

Théorèmes limites pour des "splittings trees" avec immigration

Mathieu Richard

Laboratoire de Probabilités et Modèles Aléatoires, Paris 6

Journée ANR MANEGE, 18 octobre 2010

- 1 Le modèle
 - Splitting trees
 - Immigration
 - Résultats

- 2 Preuve du Théorème I
 - Convergence de $(X(t), t \geq 0)$
 - Convergence de la population totale
 - Calcul de la loi du vecteur limite

- 3 Modèle 2
 - Résultat
 - Preuve

Splittings trees

Les **splittings trees** sont des arbres aléatoires satisfaisant :

- les individus se comportent indépendamment les uns des autres et ont des durées de vie i.i.d.,
- conditionnellement à sa date de naissance α et à sa durée de vie ζ , chaque individu se reproduit selon un processus ponctuel de Poisson d'intensité b sur $(\alpha, \alpha + \zeta)$,
- les naissances arrivent séparément.

Splittings trees

Les **splittings trees** sont des arbres aléatoires satisfaisant :

- les individus se comportent indépendamment les uns des autres et ont des durées de vie i.i.d.,
- conditionnellement à sa date de naissance α et à sa durée de vie ζ , chaque individu se reproduit selon un processus ponctuel de Poisson d'intensité b sur $(\alpha, \alpha + \zeta)$,
- les naissances arrivent séparément.

Splittings trees

Les **splittings trees** sont des arbres aléatoires satisfaisant :

- les individus se comportent indépendamment les uns des autres et ont des durées de vie i.i.d.,
- conditionnellement à sa date de naissance α et à sa durée de vie ζ , chaque individu se reproduit selon un processus ponctuel de Poisson d'intensité b sur $(\alpha, \alpha + \zeta)$,
- les naissances arrivent séparément.

Splittings trees

Les **splittings trees** sont des arbres aléatoires satisfaisant :

- les individus se comportent indépendamment les uns des autres et ont des durées de vie i.i.d.,
- conditionnellement à sa date de naissance α et à sa durée de vie ζ , chaque individu se reproduit selon un processus ponctuel de Poisson d'intensité b sur $(\alpha, \alpha + \zeta)$,
- les naissances arrivent séparément.

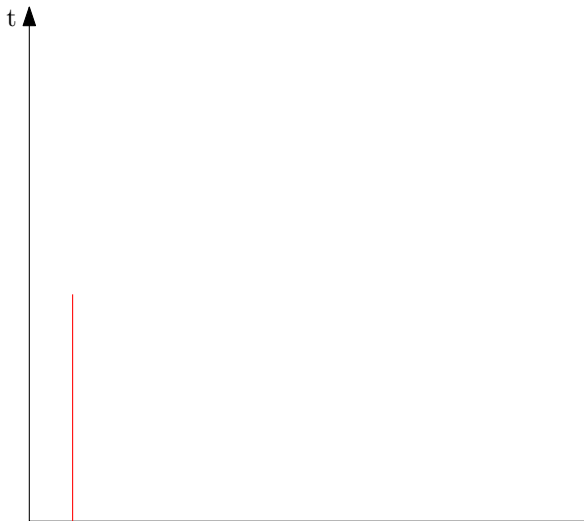


FIGURE: Un exemple de "splitting tree". Le temps est en ordonnées et l'axe horizontal représente la filiation.

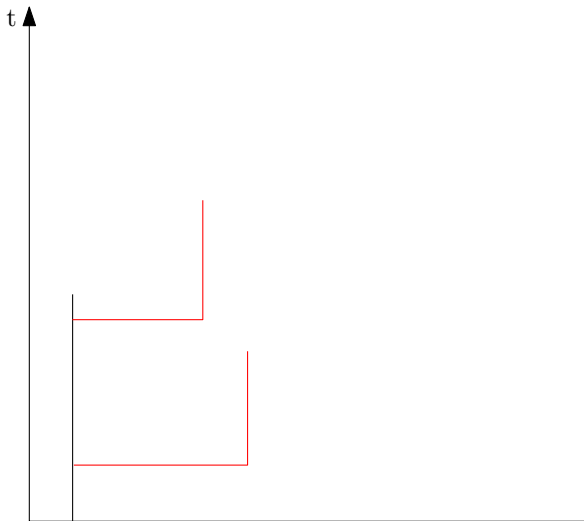


FIGURE: Un exemple de "splitting tree". Le temps est en ordonnées et l'axe horizontal représente la filiation.

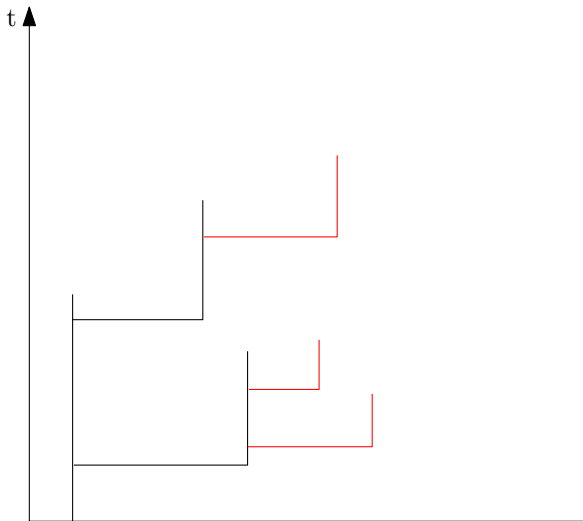


FIGURE: Un exemple de "splitting tree". Le temps est en ordonnées et l'axe horizontal représente la filiation.

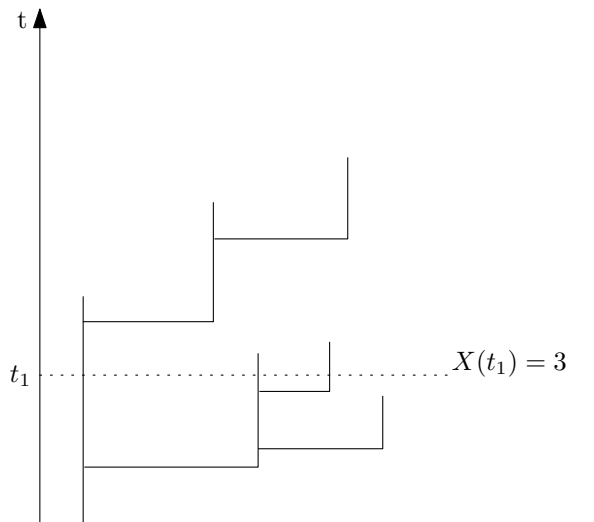


FIGURE: Un exemple de "splitting tree". Le temps est en ordonnées et l'axe horizontal représente la filiation.

