1 Probabilités conditionnelles

> Rappel théorème de Bayes :

$$Pr(A|B) = \frac{Pr(A \cap B)}{Pr(B)} = \frac{Pr(B|A)Pr(A)}{Pr(B)}$$

> Distribution conditionnelle :

$$\Pr(X_1 = x_1 | X_2 = x_2) = \frac{\Pr(X_1 = x_1, X_2 = x_2)}{\Pr(X_2 = x_2)}$$

> L'espérance d'une fonction conditionnelle :

$$E[g(X_1)|X_2 = x_2] = \sum_{i=0}^{\infty} g(x) \Pr(X_1 = x_1|X_2 = x_2)$$

> La variance d'une fonction conditionnelle :

$$Var(g(X_1)|X_2) = E\left[g(X_1)^2|X_2\right] - E\left[g(X_1)|X_2\right]^2$$

> L'espérance conditionnelle :

$$\begin{split} \mathbf{E}\left[X_{1}\right] &= \mathbf{E}\left[\mathbf{E}\left[X_{1}|X_{2}\right]\right] \\ &= \sum_{x_{2}=0}^{\infty} \mathbf{E}\left[X_{1}|X_{2}\right] \mathbf{Pr}\left(X_{2} = x_{2}\right) \\ \mathbf{E}\left[X_{1}\right] &= \mathbf{E}\left[\mathbf{E}\left[X_{1}|X_{2}\right]\right] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{E}\left[X_{1}|X_{2}\right] f_{X_{2}}(x_{2}) dx_{2} \end{split}$$

> La variance conditionnelle :

$$Var(X_1) = E[Var(X_1|X_2)] + Var(E[X_1|X_2])$$

Lorsqu'il y a 3 v.a., l'espérance devient

$$\begin{split} \mathbf{E}\left[X_{1}|X_{2}\right] &= \mathbf{E}\left[\mathbf{E}\left[X_{1}|X_{2},X_{3}\right]|X_{2}\right] \\ &= \sum_{x_{3}=0}^{\infty} \mathbf{E}\left[X_{1}|X_{2},X_{3}\right] \Pr\left(X_{3} = x_{3}|X_{2} = x_{2}\right) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{E}\left[X_{1}|X_{2},X_{3}\right] f_{X_{3}|X_{2}}(x_{3}|x_{2}) dx_{3} \end{split}$$

La variance conditionnelle devient

$$Var(X_1) = E[Var(X_1|X_2, X_3)] + Var(E[X_1|X_2, X_3])$$

De plus,

$$Cov(X,Y) = E[Cov(X,Y|Z)] + Cov(E[X|Z], E[Y|Z])$$

Soit N, le nombre d'essais indépendants jusqu'à avoir un même résultat k fois consécutivement avec m possibilités équiprobables.

$$\mathrm{E}\left[N\right] = \frac{1 - m^k}{1 - m}$$

2 Processus Stochastiques

Définition

Domaine: Valeurs possible du processus à un temps quelconque t.

Exemple: Température est dans un certain intervalle, $\Omega \in [-50, 50]$.

Filtration: Information connue au temps t.

Exemple : Température dépend de la température passée, peu probable qu'il neige s'il faisait 35 hier.

Probabilités: Probabilité des événements possibles.

Exemple : Température possède certaines probabilités, 70% de plus demain, 40% dans 2 jours, etc.

Dénoté par $\{X(t), t \in T\}$. Si l'ensemble est :

fini ou dénombrable : Processus est dit d'être en temps discret.

infini ou non-dénombrable : Processus est dit d'être en temps continu.

Si l'ensemble des valeurs possibles de X(t) est :

fini ou infini dénombrable : Processus est dit d'avoir un espace d'état discret

infini ou non-dénombrable : Processus est dit d'avoir un espace d'état continu

Fonctions

Fonction de répartition d'ordre k du processus $\{X(t), t \in T\}$.

$$F(x_1,...,x_k; t_1,...,t_k) = \Pr(X(t_1) \le x_1,...,X(t_k) \le x_k)$$

Fonction de densité d'ordre k du processus $\{X(t), t \in T\}$.

$$f(x_1,\ldots,x_k;\,t_1,\ldots,t_k)=\frac{\partial^k}{\partial_{x_1}\ldots\partial_{x_k}}F(x_1,\ldots,x_k;\,t_1,\ldots,t_k)$$

Fonction de probabilité de masse d'ordre k du processus $\{X(t), t \in T\}$.

$$p(x_1,...,x_k; t_1,...,t_k) = Pr(X(t_1) = x_1,...,X(t_k) = x_k)$$

Moments

Moyenne à l'instant t, alias moment d'ordre t.

$$m_X(t) = \mathbb{E}[X(t)]$$

Auto-covariance en $\{t_1, t_2\}$.

