Hayne, 1949) : 5,9% (Talleklint, 2000)
-
- délai entre 2 échantillonnages successifs \approx journée

Taux d'échantillonnage par la méthode du drapeau

- discuté dans la littérature
- très peu quantifié

2 études

- *I. scapularis* par CMR : 6,7%(+/-2,5) (Daniels, 2000)
 - *I. pacificus* par RS et régression linéaire (Hayne, 1949) : 5,9% (Talleklint, 2000)
-
- délai entre 2 échantillonnages successifs \approx journée
⇒ renouvellement de la population à l'affût :
 - population observée = **population ACTIVE**
 - taux estimé = **taux d'éch. de la pop. ACTIVE**

Taux d'échantillonnage par la méthode du drapeau

- discuté dans la littérature
- très peu quantifié

2 études

- *I. scapularis* par CMR : 6,7%(+/-2,5) (Daniels, 2000)
 - *I. pacificus* par RS et régression linéaire (Hayne, 1949) : 5,9% (Talleklint, 2000)
-
- délai entre 2 échantillonnages successifs \approx journée
 - \Rightarrow renouvellement de la population à l'affût :
 - population observée = **population ACTIVE**
 - taux estimé = **taux d'éch. de la pop. ACTIVE**
 - \Rightarrow variabilité des conditions environnementales
 - hypothèse **taux d'échantillonnage constant non valide**

Taux d'échantillonnage par la méthode du drapeau

- discuté dans la littérature
- très peu quantifié

2 études

- *I. scapularis* par CMR : 6,7%(+/-2,5) (Daniels, 2000)
 - *I. pacificus* par RS et régression linéaire (Hayne, 1949) : 5,9% (Talleklint, 2000)
-
- délai entre 2 échantillonnages successifs \approx journée
 - \Rightarrow renouvellement de la population à l'affût :
 - population observée = **population ACTIVE**
 - taux estimé = **taux d'éch. de la pop. ACTIVE**
 - \Rightarrow variabilité des conditions environnementales
 - hypothèse **taux d'échantillonnage constant non valide**
 - estimation par régression linéaire discutable

Contexte

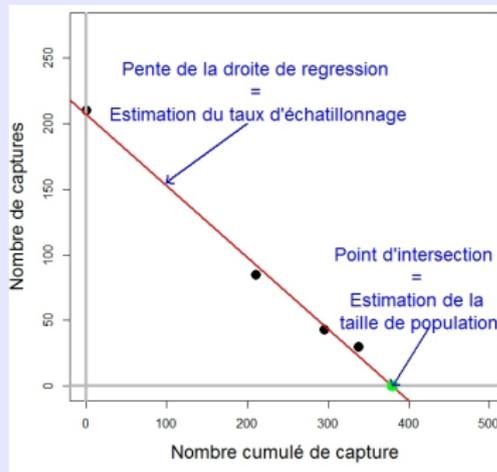
L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes

1.

Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par régression linéaire (Hayne, 1949)



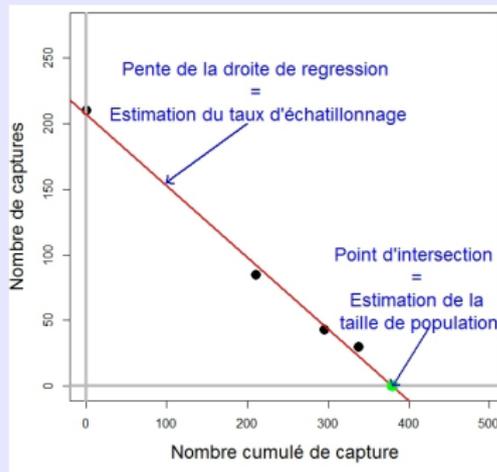
- hypothèse d'indépendance des erreurs non valide
- mauvaise estimation de N_0 pour τ faible
- pas d'expression de l'intervalle de confiance de N_0
- pas de test d'effet de facteurs

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par régression linéaire (Hayne, 1949)



- hypothèse d'indépendance des erreurs non valide
- mauvaise estimation de N_0 pour τ faible
- pas d'expression de l'intervalle de confiance de N_0
- pas de test d'effet de facteurs

Contexte

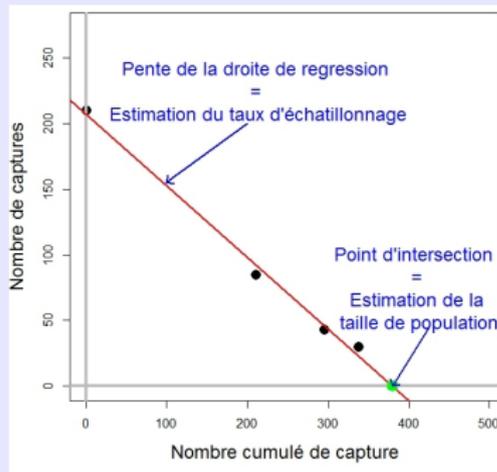
L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes

1.

Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par régression linéaire (Hayne, 1949)



- hypothèse d'indépendance des erreurs non valide
- **mauvaise estimation de N_0 pour τ faible**
- pas d'expression de l'intervalle de confiance de N_0
- pas de test d'effet de facteurs

Contexte

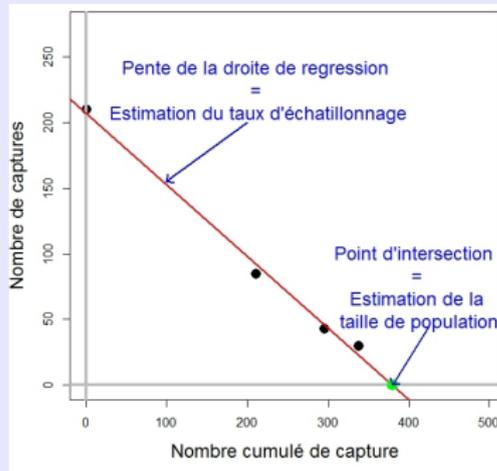
L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes

1.

Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par régression linéaire (Hayne, 1949)



- hypothèse d'indépendance des erreurs non valide
- mauvaise estimation de N_0 pour τ faible
- pas d'expression de l'intervalle de confiance de N_0
- pas de test d'effet de facteurs

Contexte

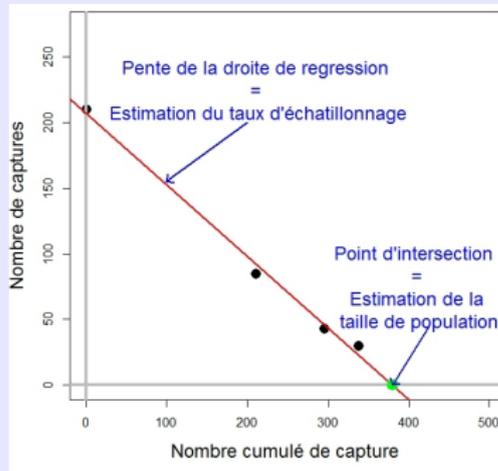
L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes

1.

Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par régression linéaire (Hayne, 1949)



- hypothèse d'indépendance des erreurs non valide
- mauvaise estimation de N_0 pour τ faible
- pas d'expression de l'intervalle de confiance de N_0
- pas de test d'effet de facteurs

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par maximum de vraisemblance

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par maximum de vraisemblance

Problèmes d'estimation pour des données de RS

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

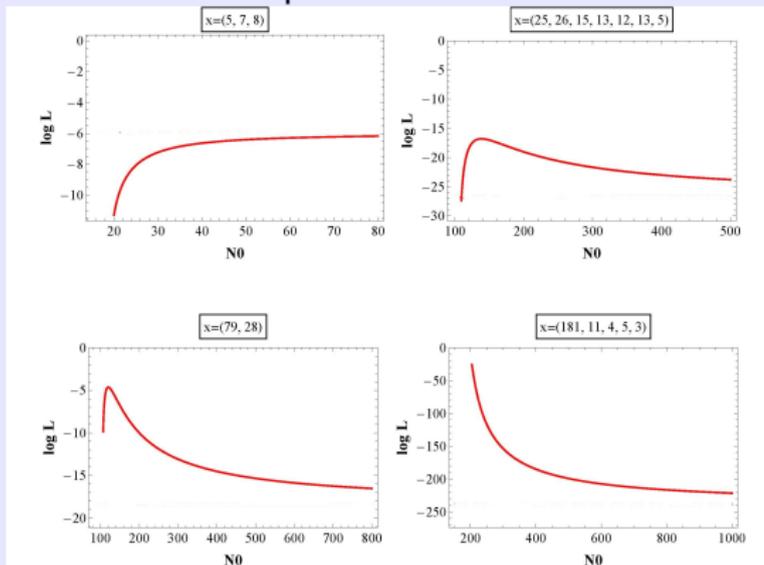
1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par maximum de vraisemblance