- On note $\Lambda(\cdot)/b$ la loi commune des durées de vie où Λ est une mesure positive sur $(0, \infty)$ de masse b .
- On ne considère que des arbres **surcritiques** :

$$m := \int_{(0, \infty)} r \Lambda(dr) > 1.$$

- Si $X(t)$ désigne le nombre d'individus vivant au temps t , le processus $(X(t), t \geq 0)$ est un **processus de Crump-Mode-Jagers** (CMJ) (ou processus de branchement général) qui est **binaire** (une naissance à la fois) et **homogène** (taux constant des naissances).
- Ce processus n'est en général **pas Markovien** sauf si les durées de vie sont des **exponentielles** de paramètre d ; dans ce cas X est un **processus de vie et de mort** avec taux de naissance b et de mort d .

- On note $\Lambda(\cdot)/b$ la loi commune des durées de vie où Λ est une mesure positive sur $(0, \infty)$ de masse b .
- On ne considère que des arbres **surcritiques** :

$$m := \int_{(0, \infty)} r\Lambda(dr) > 1.$$

- Si $X(t)$ désigne le nombre d'individus vivant au temps t , le processus $(X(t), t \geq 0)$ est un **processus de Crump-Mode-Jagers** (CMJ) (ou processus de branchement général) qui est **binaire** (une naissance à la fois) et **homogène** (taux constant des naissances).
- Ce processus n'est en général **pas Markovien** sauf si les durées de vie sont des **exponentielles** de paramètre d ; dans ce cas X est un **processus de vie et de mort** avec taux de naissance b et de mort d .

- On note $\Lambda(\cdot)/b$ la loi commune des durées de vie où Λ est une mesure positive sur $(0, \infty)$ de masse b .
- On ne considère que des arbres **surcritiques** :

$$m := \int_{(0, \infty)} r \Lambda(dr) > 1.$$

- Si $X(t)$ désigne le nombre d'individus vivant au temps t , le processus $(X(t), t \geq 0)$ est un **processus de Crump-Mode-Jagers** (CMJ) (ou processus de branchement général) qui est **binaire** (une naissance à la fois) et **homogène** (taux constant des naissances).
- Ce processus n'est en général **pas Markovien** sauf si les durées de vie sont des **exponentielles** de paramètre d ; dans ce cas X est un **processus de vie et de mort** avec taux de naissance b et de mort d .

- On note $\Lambda(\cdot)/b$ la loi commune des durées de vie où Λ est une mesure positive sur $(0, \infty)$ de masse b .
- On ne considère que des arbres **surcritiques** :

$$m := \int_{(0, \infty)} r\Lambda(dr) > 1.$$

- Si $X(t)$ désigne le nombre d'individus vivant au temps t , le processus $(X(t), t \geq 0)$ est un **processus de Crump-Mode-Jagers** (CMJ) (ou processus de branchement général) qui est **binaire** (une naissance à la fois) et **homogène** (taux constant des naissances).
- Ce processus n'est en général **pas Markovien** sauf si les durées de vie sont des **exponentielles** de paramètre d ; dans ce cas X est un **processus de vie et de mort** avec taux de naissance b et de mort d .

Immigration

- Soient $T_1 < T_2 < \dots$ les points d'un processus de Poisson d'intensité $\theta > 0$. A chaque temps T_i , un individu immigré sur l'île et fonde une nouvelle population qui évolue comme X et indépendamment des autres populations.
- Plus précisément, si $(Z^i(t), t \geq 0)$ désigne la i -ème plus vieille famille (celle débutée au temps T_i), alors

$$Z^i(t) = X_i(t - T_i) \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\}}$$

où X_1, X_2, \dots sont des copies de X indépendantes de $(T_i, i \geq 1)$.

- On notera $(Z^{(i)}(t), t \geq 0)$ la i -ème plus vieille famille parmi celles qui survivent et $T^{(i)}$ sa date de naissance.
- Soit $I(t)$ la population totale au temps t

$$I(t) = \sum_{i \geq 1} Z^i(t).$$

Immigration

- Soient $T_1 < T_2 < \dots$ les points d'un processus de Poisson d'intensité $\theta > 0$. A chaque temps T_i , un individu immigré sur l'île et fonde une nouvelle population qui évolue comme X et indépendamment des autres populations.
- Plus précisément, si $(Z^i(t), t \geq 0)$ désigne la i -ème plus vieille famille (celle débutée au temps T_i), alors

$$Z^i(t) = X_i(t - T_i) \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\}}$$

où X_1, X_2, \dots sont des copies de X indépendantes de $(T_i, i \geq 1)$.

- On notera $(Z^{(i)}(t), t \geq 0)$ la i -ème plus vieille famille parmi celles qui survivent et $T^{(i)}$ sa date de naissance.
- Soit $I(t)$ la population totale au temps t

$$I(t) = \sum_{i \geq 1} Z^i(t).$$

Immigration

- Soient $T_1 < T_2 < \dots$ les points d'un processus de Poisson d'intensité $\theta > 0$. A chaque temps T_i , un individu immigré sur l'île et fonde une nouvelle population qui évolue comme X et indépendamment des autres populations.
- Plus précisément, si $(Z^i(t), t \geq 0)$ désigne la i -ème plus vieille famille (celle débutée au temps T_i), alors

$$Z^i(t) = X_i(t - T_i) \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\}}$$

où X_1, X_2, \dots sont des copies de X indépendantes de $(T_i, i \geq 1)$.

- On notera $(Z^{(i)}(t), t \geq 0)$ la i -ème plus vieille famille parmi celles qui survivent et $T^{(i)}$ sa date de naissance.
- Soit $I(t)$ la population totale au temps t

$$I(t) = \sum_{i \geq 1} Z^i(t).$$

Immigration

- Soient $T_1 < T_2 < \dots$ les points d'un processus de Poisson d'intensité $\theta > 0$. A chaque temps T_i , un individu immigré sur l'île et fonde une nouvelle population qui évolue comme X et indépendamment des autres populations.
- Plus précisément, si $(Z^i(t), t \geq 0)$ désigne la i -ème plus vieille famille (celle débutée au temps T_i), alors

$$Z^i(t) = X_i(t - T_i) \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\}}$$

où X_1, X_2, \dots sont des copies de X indépendantes de $(T_i, i \geq 1)$.