 $Cov(X(t_1), X(t_2)) = E[X(t_1), X(t_2)] - m_x(t_1)m_x(t_2)$

Auto-corrélation en $\{t, t-1\}$.

$$\rho_{\text{auto}}(X(t)) = \frac{\text{Cov}(X(t), X(t-1))}{\sqrt{V(X(t))V(X(t-1))}}$$
stationnaire
$$\frac{\text{Cov}(X(t), X(t-1))}{V(X(t))}$$

Propriétés

Les accroissement sont :

Indépendants si les v.a. $X(t_4) - X(t_3)$ et $X(t_2) - X(t_1)$ sont indépendants $\forall t_1 \le t_2 \le t_3 \le t_4$.

Stationnaires si les v.a. $X(t_2 + s) - X(t_1 + s)$ et $X(t_2) - X(t_1)$ possèdent la même fonction de répartition $\forall s$.

$$F(x_1,...,x_n; t_1,...,t_n) = F(x_1,...,x_n; t_1+s,...,t_n+s)$$

3 Chaînes de Markov

Définition

Une chaîne de Markov est homogène si

$$\Pr(X_{n+1} = j | X_n = i, ..., X_0 = i_0) = \Pr(X_{n+1} = j | X_n = i)$$

= p_{ij}

On définit la matrice des probabilités de transition

$$P = [p_{ij}]_{i \times j}$$

$$= \begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} & P_{02} & \dots \\ P_{10} & P_{11} & P_{12} & \dots \\ P_{20} & P_{21} & P_{22} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

Équation de Chapman-Kolmogorov

$$p_{ij}^{(n)} = \Pr(X_{k+n} = j | X_k = i)$$

$$p_{ij}^{(n+m)} = \sum_{k=0}^{\infty} p_{ik}^{(n)} p_{kj}^{(m)}$$

Note : soit P la matrice des probabilités de transition. On peut trouver $P^{(n+m)} = P^{(n)} \cdot P^{(m)}$, avec $P^{(n)} = P^n = P \cdot P \cdot P \cdot \dots \cdot P$.

$$\Pr(X_n = j) = \sum_{i=0}^{\infty} p_{ij}^{(n)} p_{x_0}(i)$$
$$= \sum_{i=0}^{\infty} \Pr(X_n = j | X_0 = i) \Pr(X_0 = i)$$

États accessibles et communicants

- → j est accessible de i si $p_{ij}^{(n)} > 0$, pour $n \in \mathbb{N}$.
- \rightarrow si i et j sont accessibles réciproquement ($i \leftrightarrow i$), alors ils sont **communicants**. Ils forment donc une classe (ainsi que les autres états communicants).
- > Une chaîne de Markov est dite <u>irréductible</u> si elle est composée d'une seule classe.

Propriété d'une classe

- **✔** Réflexibilité : $p_{ii}^{(0)} = 1$.
- **✓** Symétrie : $i \leftrightarrow j$ est équivalent à $j \leftrightarrow i$.
- **✓** Transitivité : si *i* communique avec *j* (i.e. $p_{ij}^{(n)} > 0$) et que *j* communique avec *k* (i.e. $p_{jk}^{(m)} > 0$), alors

$$p_{ik}^{(n+m)} = \sum_{r=0}^{\infty} p_{ir}^{(n)} p_{rk}^{(m)} \ge p_{ij}^{(n)} p_{jk}^{(m)} > 0$$