Problèmes d'estimation pour des données de RS



Exemple de vraisemblance profilée (Bedrick 1994)

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

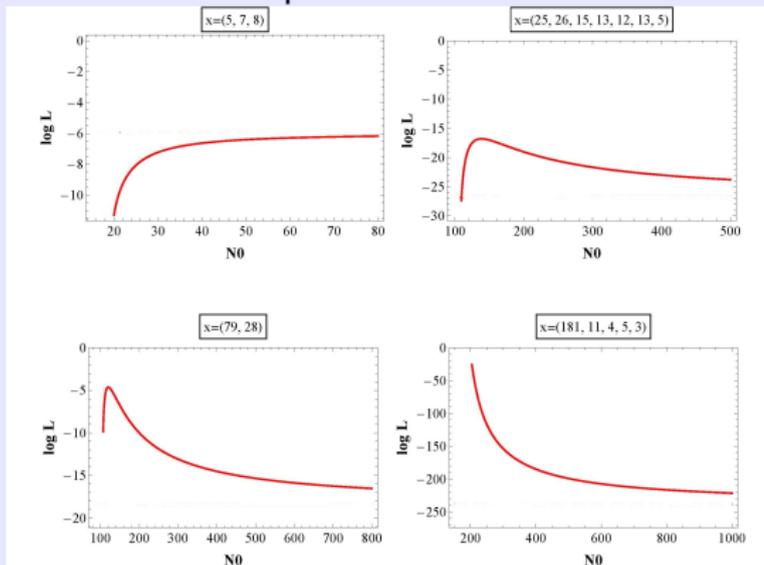
1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par maximum de vraisemblance

Problèmes d'estimation pour des données de RS



Exemple de vraisemblance profilée (Bedrick 1994)

- non convergence du maximum de vraisemblance

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

Les approches
Bayésiennes

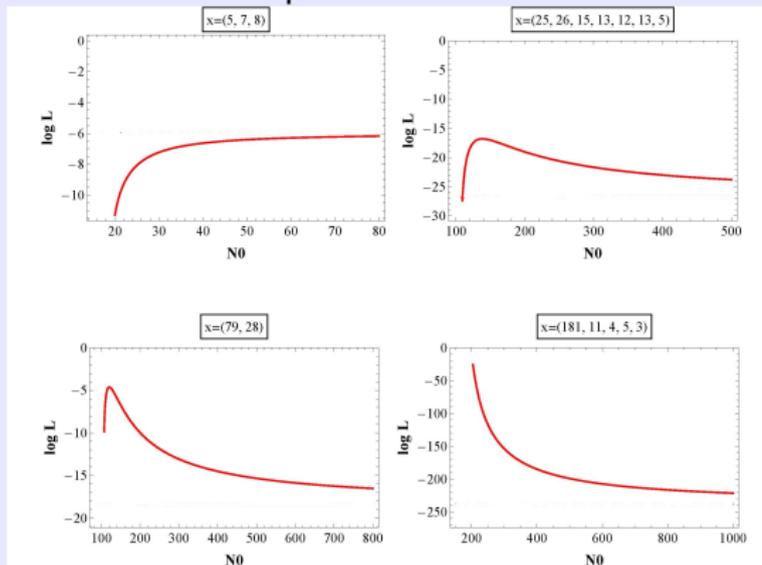
1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Estimation par maximum de vraisemblance

Problèmes d'estimation pour des données de RS



Exemple de vraisemblance profilée (Bedrick 1994)

- non convergence du maximum de vraisemblance
- estimations infinies de N_0

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèce

Les méthodes
d'échantillonnage

Étude de cas
d'abondance : les
tiques

Les approches
fréquentistes

**Les approches
Bayésiennes**

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

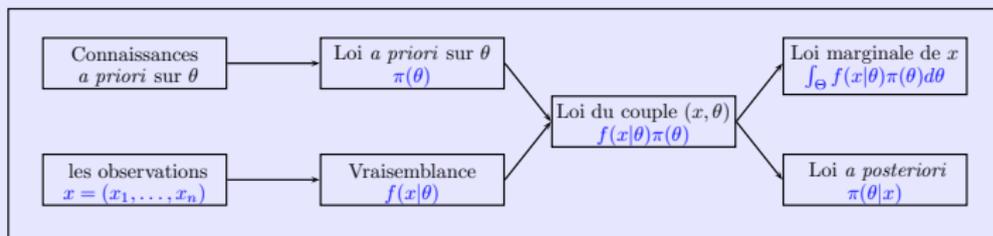
Principe des approches Bayésiennes

Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Principe des approches Bayésiennes

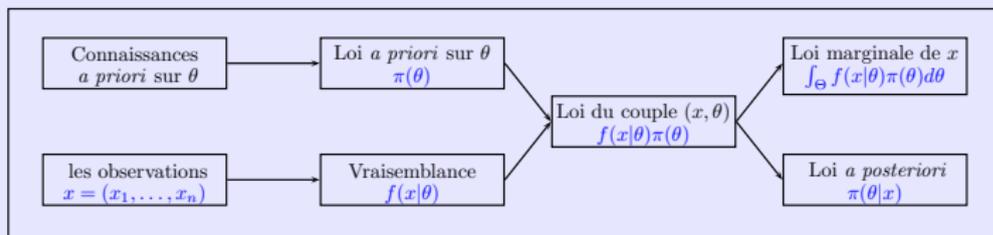


Contexte

L'étude de
l'abondance d'une
espèceLes méthodes
d'échantillonnageÉtude de cas
d'abondance : les
tiquesLes approches
fréquentistesLes approches
Bayésiennes1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0 2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Principe des approches Bayésiennes



- prise en compte de la connaissance *a priori*
- stabilisation des estimateurs fréquentistes

Contexte

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

Matériels et
Méthodes

Résultats

Discussion

2. Comporte- ment des estimateurs bayésiens

Perspectives

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

Estimation
Bayésienne de
l'abondance
par RS

Séverine Bord

Contexte

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

Matériels et
Méthodes

Résultats

Discussion

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

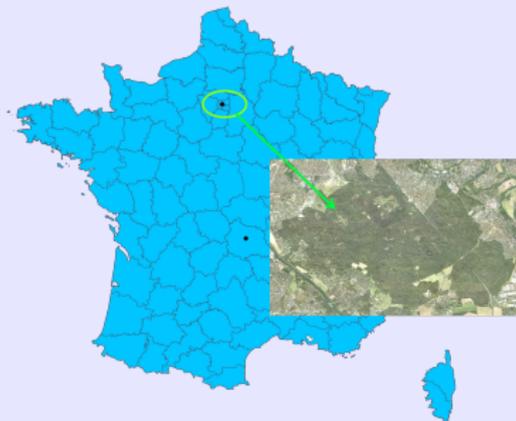
Modélisation hiérarchique Bayésienne des données de septembre 2011 pour estimation simultanée de N_0 et τ en fonction de conditions environnementales.

Bayesian estimation of abundance based on removal sampling under weak assumption of closed population with catchability depending on environmental conditions. Application to tick abundance. (Eco.Modelling)

S. Bord, P. Druilhet, P. Gasqui, D. Abrial, G. Vourc'h

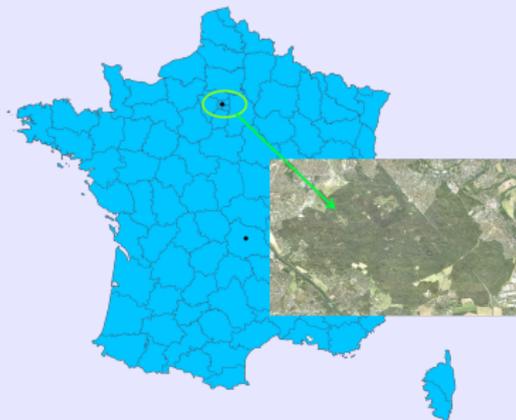
Données

- Forêt de Sénart (3200 ha)



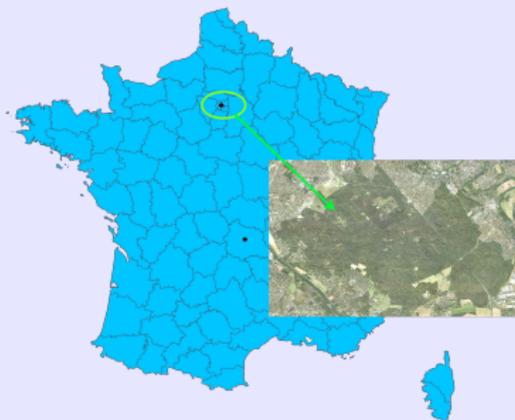
Données

- Forêt de Sénart (3200 ha)



- 60 unités d'observations (10m^2), septembre 2011

Données



- Forêt de Sénart
(3200 ha)