- On notera $(Z^{(i)}(t), t \geq 0)$ la i -ème plus vieille famille parmi celles qui survivent et $T^{(i)}$ sa date de naissance.
- Soit $I(t)$ la population totale au temps t

$$I(t) = \sum_{i \geq 1} Z^i(t).$$

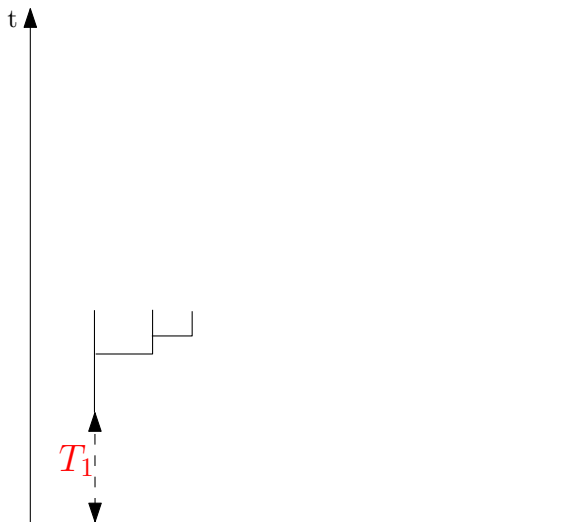


FIGURE: Splitting trees avec immigration. Le temps est en ordonnées et l'axe horizontal représente la filiation. Au temps t_1 , trois populations sont vivantes.

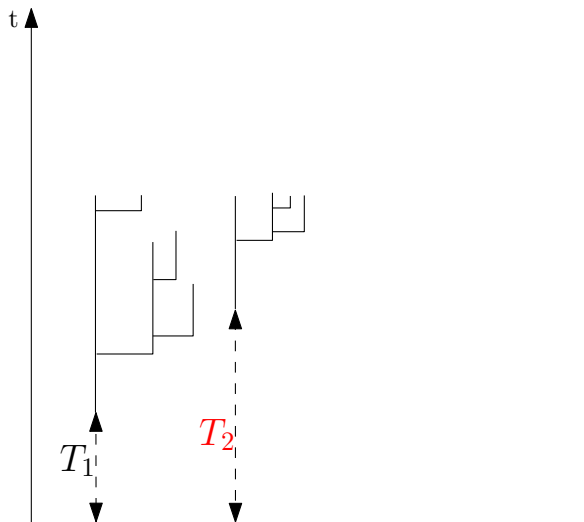


FIGURE: Splitting trees avec immigration. Le temps est en ordonnées et l'axe horizontal représente la filiation. Au temps t_1 , trois populations sont vivantes.

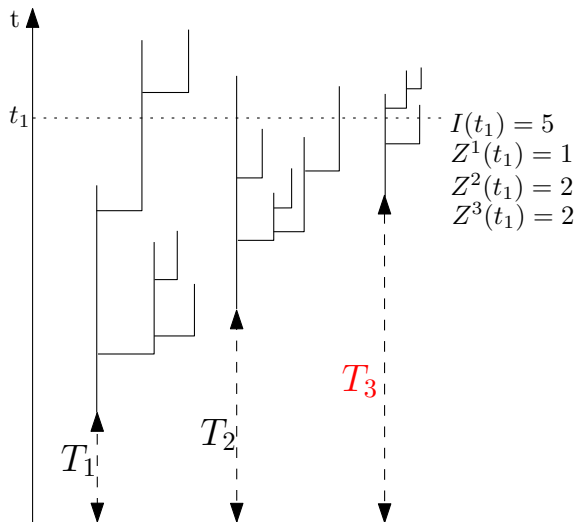


FIGURE: Splitting trees avec immigration. Le temps est en ordonnées et l'axe horizontal représente la filiation. Au temps t_1 , trois populations sont vivantes.

Types

On fait différentes hypothèses sur les types des immigrants.

Modèle 1 : Quand un immigrant arrive, il est d'un **type différent** de ceux des individus précédemment arrivés.

Modèle 2 : Un nouvel immigrant est de **type i** avec probabilité p_i . Dans ce modèle, pour $i \geq 1$, on notera $I_i(t)$ le nombre d'individus de type i au temps t .

Types

On fait différentes hypothèses sur les types des immigrants.

Modèle 1 : Quand un immigrant arrive, il est d'un **type différent** de ceux des individus précédemment arrivés.

Modèle 2 : Un nouvel immigrant est de **type i** avec probabilité p_i . Dans ce modèle, pour $i \geq 1$, on notera $l_i(t)$ le nombre d'individus de type i au temps t .

Types

On fait différentes hypothèses sur les types des immigrants.

Modèle 1 : Quand un immigrant arrive, il est d'un **type différent** de ceux des individus précédemment arrivés.

Modèle 2 : Un nouvel immigrant est de **type i** avec probabilité p_i . Dans ce modèle, pour $i \geq 1$, on notera $l_i(t)$ le nombre d'individus de type i au temps t .

Types

On fait différentes hypothèses sur les types des immigrants.

Modèle 1 : Quand un immigrant arrive, il est d'un **type différent** de ceux des individus précédemment arrivés.

Modèle 2 : Un nouvel immigrant est de **type i** avec probabilité p_i . Dans ce modèle, pour $i \geq 1$, on notera $I_i(t)$ le nombre d'individus de type i au temps t .

Abondances asymptotiques pour le Modèle 1

Théorème (I)

On a avec probabilité 1

$$\lim_{t \rightarrow \infty} I(t)^{-1} (Z^{(1)}(t), Z^{(2)}(t), \dots) = (P_1, P_2, \dots)$$

où (P_1, P_2, \dots) est de loi **GEM** de paramètre θ/b , c'est à dire

$$P_i \stackrel{(d)}{=} B_i \prod_{j=1}^{i-1} (1 - B_j)$$

avec $(B_i)_{i \geq 1}$ une suite de v.a. i.i.d. de loi Beta(1, θ/b).

On remarque que la limite ne dépend que du ratio immigration-naissance θ/b mais pas de la loi de durée de vie $\Lambda(\cdot)$.

Abondances asymptotiques pour le Modèle 1

Théorème (I)

On a avec probabilité 1

$$\lim_{t \rightarrow \infty} I(t)^{-1} (Z^{(1)}(t), Z^{(2)}(t), \dots) = (P_1, P_2, \dots)$$

où (P_1, P_2, \dots) est de loi **GEM** de paramètre θ/b , c'est à dire

$$P_i \stackrel{(d)}{=} B_i \prod_{j=1}^{i-1} (1 - B_j)$$

avec $(B_i)_{i \geq 1}$ une suite de v.a. i.i.d. de loi Beta(1, θ/b).

On remarque que la limite ne dépend que du ratio immigration-naissance θ/b mais pas de la loi de durée de vie $\Lambda(\cdot)$.

Bibliographie

- Le modèle considéré est une généralisation à des temps de vie quelconques du **modèle île-continent** de *S. Karlin et J. McGregor (1967)*
- *S. Tavaré (1987)* a démontré le Théorème I dans le cas d'un processus de **naissance pure** avec immigration :
 $\Lambda(dr) = b\delta_\infty(dr)$.

Bibliographie

- Le modèle considéré est une généralisation à des temps de vie quelconques du **modèle île-continent** de *S. Karlin et J. McGregor (1967)*
- *S. Tavaré (1987)* a démontré le Théorème I dans le cas d'un processus de **naissance pure** avec immigration :
 $\Lambda(dr) = b\delta_\infty(dr)$.