- 60 unités d'observations (10m^2), septembre 2011
- Protocole de type « removal sampling » :
 - 15 échantillonnages successifs
 - toutes les 2min30s

Modèle pour une unité d'observation

Estimation
Bayésienne de
l'abondance
par RS

Séverine Bord

Contexte

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

**Matériels et
Méthodes**

Résultats

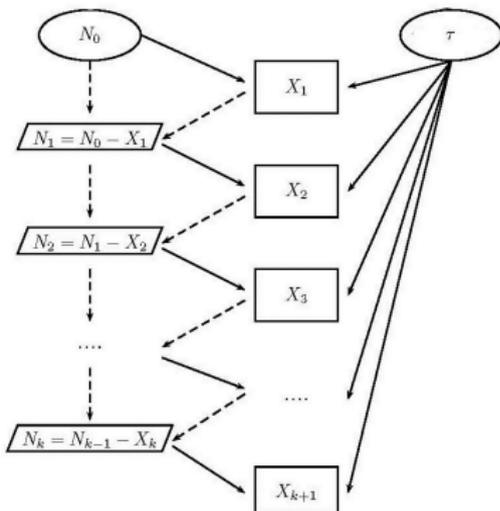
Discussion

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

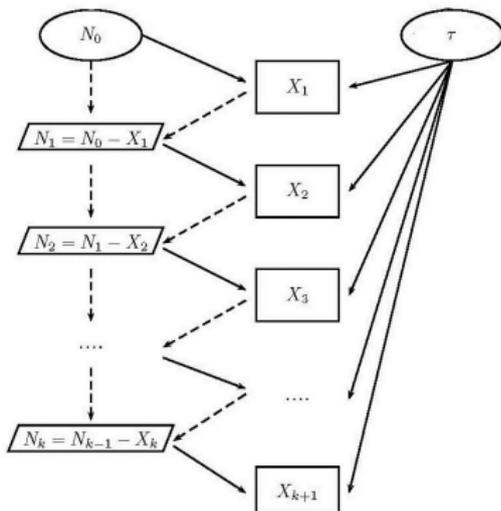
Modèle pour une unité d'observation

- $X_k \sim \mathcal{B}(N_{k-1}, \tau)$,
où $k = (3, 4, 5)$ est le $k^{\text{ème}}$ échantillonnage successif



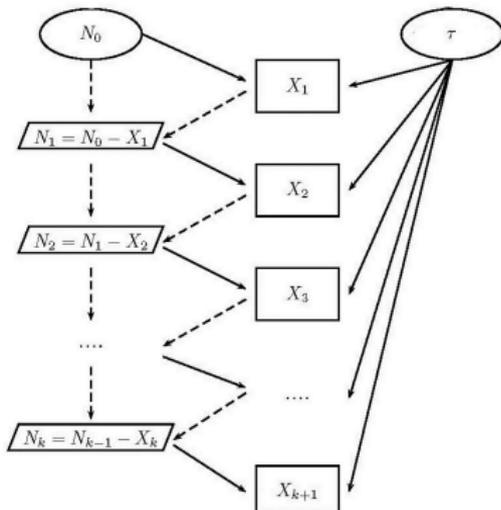
Modèle pour une unité d'observation

- $X_k \sim \mathcal{B}(N_{k-1}, \tau)$,
où $k = (3, 4, 5)$ est le $k^{\text{ème}}$ échantillonnage successif
- $\text{logit}(\tau) = \text{logit}(\tau_c) + \epsilon$
où, $\epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_c^2)$ (effet aléatoire)



Modèle pour une unité d'observation

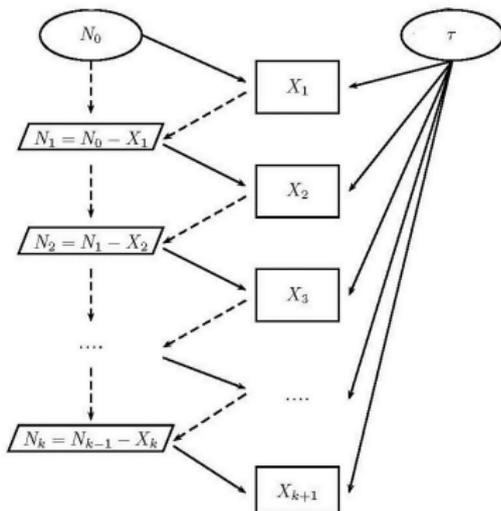
- $X_k \sim \mathcal{B}(N_{k-1}, \tau)$,
où $k = (3, 4, 5)$ est le $k^{\text{ème}}$ échantillonnage successif
- $\text{logit}(\tau) = \text{logit}(\tau_c) + \epsilon$
où, $\epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_c^2)$ (effet aléatoire)

Distributions *a priori*

- $N_0 \sim U[0, 1000]$
- $\tau_c \sim U[0, 1]$
- $\sigma_c^2 \sim U[0, 3]$

Modèle pour une unité d'observation

- $X_k \sim \mathcal{B}(N_{k-1}, \tau)$,
où $k = (3, 4, 5)$ est le $k^{\text{ème}}$ échantillonnage successif
- $\text{logit}(\tau) = \text{logit}(\tau_c) + \epsilon$
où, $\epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_c^2)$ (effet aléatoire)



Distributions *a priori*

- $N_0 \sim U[0, 1000]$
- $\tau_c \sim U[0, 1]$
- $\sigma_c^2 \sim U[0, 3]$

Conditions enviro.

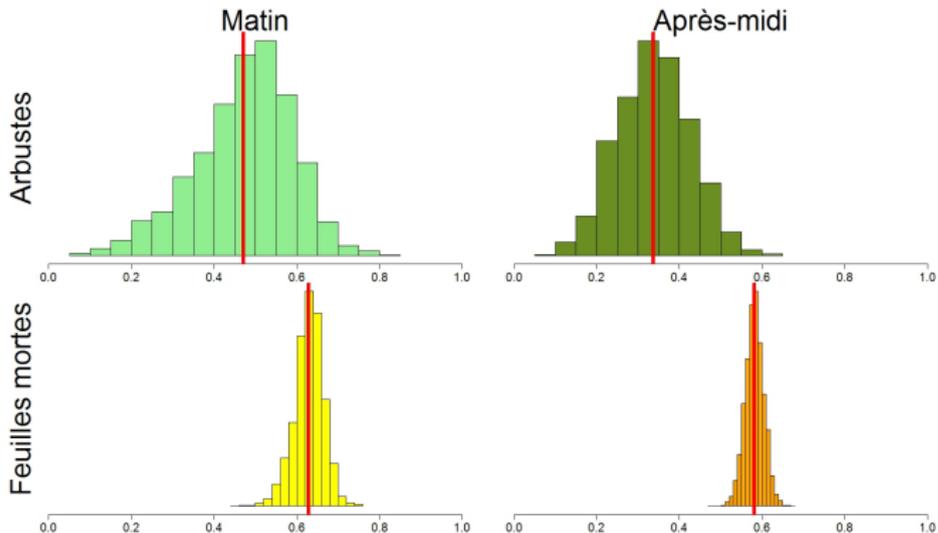
- vég. : ARB. / FM



- heure : matin /après-midi

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

Distributions *a posteriori* de τ_C :



Estimation
Bayésienne de
l'abondance
par RS

Séverine Bord

Contexte

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

Matériels et
Méthodes

Résultats

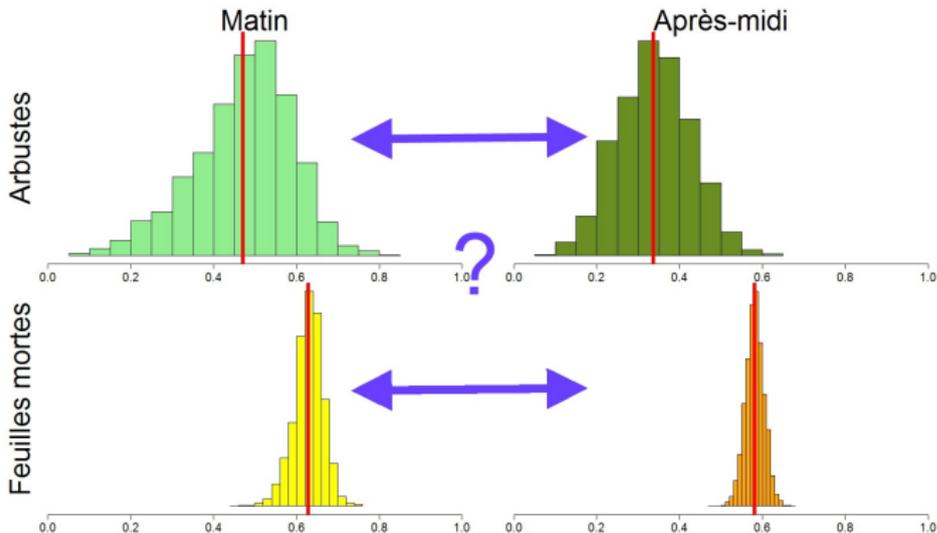
Discussion

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

Distributions *a posteriori* de τ_c :



Estimation
Bayésienne de
l'abondance
par RS

Séverine Bord

Contexte

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

Matériels et
Méthodes

Résultats

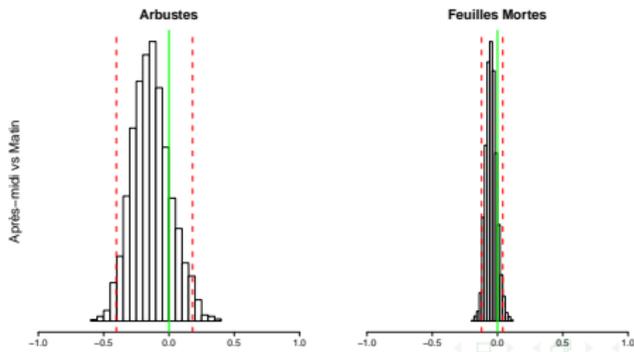
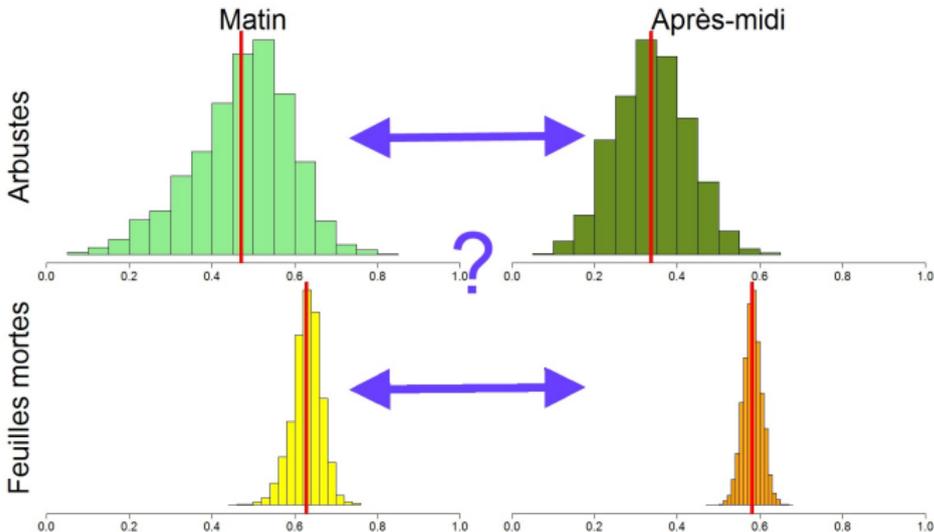
Discussion

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

Distributions *a posteriori* de τ_c :



Estimation
Bayésienne de
l'abondance
par RS

Séverine Bord

Contexte

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

Matériels et
Méthodes

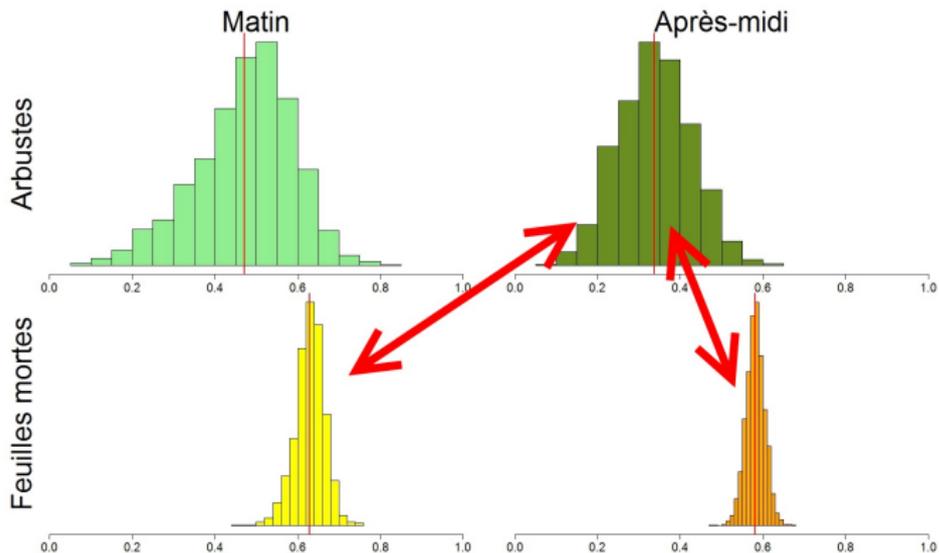
Résultats

Discussion

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Distributions *a posteriori* de τ_C :



Contexte

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

Matériels et
Méthodes

Résultats

Discussion

2. Comporte- ment des estimateurs bayésiens

Perspectives

- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature ($< 10\%$)

2. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature (<10%)
- délai entre 2 éch. : 2m30s versus journée

Estimation
Bayésienne de
l'abondance
par RS

Séverine Bord

Contexte

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

Matériels et
Méthodes

Résultats

Discussion

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

2. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature ($< 10\%$)
- délai entre 2 éch. : 2m30s versus journée

Estimation
Bayésienne de
l'abondance
par RS

Séverine Bord

Contexte

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

Etude de cas
d'abondance : les
tiques

Matériels et
Méthodes

Résultats

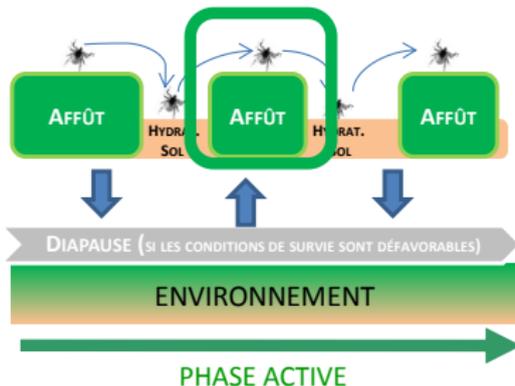
Discussion

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

2. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

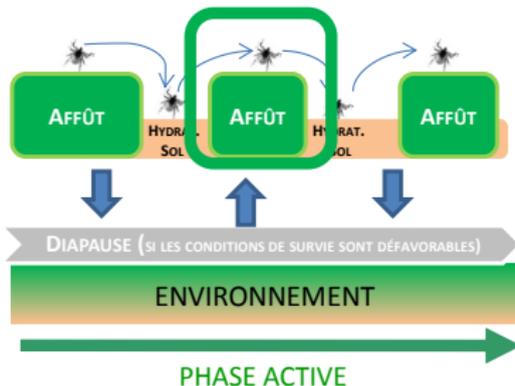
- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature (<10%)
- délai entre 2 éch. : 2m30s versus journée



Pas à l'échelle de temps réelle

2. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature (<10%)
- délai entre 2 éch. : 2m30s versus journée

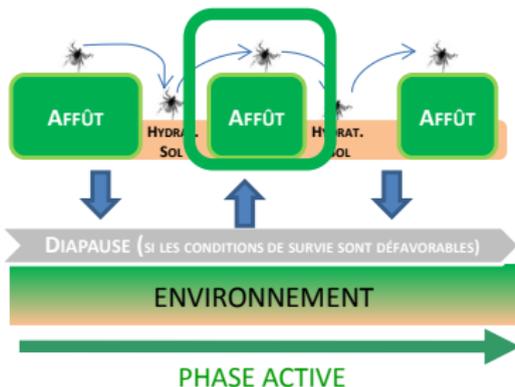


Pas à l'échelle de temps réelle

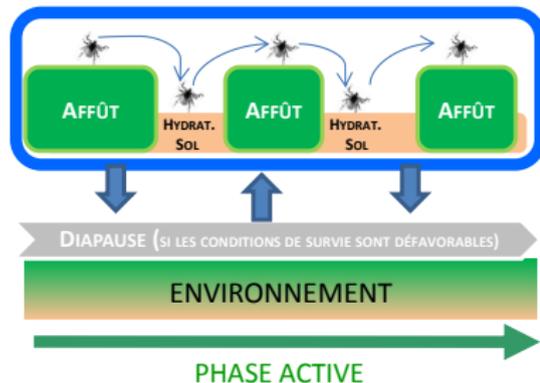
- τ_{HBM} : taux d'éch. pop. à l'AFFÛT

2. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature (<10%)
- délai entre 2 éch. : 2m30s versus journée