- 1 Le modèle
 - Splitting trees
 - Immigration
 - Résultats

- 2 Preuve du Théorème I
 - Convergence de $(X(t), t \geq 0)$
 - Convergence de la population totale
 - Calcul de la loi du vecteur limite

- 3 Modèle 2
 - Résultat
 - Preuve

Notations

Pour $\lambda \geq 0$, on définit

$$\psi(\lambda) := \lambda - \int_{(0,\infty)} (1 - e^{-\lambda r})\Lambda(dr).$$

La fonction ψ est convexe, dérivable sur $(0, \infty)$, $\psi(0^+) = 0$ et $\psi'(0^+) = 1 - \int_0^\infty r\Lambda(dr) < 0$.

Il existe donc un unique $\eta > 0$ tel que $\psi(\eta) = 0$. C'est le **paramètre Malthusien** associé à X , c'est à dire que $X(t)$ se comporte comme $e^{\eta t}$ lorsque t tend vers l'infini.

Notations

Pour $\lambda \geq 0$, on définit

$$\psi(\lambda) := \lambda - \int_{(0,\infty)} (1 - e^{-\lambda r}) \Lambda(dr).$$

La fonction ψ est convexe, dérivable sur $(0, \infty)$, $\psi(0^+) = 0$ et $\psi'(0^+) = 1 - \int_0^\infty r \Lambda(dr) < 0$.

Il existe donc un unique $\eta > 0$ tel que $\psi(\eta) = 0$. C'est le **paramètre Malthusien** associé à X , c'est à dire que $X(t)$ se comporte comme $e^{\eta t}$ lorsque t tend vers l'infini.

Propriétés de X

Proposition (Lambert 2010)

Soit Ext l'évènement d'extinction $\left\{ \lim_{t \rightarrow \infty} X(t) = 0 \right\}$. Alors

$$\mathbb{P}(\text{Ext}) = 1 - \eta/b \quad (1)$$

et conditionnellement à Ext^c ,

$$e^{-\eta t} X(t) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} E \quad (2)$$

où E est une v.a. exponentielle de paramètre $\psi'(\eta)$.

En fait, la convergence dans (2) a lieu **presque sûrement** (Nerman (1981)).

Propriétés de X

Proposition (Lambert 2010)

Soit Ext l'évènement d'extinction $\left\{ \lim_{t \rightarrow \infty} X(t) = 0 \right\}$. Alors

$$\mathbb{P}(\text{Ext}) = 1 - \eta/b \quad (1)$$

et conditionnellement à Ext^c ,

$$e^{-\eta t} X(t) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} E \quad (2)$$

où E est une v.a. exponentielle de paramètre $\psi'(\eta)$.

En fait, la convergence dans (2) a lieu **presque sûrement** (Nerman (1981)).

Propriétés de X

Proposition (Lambert 2010)

Soit Ext l'évènement d'extinction $\left\{ \lim_{t \rightarrow \infty} X(t) = 0 \right\}$. Alors

$$\mathbb{P}(\text{Ext}) = 1 - \eta/b \quad (1)$$

et conditionnellement à Ext^c ,

$$e^{-\eta t} X(t) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} E \quad (2)$$

où E est une v.a. exponentielle de paramètre $\psi'(\eta)$.

En fait, la convergence dans (2) a lieu **presque sûrement** (Nerman (1981)).

On en déduit le comportement asymptotique des familles survivantes :

Proposition

On a

- $(T^{(i)}, i \geq 1)$ sont les temps d'arrivée d'un processus de Poisson d'intensité $\theta\eta/b$.

-

$$e^{-\eta t} (Z^{(1)}(t), Z^{(2)}(t), \dots) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{p.s.} (e^{-\eta T^{(1)}} E_1, e^{-\eta T^{(2)}} E_2, \dots)$$

où les E_i sont des copies indépendantes de E et indépendantes des $T^{(i)}$.

Esquisse de preuve :

$$\begin{aligned} e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) &= e^{-\eta T^{(i)}} e^{-\eta(t-T^{(i)})} X_{(i)}(t-T^{(i)}) \mathbf{1}_{\{T^{(i)} \leq t\}} \\ &\xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} e^{-\eta T^{(i)}} E_{(i)} \end{aligned}$$

On en déduit le comportement asymptotique des familles survivantes :

Proposition

On a

- $(T^{(i)}, i \geq 1)$ sont les temps d'arrivée d'un processus de Poisson d'intensité $\theta\eta/b$.

-

$$e^{-\eta t}(Z^{(1)}(t), Z^{(2)}(t), \dots) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{p.s.} (e^{-\eta T^{(1)}} E_1, e^{-\eta T^{(2)}} E_2, \dots)$$

où les E_i sont des copies indépendantes de E et indépendantes des $T^{(i)}$.

Esquisse de preuve :

$$e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) = e^{-\eta T^{(i)}} e^{-\eta(t-T^{(i)})} X_{(i)}(t-T^{(i)}) \mathbf{1}_{\{T^{(i)} \leq t\}}$$

$$\xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} e^{-\eta T^{(i)}} E_{(i)}$$

On en déduit le comportement asymptotique des familles survivantes :

Proposition

On a

- $(T^{(i)}, i \geq 1)$ sont les temps d'arrivée d'un processus de Poisson d'intensité $\theta\eta/b$.

-

$$e^{-\eta t}(Z^{(1)}(t), Z^{(2)}(t), \dots) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{p.s.} (e^{-\eta T^{(1)}} E_1, e^{-\eta T^{(2)}} E_2, \dots)$$

où les E_i sont des copies indépendantes de E et indépendantes des $T^{(i)}$.

Esquisse de preuve :

$$\begin{aligned} e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) &= e^{-\eta T^{(i)}} e^{-\eta(t-T^{(i)})} X_{(i)}(t-T^{(i)}) \mathbf{1}_{\{T^{(i)} \leq t\}} \\ &\xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} e^{-\eta T^{(i)}} E_{(i)} \end{aligned}$$

Convergence de la population totale

On rappelle que $\psi(\lambda) = \lambda - \int_{(0,\infty)} (1 - e^{-\lambda r}) \Lambda(dr)$ et on définit la **fonction d'échelle** qui y est associée comme l'unique fonction continue et strictement croissante $W : [0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$ telle que

$$\int_0^\infty e^{-\lambda x} W(x) dx = \frac{1}{\psi(\lambda)}, \quad \lambda > \eta.$$

Proposition (Lambert 2010)

Si $\tilde{\mathbb{P}}_x$ désigne la loi de $(X(t), t \geq 0)$ conditionné à avoir un unique ancêtre dont la durée de vie est x ,

$$\tilde{\mathbb{P}}_x(X(t) = 0) = W(t - x)/W(t)$$

et conditionné à être non nul, $X(t)$ suit une loi **géométrique** de succès de probabilité $1/W(t)$.