Pas à l'échelle de temps réelle

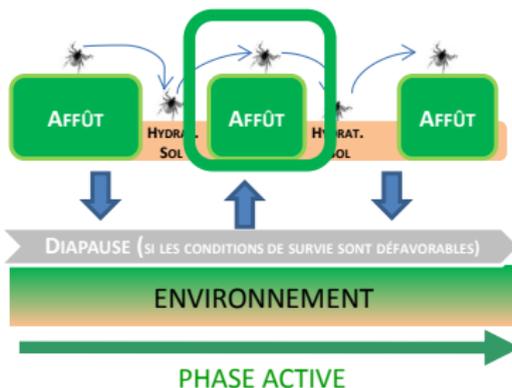


Pas à l'échelle de temps réelle

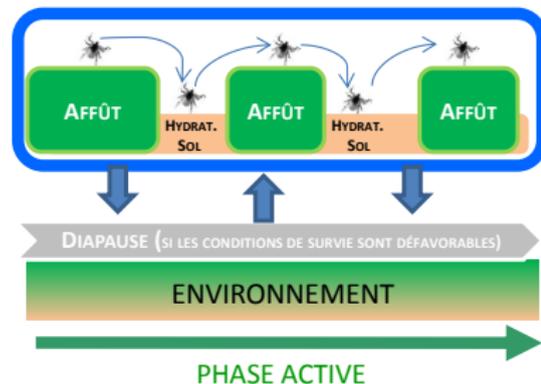
- τ_{HBM} : taux d'éch. pop. à l'AFFÛT
 - τ littérature
- ⇒ renouvellement de la pop. à l'affût

2. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature (<10%)
- délai entre 2 éch. : 2m30s versus journée



Pas à l'échelle de temps réelle

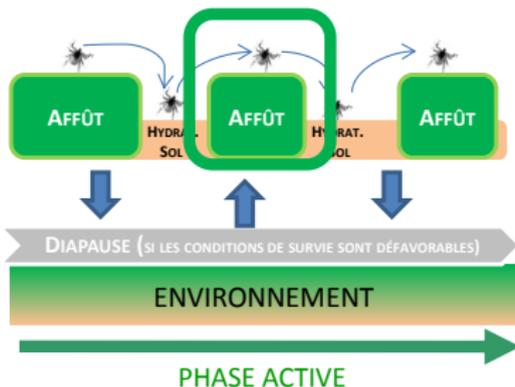


Pas à l'échelle de temps réelle

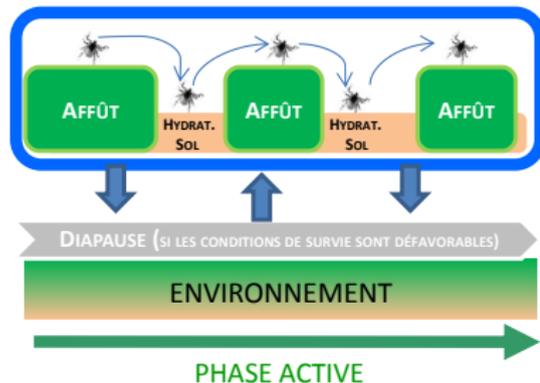
- τ_{HBM} : taux d'éch. pop. à l'AFFÛT
- τ littérature
⇒ renouvellement de la pop. à l'affût
 - taux d'éch. pop. ACTIVE

2. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature (<10%)
- délai entre 2 éch. : 2m30s versus journée



Pas à l'échelle de temps réelle

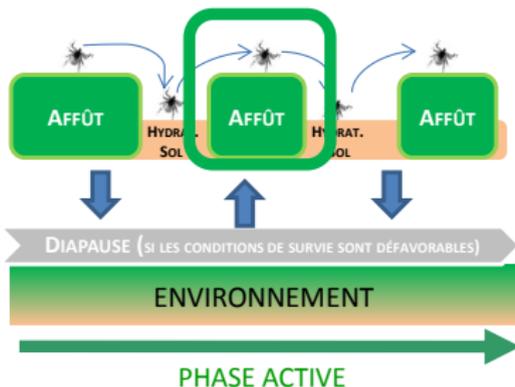


Pas à l'échelle de temps réelle

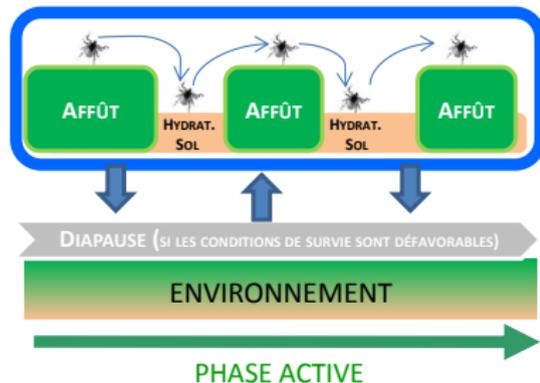
- τ_{HBM} : taux d'éch. pop. à l'affût
 - τ littérature
- ⇒ renouvellement de la pop. à l'affût
- taux d'éch. pop. ACTIVE
 - produit de 2 probabilités

2. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

- τ_{HBM} estimé ($\approx 50\%$) > τ littérature (<10%)
- délai entre 2 éch. : 2m30s versus journée



Pas à l'échelle de temps réelle



Pas à l'échelle de temps réelle

- τ_{HBM} : taux d'éch. pop. à l'affût
- τ littérature
 - ⇒ renouvellement de la pop. à l'affût
 - taux d'éch. pop. ACTIVE
 - produit de 2 probabilités
 - $p(\text{être capturé par le drap qd à l'affût}) = \tau_{HBM}$
 - $p(\text{être à l'affût qd active})$

Contexte

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Problématique

Vraisemblance
Choix des a priori
Simulations

Perspectives

2. Comportement des estimateurs bayésiens

Partie 2

Sans connaissance *a priori*,

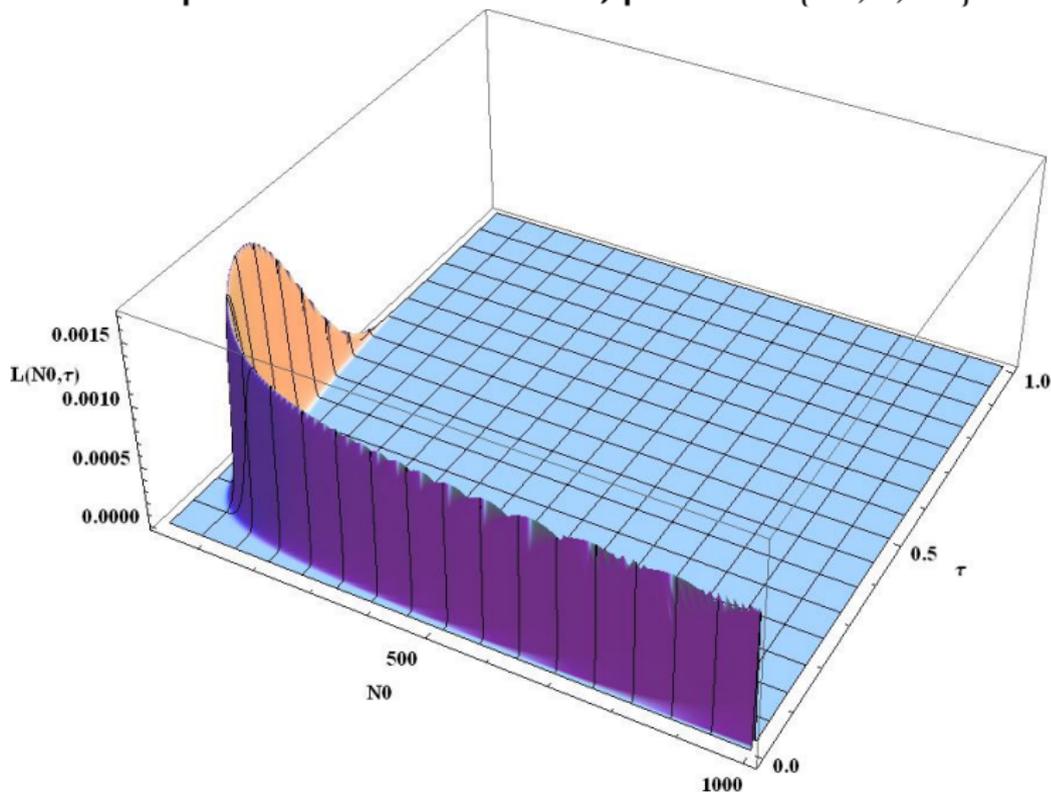
- a. quelles distributions *a priori* choisir ?
- b. quel est le comportement des estimateurs bayésiens dans le cadre de données de removal sampling ?

Bayesian estimation of population size by removal sampling (in prep.)