Convergence de la population totale

On rappelle que $\psi(\lambda) = \lambda - \int_{(0,\infty)} (1 - e^{-\lambda r}) \Lambda(dr)$ et on définit la **fonction d'échelle** qui y est associée comme l'unique fonction continue et strictement croissante $W : [0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$ telle que

$$\int_0^\infty e^{-\lambda x} W(x) dx = \frac{1}{\psi(\lambda)}, \quad \lambda > \eta.$$

Proposition (Lambert 2010)

Si $\tilde{\mathbb{P}}_x$ désigne la loi de $(X(t), t \geq 0)$ conditionné à avoir un unique ancêtre dont la durée de vie est x ,

$$\tilde{\mathbb{P}}_x(X(t) = 0) = W(t - x)/W(t)$$

et conditionné à être non nul, $X(t)$ suit une loi **géométrique** de succès de probabilité $1/W(t)$.

Convergence de la population totale

On rappelle que $\psi(\lambda) = \lambda - \int_{(0,\infty)} (1 - e^{-\lambda r}) \Lambda(dr)$ et on définit la **fonction d'échelle** qui y est associée comme l'unique fonction continue et strictement croissante $W : [0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$ telle que

$$\int_0^\infty e^{-\lambda x} W(x) dx = \frac{1}{\psi(\lambda)}, \quad \lambda > \eta.$$

Proposition (Lambert 2010)

Si $\tilde{\mathbb{P}}_x$ désigne la loi de $(X(t), t \geq 0)$ conditionné à avoir un unique ancêtre dont la durée de vie est x ,

$$\tilde{\mathbb{P}}_x(X(t) = 0) = W(t - x)/W(t)$$

et conditionné à être non nul, $X(t)$ suit une loi **géométrique** de succès de probabilité $1/W(t)$.

Théorème

- (i) Pour t positif, $I(t)$ est une v.a. **binomiale négative** de paramètres $1 - W(t)^{-1}$ et θ/b . i.e. pour $s \in [0, 1]$, sa fonction génératrice est

$$G_t(s) := \mathbb{E} \left[s^{I(t)} \right] = \left(\frac{W(t)^{-1}}{1 - s(1 - W(t)^{-1})} \right)^{\theta/b}.$$

(ii)

$$I := \lim_{t \rightarrow \infty} e^{-\eta t} I(t) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta T^{(i)}} E_i \text{ p.s.}$$

et I suit une distribution Gamma $\Gamma(\theta/b, \psi'(\eta))$

Théorème

- (i) Pour t positif, $I(t)$ est une v.a. **binomiale négative** de paramètres $1 - W(t)^{-1}$ et θ/b . i.e. pour $s \in [0, 1]$, sa fonction génératrice est

$$G_t(s) := \mathbb{E} \left[s^{I(t)} \right] = \left(\frac{W(t)^{-1}}{1 - s(1 - W(t)^{-1})} \right)^{\theta/b}.$$

(ii)

$$I := \lim_{t \rightarrow \infty} e^{-\eta t} I(t) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta T^{(i)}} E_i \text{ p.s.}$$

et I suit une distribution Gamma $\Gamma(\theta/b, \psi'(\eta))$

Esquisse de la preuve du (ii)

Convergence en loi : (i) et $e^{-\eta t} W(t) \rightarrow 1/\psi'(\eta)$

$$\mathbb{E} \left[e^{-aI} \right] = \lim_{t \rightarrow \infty} \left(e^{-ae^{-\eta t}} + \left(1 - e^{-ae^{-\eta t}} \right) W(t) \right)^{-\frac{\theta}{b}} = \left(\frac{\psi'(\eta)}{a + \psi'(\eta)} \right)^{\frac{\theta}{b}}$$

Pour démontrer la **convergence presque sûre**, on décompose $I(t)$ en populations survivantes et non-survivantes :

$$e^{-\eta t} I(t) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) + \sum_{i \geq 1} e^{-\eta t} X_i(t - T_i) \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\} \cap \text{Ext}_i}$$

où Ext_i est l'événement d'extinction du processus X_i .

Le second terme est majoré par $C_t := \sum_{i \geq 1} \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\}} Y_i \mathbf{1}_{\text{Ext}_i}$ où Y_i est la **progéniture totale** de $(X_i(t), t \geq 0)$. C'est aussi la progéniture totale d'un Galton-Watson conditionné à s'éteindre donc sous-critique : C_t processus de Poisson composé donc croît linéairement et donc le **second terme tend vers 0 p.s.**

Esquisse de la preuve du (ii)

Convergence en loi : (i) et $e^{-\eta t} W(t) \rightarrow 1/\psi'(\eta)$

$$\mathbb{E} \left[e^{-aI} \right] = \lim_{t \rightarrow \infty} \left(e^{-ae^{-\eta t}} + \left(1 - e^{-ae^{-\eta t}} \right) W(t) \right)^{-\frac{\theta}{b}} = \left(\frac{\psi'(\eta)}{a + \psi'(\eta)} \right)^{\frac{\theta}{b}}$$

Pour démontrer la **convergence presque sûre**, on décompose $I(t)$ en populations survivantes et non-survivantes :

$$e^{-\eta t} I(t) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) + \sum_{i \geq 1} e^{-\eta t} X_i(t - T_i) \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\} \cap \text{Ext}_i}$$

où Ext_i est l'événement d'extinction du processus X_i .

Le second terme est majoré par $C_t := \sum_{i \geq 1} \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\}} Y_i \mathbf{1}_{\text{Ext}_i}$ où Y_i est la **progéniture totale** de $(X_i(t), t \geq 0)$. C'est aussi la progéniture totale d'un Galton-Watson conditionné à s'éteindre donc sous-critique : C_t processus de Poisson composé donc croît linéairement et donc le **second terme tend vers 0** p.s.

Esquisse de la preuve du (ii)

Convergence en loi : (i) et $e^{-\eta t} W(t) \rightarrow 1/\psi'(\eta)$

$$\mathbb{E} \left[e^{-aI} \right] = \lim_{t \rightarrow \infty} \left(e^{-ae^{-\eta t}} + \left(1 - e^{-ae^{-\eta t}} \right) W(t) \right)^{-\frac{\theta}{b}} = \left(\frac{\psi'(\eta)}{a + \psi'(\eta)} \right)^{\frac{\theta}{b}}$$

Pour démontrer la **convergence presque sûre**, on décompose $I(t)$ en populations survivantes et non-survivantes :

$$e^{-\eta t} I(t) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) + \sum_{i \geq 1} e^{-\eta t} X_i(t - T_i) \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\} \cap \text{Ext}_i}$$

où Ext_i est l'événement d'extinction du processus X_i .