S. Bord, C. Bioche, P. Druilhet

Un exemple de Vraisemblance, pour $X = \{13, 8, 10\}$:

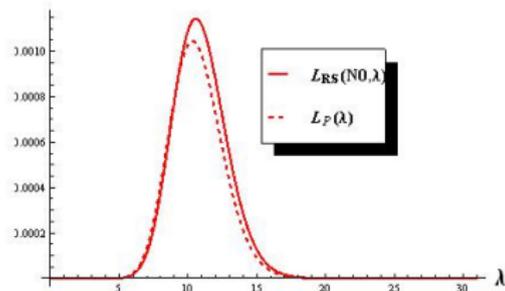
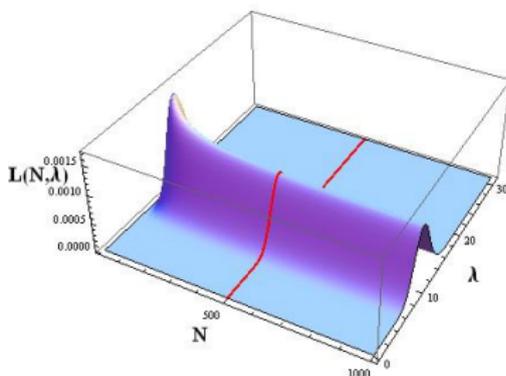
Un exemple de Vraisemblance, pour $X = \{13, 8, 10\}$:



Proposition

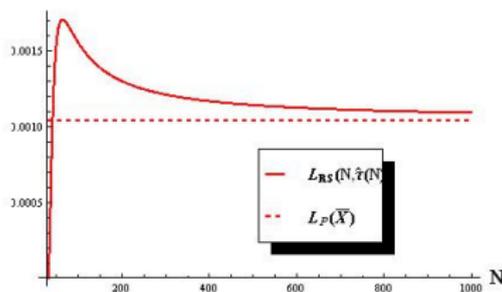
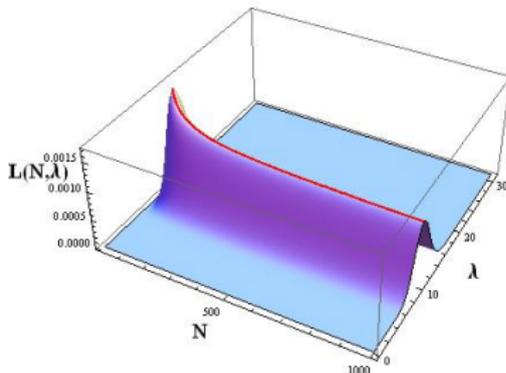
$$L((N_0, \tau); x) \xrightarrow[N_0 \tau = \lambda]{N_0 \rightarrow +\infty} L_p(\lambda; x)$$

où, $L_p(\lambda; x) = \prod_{i=1}^k e^{-\lambda} \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!}$ = vraisemblance de k variables indépendantes distribuées selon une loi Poisson de paramètre λ .



Vraisemblance Profilée

l'ensemble des valeurs de λ qui maximisent la vraisemblance pour chaque valeur potentielle de N_0



\Rightarrow CV vers une asymptote = max de vraisemblance du modèle de Poisson ($\lambda = N_0 \cdot \tau$)

Contexte

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comportement des
estimateurs
bayésiens

Problématique

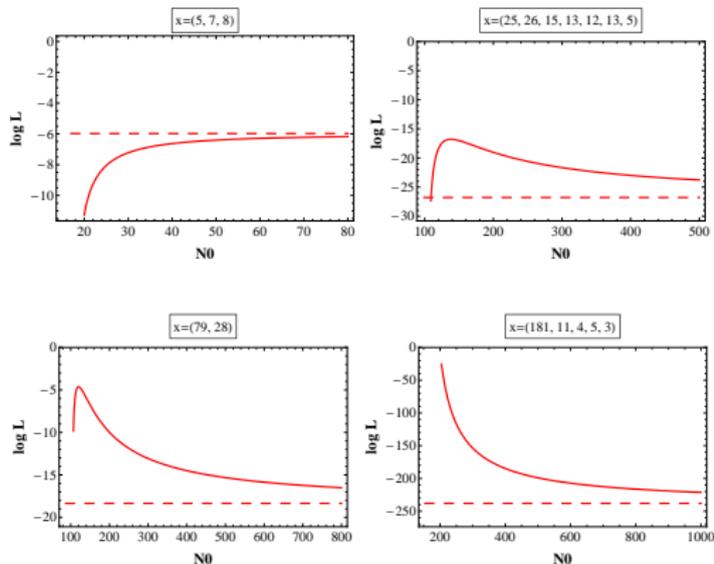
Vraisemblance

Choix des a priori

Simulations

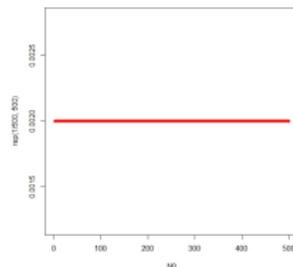
Perspectives

Convergence de la Vraisemblance Profilée



Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont :

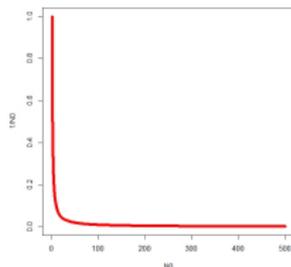
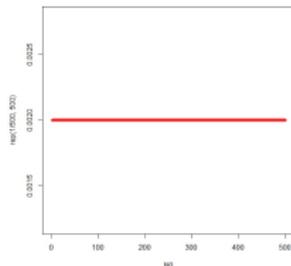
- $\pi(N_0) \propto 1$ (plate)
- $\pi(N_0) \sim U[0, A]$ avec A grand



Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont :

- $\pi(N_0) \propto 1$ (plate)
- $\pi(N_0) \sim U[0, A]$ avec A grand

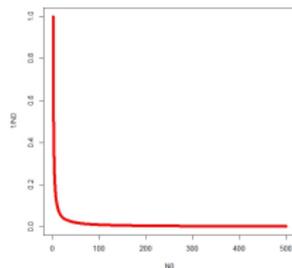
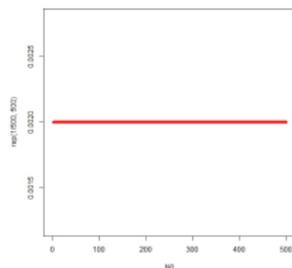
- $\pi(N_0) = 1/N_0$



Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont :

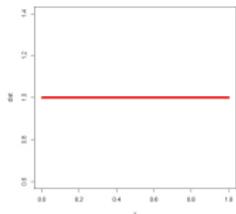
- $\pi(N_0) \propto 1$ (plate)
- $\pi(N_0) \sim U[0, A]$ avec A grand

- $\pi(N_0) = 1/N_0$
- $\pi(N_0) = 1/N_0^2$
- $\pi(N_0) = 1/N_0^C$



Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont : $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$

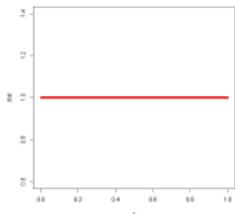
Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont : $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$



Beta(1, 1),

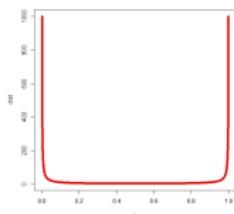
moy=0,5 ; var=0,08

Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont : $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$



Beta(1, 1),

moy=0,5 ; var=0,08



Beta(0, 0)

Haldane

2. Comportement des estimateurs bayésiens

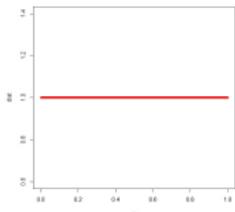
Contexte

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

2. Comporte- ment des estimateurs bayésiens

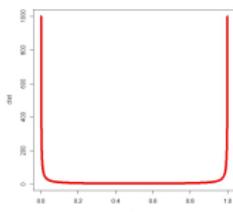
Perspectives

Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont : $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$



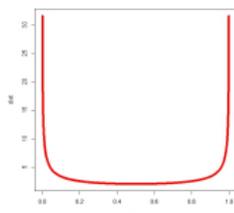
Beta(1, 1),

moy=0,5 ; var=0,08



Beta(0, 0)

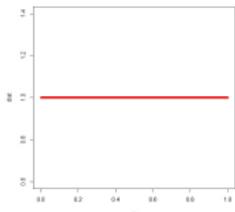
Haldane



Beta(1/2, 1/2)
Jeffreys,

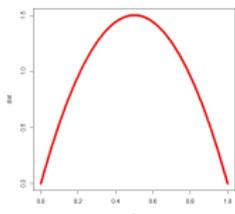
moy=0,5 ; var=0,13

Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont : $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$



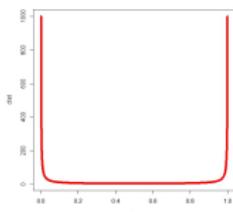
Beta(1, 1),

moy=0,5 ; var=0,08



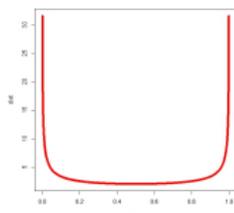
Beta(2, 2),

moy=0,5 ; var=0,05



Beta(0, 0)

Haldane



Beta(1/2, 1/2)
Jeffreys,

moy=0,5 ; var=0,13

2. Comportement des estimateurs bayésiens

Contexte

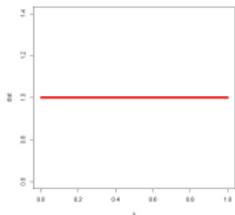
1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

2. Comporte- ment des estimateurs bayésiens

Problématique
Vraisemblance
Choix des a priori
Simulations

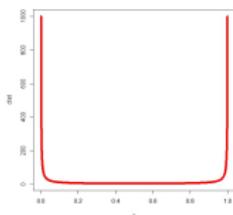
Perspectives

Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont : $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$



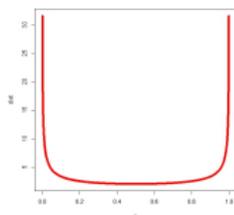
Beta(1, 1),

moy=0,5 ; var=0,08



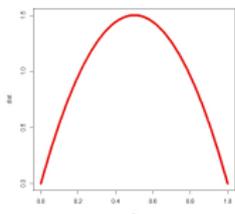
Beta(0, 0)

Haldane



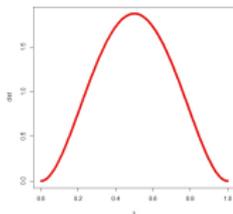
Beta(1/2, 1/2)
Jeffreys,

moy=0,5 ; var=0,13



Beta(2, 2),

moy=0,5 ; var=0,05

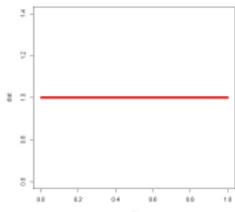


Beta(3, 3),

moy=0,5 ; var=0,04

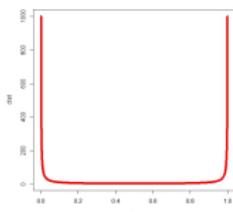
2. Comportement des estimateurs bayésiens

Dans le cadre du "Removal Sampling", les *a priori* classiquement utilisés sont : $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$



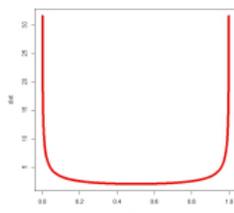
Beta(1, 1),

moy=0,5 ; var=0,08



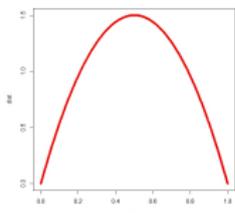
Beta(0, 0)

Haldane



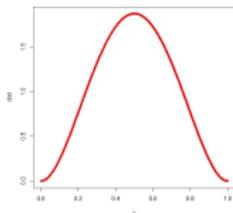
Beta(1/2, 1/2)
Jeffreys,

moy=0,5 ; var=0,13



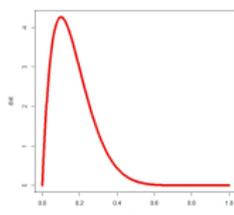
Beta(2, 2),

moy=0,5 ; var=0,05



Beta(3, 3),

moy=0,5 ; var=0,04



Beta(2, 10),

moy=0,17 ; var=0,01

Lemme

Pour $a > 0$ et $b > 0$,

$$N_0^a \int_0^1 \tau^{a-1} (1-\tau)^{b-1} L((N_0, \tau); x) d\tau \xrightarrow{N_0 \rightarrow +\infty} K_{a,T} > 0$$

avec $T = \sum x_i$ et $K_{a,T} = \int_0^{+\infty} \lambda^{a-1} L_p(\lambda; x) d\lambda = \frac{1}{\prod x_i!} \frac{\Gamma(T+a)}{k^{T+a}}$.
 $\Rightarrow K_{a,T}$ ne dépend pas de b .

Dans cadre Bayésien,

avec $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$ et $\pi(N_0) \sim 1/N_0^c$:

La loi marginale *a posteriori* de N_0

-

$$\frac{1}{N_0^c} \int_0^1 \tau^{a-1} (1-\tau)^{b-1} L((N_0, \tau); x)$$

- se comporte comme

$$\frac{K_{a,T}}{N_0^{a+c}}$$

Théorème

- 1 loi *a posteriori* $\pi(N_0, \tau|x)$ est propre ssi $a + c > 1$,
- 2 l'estimateur bayésien de N_0 converge ssi $a + c > 2$.

Simulations cas CV : $\pi(\tau) \sim \text{beta}(a, b)$, avec $a > 2$

Contexte

1. Modélisation Hiérarchique Bayésienne de τ et N_0

2. Comporte- ment des estimateurs bayésiens

Problématique
Vraisemblance
Choix des a priori

Simulations

Perspectives

Prior N_0	τ	$a + c$	$\tau = 0.3$			
			$N_0 = 50$		$N_0 = 500$	
			<i>RRMSE</i> N_0	τ	<i>RRMSE</i> N_0	τ
flat	$\beta(3,3)$	3	0.51	0.32	0.19	0.16
$1/N_0$	$\beta(2,2)$	3	0.45	0.35	0.17	0.16
$1/N_0^2$	$\beta(1,1)$	3	0.43	0.36	0.16	0.16
flat	$\beta(4,4)$	4	0.26	0.32	0.16	0.16
$1/N_0$	$\beta(3,3)$	4	0.24	0.35	0.14	0.16
$1/N_0^2$	$\beta(2,2)$	4	0.24	0.37	0.14	0.16
$1/N_0^3$	$\beta(1,1)$	4	0.23	0.38	0.14	0.16
flat	$\beta(5,5)$	5	0.19	0.33	0.14	0.15
$1/N_0$	$\beta(4,4)$	5	0.19	0.36	0.13	0.15
$1/N_0^2$	$\beta(3,3)$	5	0.19	0.38	0.13	0.15
$1/N_0^3$	$\beta(2,2)$	5	0.19	0.39	0.13	0.15
$1/N_0^2$	$\beta(4,4)$	6	0.18	0.39	0.12	0.15
$1/N_0^3$	$\beta(3,3)$	6	0.19	0.41	0.12	0.15
$1/N_0^3$	$\beta(4,4)$	7	0.19	0.42	0.11	0.15

⇒ Sensibilité de l'estimateur de N_0 , pour $a + c$ proche 2

⇒ Qualité estimateur fonction de $a + c$ mais pas indépendant de a et c indépendamment

Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- nombre d'échantillonnages doit être limité

Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- **nombre d'échantillonnages doit être limité**
 - coûteuse en temps
 - hypothèse de population fermée fragile

Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- **nombre d'échantillonnages doit être limité**
 - coûteuse en temps
 - hypothèse de population fermée fragile
- estimation d'un **risque immédiat** : pop. à l'affût

Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- **nombre d'échantillonnages doit être limité**
 - coûteuse en temps
 - hypothèse de population fermée fragile
- estimation d'un **risque immédiat** : pop. à l'affût

⇒ **Perspective 1** : risque "global" (pop. potentiellement active)

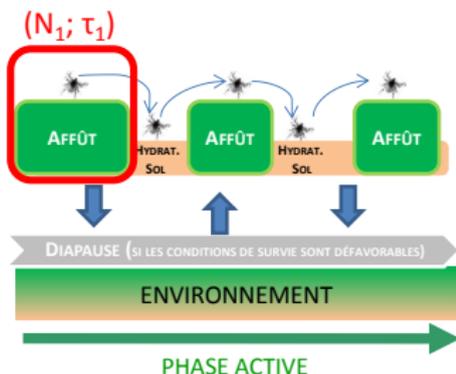
Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- nombre d'échantillonnages doit être limité
 - coûteuse en temps
 - hypothèse de population fermée fragile
- estimation d'un risque immédiat : pop. à l'affût

⇒ **Perspective 1** : risque "global" (pop. potentiellement active)

- approche par RS journalière (période d'activité) :



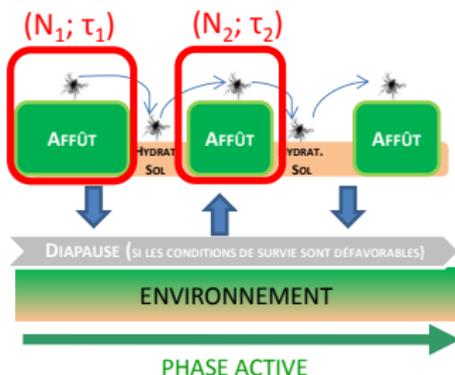
Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- nombre d'échantillonnages doit être limité
 - coûteuse en temps
 - hypothèse de population fermée fragile
- estimation d'un risque immédiat : pop. à l'affût