Le second terme est majoré par $C_t := \sum_{i \geq 1} \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\}} Y_i \mathbf{1}_{\text{Ext}_i}$ où Y_i est la **progéniture totale** de $(X_i(t), t \geq 0)$. C'est aussi la progéniture totale d'un Galton-Watson conditionné à s'éteindre donc sous-critique : C_t processus de Poisson composé donc croît linéairement et donc le **second terme tend vers 0** p.s.

Esquisse de la preuve du (ii)

Convergence en loi : (i) et $e^{-\eta t} W(t) \rightarrow 1/\psi'(\eta)$

$$\mathbb{E} \left[e^{-aI} \right] = \lim_{t \rightarrow \infty} \left(e^{-ae^{-\eta t}} + \left(1 - e^{-ae^{-\eta t}} \right) W(t) \right)^{-\frac{\theta}{b}} = \left(\frac{\psi'(\eta)}{a + \psi'(\eta)} \right)^{\frac{\theta}{b}}$$

Pour démontrer la **convergence presque sûre**, on décompose $I(t)$ en populations survivantes et non-survivantes :

$$e^{-\eta t} I(t) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) + \sum_{i \geq 1} e^{-\eta t} X_i(t - T_i) \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\} \cap \text{Ext}_i}$$

où Ext_i est l'événement d'extinction du processus X_i .

Le second terme est majoré par $C_t := \sum_{i \geq 1} \mathbf{1}_{\{t \geq T_i\}} Y_i \mathbf{1}_{\text{Ext}_i}$ où Y_i est la **progéniture totale** de $(X_i(t), t \geq 0)$. C'est aussi la progéniture totale d'un Galton-Watson conditionné à s'éteindre donc sous-critique : C_t processus de Poisson composé donc croît linéairement et donc le **second terme tend vers 0 p.s.**

Pour le second terme, on utilise un théorème de convergence dominée.

$$\sum_{i \geq 1} \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) \right) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta T^{(i)}} \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} X_{(i)}(t) \right)$$

Lemme

Soient $(\zeta_i, i \geq 1)$ des v.a. telles que $\mathbb{E}[\log^+ \zeta_1] < \infty$ et $(\tau_i, i \geq 1)$ un processus de Poisson indépendant. Alors, pour $r > 0$, $\sum_{i \geq 1} e^{-r\tau_i} \zeta_i$ converge p.s.

Proposition

Si $(X(t), t \geq 0)$ est un processus de CMJ binaire homogène, on a

$$\mathbb{E} \left[\left(\log^+ \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} X(t) \right) \right)^2 \middle| \text{Ext}^c \right] < \infty$$

Pour le second terme, on utilise un théorème de convergence dominée.

$$\sum_{i \geq 1} \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) \right) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta T^{(i)}} \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} X_{(i)}(t) \right)$$

Lemme

Soient $(\zeta_i, i \geq 1)$ des v.a. telles que $\mathbb{E}[\log^+ \zeta_1] < \infty$ et $(\tau_i, i \geq 1)$ un processus de Poisson indépendant. Alors, pour $r > 0$, $\sum_{i \geq 1} e^{-r\tau_i} \zeta_i$ converge p.s.

Proposition

Si $(X(t), t \geq 0)$ est un processus de CMJ binaire homogène, on a

$$\mathbb{E} \left[\left(\log^+ \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} X(t) \right) \right)^2 \middle| \text{Ext}^c \right] < \infty$$

Pour le second terme, on utilise un théorème de convergence dominée.

$$\sum_{i \geq 1} \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} Z^{(i)}(t) \right) = \sum_{i \geq 1} e^{-\eta T^{(i)}} \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} X_{(i)}(t) \right)$$

Lemme

Soient $(\zeta_i, i \geq 1)$ des v.a. telles que $\mathbb{E}[\log^+ \zeta_1] < \infty$ et $(\tau_i, i \geq 1)$ un processus de Poisson indépendant. Alors, pour $r > 0$, $\sum_{i \geq 1} e^{-r\tau_i} \zeta_i$ converge p.s.

Proposition

Si $(X(t), t \geq 0)$ est un processus de CMJ binaire homogène, on a

$$\mathbb{E} \left[\left(\log^+ \sup_{t \geq 0} \left(e^{-\eta t} X(t) \right) \right)^2 \middle| \text{Ext}^c \right] < \infty$$

La preuve est basée sur une **décomposition en épine dorsale** du splitting tree conditionné à ne pas s'éteindre.

$$X(t) = X_t^\infty + X_t^d + X_t^g$$

où

- X_t^∞ est le nombre d'individus vivant au temps t ayant une **descendance infinie**. En particulier, $(X_t^\infty, t \geq 0)$ est un processus de Yule de taux η .
- X_t^d est le nombre d'individus vivant au temps t provenant d'arbres greffés sur la droite de l'arbre de Yule et conditionnés à s'éteindre.
- X_t^g est le nombre d'individus vivant au temps t provenant d'arbres greffés sur la gauche de l'arbre de Yule et conditionnés à s'éteindre.

La preuve est basée sur une **décomposition en épine dorsale** du splitting tree conditionné à ne pas s'éteindre.

$$X(t) = X_t^\infty + X_t^d + X_t^g$$

où

- X_t^∞ est le nombre d'individus vivant au temps t ayant une **descendance infinie**. En particulier, $(X_t^\infty, t \geq 0)$ est un processus de Yule de taux η .
- X_t^d est le nombre d'individus vivant au temps t provenant d'arbres greffés sur la droite de l'arbre de Yule et conditionnés à s'éteindre.
- X_t^g est le nombre d'individus vivant au temps t provenant d'arbres greffés sur la gauche de l'arbre de Yule et conditionnés à s'éteindre.

La preuve est basée sur une **décomposition en épine dorsale** du splitting tree conditionné à ne pas s'éteindre.

$$X(t) = X_t^\infty + X_t^d + X_t^g$$

où

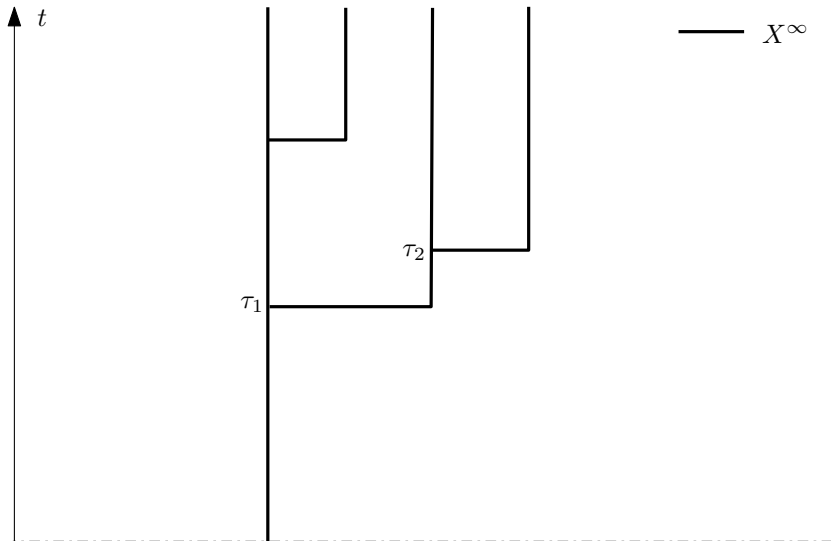
- X_t^∞ est le nombre d'individus vivant au temps t ayant une **descendance infinie**. En particulier, $(X_t^\infty, t \geq 0)$ est un processus de Yule de taux η .
- X_t^d est le nombre d'individus vivant au temps t provenant d'arbres greffés sur la droite de l'arbre de Yule et conditionnés à s'éteindre.
- X_t^g est le nombre d'individus vivant au temps t provenant d'arbres greffés sur la gauche de l'arbre de Yule et conditionnés à s'éteindre.

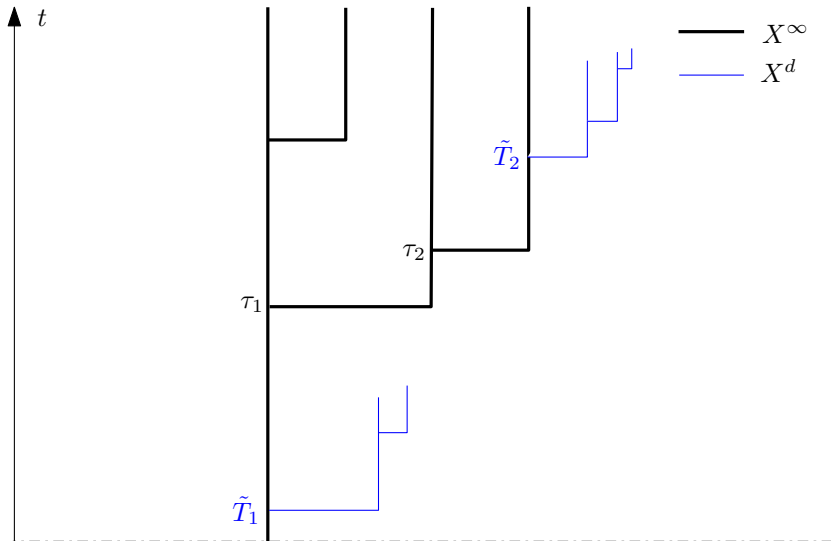
La preuve est basée sur une **décomposition en épine dorsale** du splitting tree conditionné à ne pas s'éteindre.

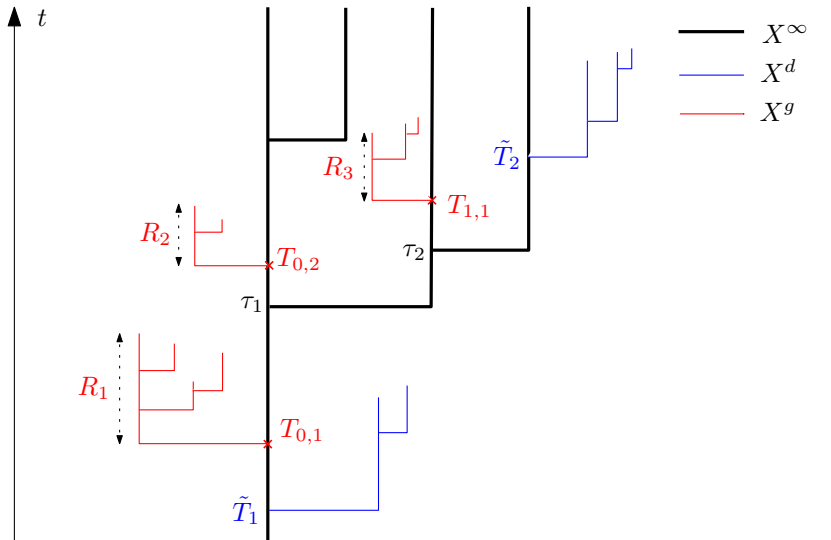
$$X(t) = X_t^\infty + X_t^d + X_t^g$$

où

- X_t^∞ est le nombre d'individus vivant au temps t ayant une **descendance infinie**. En particulier, $(X_t^\infty, t \geq 0)$ est un processus de Yule de taux η .
- X_t^d est le nombre d'individus vivant au temps t provenant d'arbres greffés sur la droite de l'arbre de Yule et conditionnés à s'éteindre.
- X_t^g est le nombre d'individus vivant au temps t provenant d'arbres greffés sur la gauche de l'arbre de Yule et conditionnés à s'éteindre.







Calcul de la loi du vecteur limite

- Avec les deux premières parties de la preuve, on a

$$\frac{(Z^{(1)}(t), \dots)}{I(t)} = \frac{e^{-\eta t}(Z^{(1)}(t), \dots)}{e^{-\eta t}I(t)} \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \left(\frac{\sigma_1}{\sigma}, \frac{\sigma_2}{\sigma}, \dots \right) \quad \text{p.s.}$$

où $\sigma_i := \exp(-\eta T^{(i)}) E_i$ et $\sigma := \sum_{i \geq 1} \sigma_i$.

- De plus, les $(\sigma_i)_{i \geq 1}$ sont les points d'un processus de Poisson non-homogène sur $(0, \infty)$ d'intensité $\frac{\theta e^{-\psi'(\eta)y}}{b y} dy$ car $(T^{(i)})_{i \geq 1}$ est un PPP($\theta\eta/b$) et les $(E_i)_{i \geq 1}$ sont des exponentielles i.i.d. de paramètre $\psi'(\eta)$.
- $\left(\frac{\sigma_1}{\sigma}, \frac{\sigma_2}{\sigma}, \dots \right)$ suit donc une loi GEM(θ/b).

Calcul de la loi du vecteur limite

- Avec les deux premières parties de la preuve, on a

$$\frac{(Z^{(1)}(t), \dots)}{I(t)} = \frac{e^{-\eta t}(Z^{(1)}(t), \dots)}{e^{-\eta t}I(t)} \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \left(\frac{\sigma_1}{\sigma}, \frac{\sigma_2}{\sigma}, \dots \right) \quad \text{p.s.}$$

où $\sigma_i := \exp(-\eta T^{(i)}) E_i$ et $\sigma := \sum_{i \geq 1} \sigma_i$.