⇒ **Perspective 1** : risque "global" (pop. potentiellement active)

- approche par RS journalière (période d'activité) :



- τ_i et N_i par jour
(conditions homogènes)

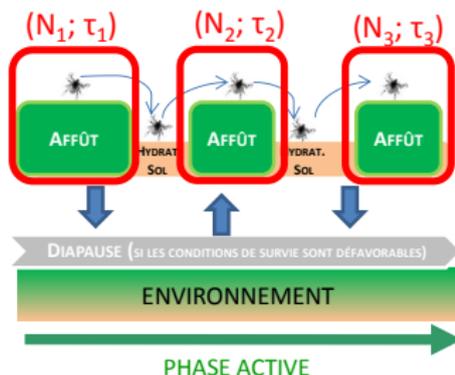
Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- nombre d'échantillonnages doit être limité
 - coûteuse en temps
 - hypothèse de population fermée fragile
- estimation d'un risque immédiat : pop. à l'affût

⇒ **Perspective 1** : risque "global" (pop. potentiellement active)

- approche par RS journalière (période d'activité) :



- τ_i et N_i par jour
(conditions homogènes)

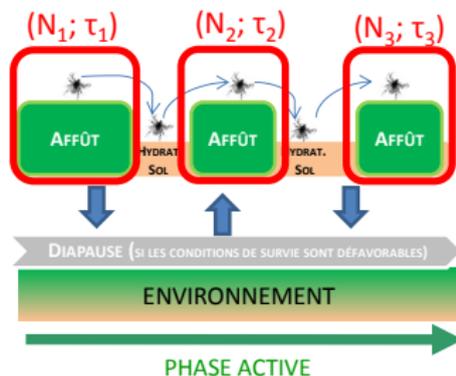
Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- nombre d'échantillonnages doit être limité
 - coûteuse en temps
 - hypothèse de population fermée fragile
- estimation d'un risque immédiat : pop. à l'affût

⇒ **Perspective 1** : risque "global" (pop. potentiellement active)

- approche par RS journalière (période d'activité) :



- τ_i et N_i par jour
(conditions homogènes)
- pop. potentiellement active :
$$N_{tot} = \sum_{i=1}^3 N_i$$

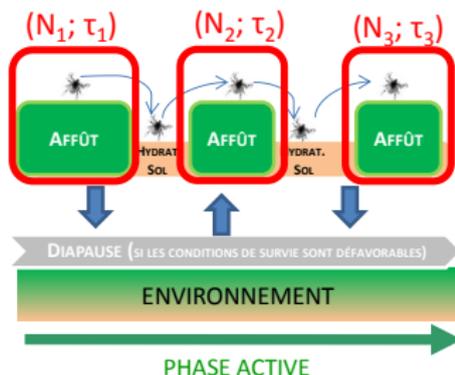
Approche par Removal Sampling :

⇒ adaptée aux tiques *I. ricinus*

- nombre d'échantillonnages doit être limité
 - coûteuse en temps
 - hypothèse de population fermée fragile
- estimation d'un risque immédiat : pop. à l'affût

⇒ **Perspective 1** : risque "global" (pop. potentiellement active)

- approche par RS journalière (période d'activité) :



- τ_i et N_i par jour (conditions homogènes)
- pop. potentiellement active :
$$N_{tot} = \sum_{i=1}^3 N_i$$
- dynamique de mise à l'affût :
$$d_i = \frac{N_i}{N_{tot}}$$

Contexte

1. Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

Perspective 1

Perspective 2

Perspective 2 :

Perspective 2 :

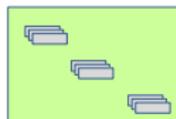
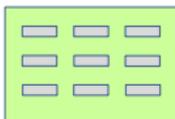
Estimation de l'abondance à l'échelle d'une parcelle

⇒ comment répartir la capacité d'échantillonnage ?

Perspective 2 :

Estimation de l'abondance à l'échelle d'une parcelle

⇒ comment répartir la capacité d'échantillonnage ?



Perspective 2 :

Estimation de l'abondance à l'échelle d'une parcelle

⇒ comment répartir la capacité d'échantillonnage ?



- **nb éch. successifs par unité d'observation**
⇒ estimation de la taille de la **pop. locale**

Perspective 2 :

Estimation de l'abondance à l'échelle d'une parcelle

⇒ comment répartir la capacité d'échantillonnage ?



- **nb éch. successifs par unité d'observation**
⇒ estimation de la taille de la **pop. locale**

- **nb unités d'observation**
⇒ estimation de la répartition de la **population à l'échelle de la parcelle**

Perspective 2 :

Estimation de l'abondance à l'échelle d'une parcelle

⇒ comment répartir la capacité d'échantillonnage ?



- **nb éch. successifs par unité d'observation**

⇒ estimation de la taille de la **pop. locale**

- **nb unités d'observation**

⇒ estimation de la répartition de la **population à l'échelle de la parcelle**

⇒ nécessite un modèle de répartition spatiale de la pop.

Contexte

1.
Modélisation
Hiérarchique
Bayésienne de
 τ et N_0

2. Comporte-
ment des
estimateurs
bayésiens

Perspectives

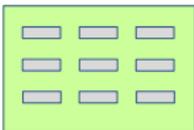
Perspective 1

Perspective 2

Modèle de répartition spatiale de la population

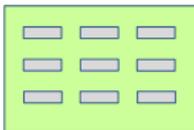
Modèle de répartition spatiale de la population

(1) Δ spatiale $\gg \Delta\tau$

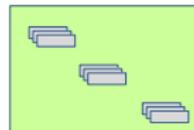


Modèle de répartition spatiale de la population

(1) $\Delta \text{ spatiale} \gg \Delta \tau$

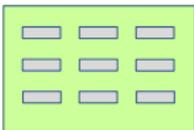


(2) $\Delta \text{ spatiale} \ll \Delta \tau$

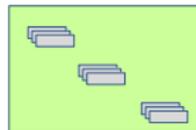


Modèle de répartition spatiale de la population

(1) Δ spatiale $\gg \Delta\tau$



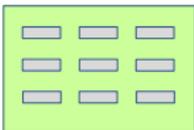
(2) Δ spatiale $\ll \Delta\tau$



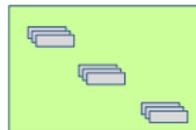
⇒ Cas de figure intermédiaire entre (1) et (2) :

Modèle de répartition spatiale de la population

(1) $\Delta \text{ spatiale} \gg \Delta \tau$



(2) $\Delta \text{ spatiale} \ll \Delta \tau$

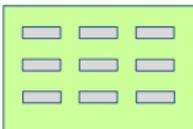


⇒ Cas de figure intermédiaire entre (1) et (2) :

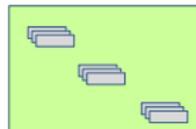
⇒ compromis entre les 2 solutions :

Modèle de répartition spatiale de la population

(1) $\Delta \text{ spatiale} \gg \Delta \tau$



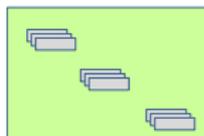
(2) $\Delta \text{ spatiale} \ll \Delta \tau$



⇒ **Cas de figure intermédiaire entre (1) et (2) :**

⇒ **compromis entre les 2 solutions :**

① estimation de τ sur quelques unités d'observations

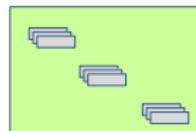


Modèle de répartition spatiale de la population

(1) Δ spatiale $\gg \Delta\tau$



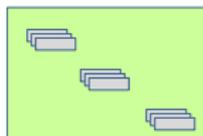
(2) Δ spatiale $\ll \Delta\tau$



⇒ **Cas de figure intermédiaire entre (1) et (2) :**

⇒ **compromis entre les 2 solutions :**

① estimation de τ sur quelques unités d'observations



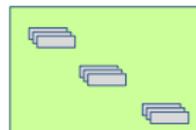
② estimation de N_0 :

Modèle de répartition spatiale de la population

(1) Δ spatiale $\gg \Delta\tau$



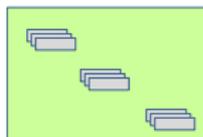
(2) Δ spatiale $\ll \Delta\tau$



⇒ Cas de figure intermédiaire entre (1) et (2) :

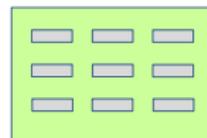
⇒ compromis entre les 2 solutions :

① estimation de τ sur quelques unités d'observations



② estimation de N_0 :

- multipliant les unités d'observations
- pondérant par τ





INRA
SCIENCE & IMPACT

UNIVERSITÉ
BLAISE PASCAL
CLERMONT-FERRAND
UBP