- De plus, les $(\sigma_i)_{i \geq 1}$ sont les points d'un **processus de Poisson non-homogène sur $(0, \infty)$ d'intensité $\frac{\theta e^{-\psi'(\eta)y}}{b y} dy$** car $(T^{(i)})_{i \geq 1}$ est un PPP($\theta\eta/b$) et les $(E_i)_{i \geq 1}$ sont des exponentielles i.i.d. de paramètre $\psi'(\eta)$.
- $\left(\frac{\sigma_1}{\sigma}, \frac{\sigma_2}{\sigma}, \dots \right)$ suit donc une loi **GEM(θ/b)**.

Calcul de la loi du vecteur limite

- Avec les deux premières parties de la preuve, on a

$$\frac{(Z^{(1)}(t), \dots)}{I(t)} = \frac{e^{-\eta t}(Z^{(1)}(t), \dots)}{e^{-\eta t}I(t)} \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \left(\frac{\sigma_1}{\sigma}, \frac{\sigma_2}{\sigma}, \dots \right) \quad \text{p.s.}$$

où $\sigma_i := \exp(-\eta T^{(i)}) E_i$ et $\sigma := \sum_{i \geq 1} \sigma_i$.

- De plus, les $(\sigma_i)_{i \geq 1}$ sont les points d'un **processus de Poisson non-homogène sur $(0, \infty)$ d'intensité $\frac{\theta e^{-\psi'(\eta)y}}{b y} dy$** car $(T^{(i)})_{i \geq 1}$ est un PPP($\theta\eta/b$) et les $(E_i)_{i \geq 1}$ sont des exponentielles i.i.d. de paramètre $\psi'(\eta)$.
- $(\frac{\sigma_1}{\sigma}, \frac{\sigma_2}{\sigma}, \dots)$ suit donc une loi **GEM(θ/b)**.

- 1 Le modèle
 - Splitting trees
 - Immigration
 - Résultats

- 2 Preuve du Théorème I
 - Convergence de $(X(t), t \geq 0)$
 - Convergence de la population totale
 - Calcul de la loi du vecteur limite

- 3 **Modèle 2**
 - **Résultat**
 - **Preuve**

Abondances asymptotiques pour le Modèle 2

Dans ce modèle, les immigrants sont de type i avec probabilité p_i .

Théorème (II)

Pour $i \geq 1$, soit $\alpha_i := \frac{\theta p_i}{b}$.

Alors

$$\lim_{t \rightarrow \infty} I(t)^{-1} (I_1(t), I_2(t), \dots) = (P'_1, P'_2, \dots) \quad p.s.$$

où pour $i \geq 1$

$$P'_i \stackrel{(d)}{=} B'_i \prod_{j=1}^{i-1} (1 - B'_j)$$

et $(B'_i)_{i \geq 1}$ est une suite de v.a. indépendantes de loi

Beta $\left(\alpha_i, \frac{\theta}{b} \sum_{j \geq i+1} p_j \right)$.

En particulier, pour $i \geq 1$, P'_i suit une loi Beta $B(\alpha_i, \theta/b - \alpha_i)$.

Abondances asymptotiques pour le Modèle 2

Dans ce modèle, les immigrants sont de type i avec probabilité p_i .

Théorème (II)

Pour $i \geq 1$, soit $\alpha_i := \frac{\theta p_i}{b}$.

Alors

$$\lim_{t \rightarrow \infty} I(t)^{-1} (I_1(t), I_2(t), \dots) = (P'_1, P'_2, \dots) \quad p.s.$$

où pour $i \geq 1$

$$P'_i \stackrel{(d)}{=} B'_i \prod_{j=1}^{i-1} (1 - B'_j)$$

et $(B'_j)_{j \geq 1}$ est une suite de v.a. indépendantes de loi

Beta $\left(\alpha_i, \frac{\theta}{b} \sum_{j \geq i+1} p_j \right)$.

En particulier, pour $i \geq 1$, P'_i suit une loi Beta $B(\alpha_i, \theta/b - \alpha_i)$.

- Si $N^i(t)$ est le **nombre d'immigrants de type i** arrivés avant le temps t , $(N^i(t), t \geq 0)$ est un processus de Poisson de paramètre θp_i et les processus $(N^i, i \geq 1)$ sont indépendants.
- On en déduit que $I_1(t), I_2(t), \dots$ sont indépendants et leurs comportements asymptotiques sont les mêmes que ceux de $I(t)$ dans le Théorème I mais en remplaçant θ par θp_i .

Proposition

On rappelle que $\alpha_i = \theta p_i / b$. Alors

$$e^{-\eta t} I_i(t) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} I_i \text{ p.s.} \quad i \geq 1$$

où les variables I_i sont indépendantes et I_i suit une loi Gamma $\Gamma(\alpha_i, \psi'(\eta))$.

- Si $N^i(t)$ est le **nombre d'immigrants de type i** arrivés avant le temps t , $(N^i(t), t \geq 0)$ est un processus de Poisson de paramètre θp_i et les processus $(N^i, i \geq 1)$ sont indépendants.
- On en déduit que $I_1(t), I_2(t), \dots$ sont indépendants et leurs comportements asymptotiques sont les mêmes que ceux de $I(t)$ dans le Théorème I mais en remplaçant θ par θp_i .

Proposition

On rappelle que $\alpha_i = \theta p_i / b$. Alors

$$e^{-\eta t} I_i(t) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} I_i \text{ p.s.} \quad i \geq 1$$

où les variables I_i sont indépendantes et I_i suit une loi Gamma $\Gamma(\alpha_i, \psi'(\eta))$.

- Si $N^i(t)$ est le **nombre d'immigrants de type i** arrivés avant le temps t , $(N^i(t), t \geq 0)$ est un processus de Poisson de paramètre θp_i et les processus $(N^i, i \geq 1)$ sont indépendants.
- On en déduit que $I_1(t), I_2(t), \dots$ sont indépendants et leurs comportements asymptotiques sont les mêmes que ceux de $I(t)$ dans le Théorème I mais en remplaçant θ par θp_i .

Proposition

On rappelle que $\alpha_i = \theta p_i / b$. Alors

$$e^{-\eta t} I_i(t) \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} I_i \text{ p.s.} \quad i \geq 1$$

où les variables I_i sont indépendantes et I_i suit une loi Gamma $\Gamma(\alpha_i, \psi'(\eta))$.

On en déduit que pour $r \geq 1$,

$$\lim_{t \rightarrow \infty} l(t)^{-1}(l_1(t), \dots, l_r(t)) = \left(\frac{l_1}{l}, \dots, \frac{l_r}{l} \right) \quad \text{p.s.}$$

puis on calcule la loi de la limite en utilisant $l = \sum_{i \geq 1} l_i$,
 $l_i \sim \Gamma(\alpha_i, \psi'(\eta))$ et $l \sim \Gamma(\theta/b, \psi'(\eta))$.

Merci de votre attention.