États récurrents, transcients et absorbants

- $\rightarrow f_{ii}$: probabilité de revenir éventuellement à l'état i en ayant comme point de départ i.
- > État récurrent $f_{ii}=1 \qquad \qquad f_{ii}<1$ $\sum_{n=1}^{\infty}P_{ii}^{(n)}=\infty \qquad \qquad \sum_{n=1}^{\infty}P_{ii}^{(n)}<\infty$
- > Si l'état i est récurrent et que $i \leftrightarrow j$, alors j est récurrent aussi.
- $f_{ii}^{(n)}$: probabilité de revenir à l'état i pour la première fois après n étapes.
- > Une chaîne de Markov irréductible avec espace d'état fini **n'a que des états récurrents**.
- > **État absorbant** : j est un état absorbant si $p_{jj} = 1$. De plus, Si j est un état absorbant, alors

$$f_{ij} = \sum_{k=0}^{m} p_{ik} f_{kj}$$

Probabilité limites

> **État périodique** : si l'état a une période *d*, alors il sera possible de revenir à cet état après *n* étapes, qui est un multiple de *d*. i.e

$$d(i) = P.G.C.D\{n \in \mathbb{N} \mid p_{ii}^{(n)} > 0\}$$

- \Rightarrow si d(i) = 1, alors l'état i est apériodique.
- > La périodicité est une propriété de classe : si i ↔ j, alors d(i) = d(j).

> Le temps de retour moyen pour l'état *i* est défini par

$$\mu_{ii} = \sum_{n=1}^{\infty} n f_{ii}^{(n)}$$

$$\text{avec } \pi_i = \frac{1}{\mu_{ii}}$$

- > État récurrent positif : si, à partir de l'état i, le temps de retour moyen μ_{ii} à l'état i est fini, alors l'état i est récurrent positif.
- > État ergodique : un état qui est à la fois apériodique et récurrent positif.
- > Si une Chaîne de Markov est irréductible et que tout ses états sont ergodiques, alors

(1)
$$\lim_{n\to\infty} p_{ij}^{(n)} = \pi_j < \infty$$

(2)
$$\pi_j = \sum_{i=0}^{\infty} \pi_i p_{ij}$$

(3)
$$\sum_{j=0}^{\infty} \pi_j = 1$$

 \rightarrow On peut alors résoudre un système d'équations pour trouver nos π_i .

Système Bonus Malus

 $s_i(k)$: Le prochain état d'un assuré dans l'état i ayant eu k accidents.

 a_k : Probabilité qu'un assuré ait k accidents.

4 Processus de Poisson

Soit N(t) le nombre d'évènements qui se sont produits dans l'intervalle t.

Définitions

Définition 1

Un processus de dénombrement $\{N(t); t \geq 0\}$ est dit un processus de Poisson avec $\lambda > 0$ ssi

- (1) N(0) = 0
- (2) Le processus a des accroissements indépendants, i.e pour $0 \le t_1 \le t_2 < t_3$, les accroissements $(N(t_3) N(t_2))$ et $(N(t_2) N(t_1))$ sont stochastiquement indépendants.

(3)
$$\forall t$$
, $(N(s+t)-N(s)) \sim Pois(\lambda t)$. Alors,

$$\Pr\left(N(s+t) - N(s) = n\right) = \frac{(\lambda t)^n e^{-\lambda t}}{n!}$$

Définition 2



Un processus de dénombrement $\{N(t); t \geq 0\}$ est dit un processus de Poisson avec $\lambda > 0$ ssi

- (1) N(0) = 0
- (2) a des accroissements indépendants et stationnaires
- (3) $Pr(N(h) = 1) = \lambda h + o(h)$
- (4) $\Pr(N(h) \ge 2) = o(h)$

Avec o(h) une fonction où f(h) = o(h) si $\lim_{n\to\infty} \frac{f(h)}{h} = 0$.

On peut prouver que ces 2 définitions sont équivalentes.

Rappels sur la loi de Poisson

La fonction génératrice des moments de $X \sim Pois(\lambda)$ est

$$M_X(t) = E\left[e^{tX}\right] = e^{-\lambda(e^t - 1)}$$

Temps séparant 2 évènements successifs

- \rightarrow Soit T_i le temps entre le $(i-1)^e$ et le i^e évènement.
- > Alors, $T_n \sim Exp(\lambda)$.
- \rightarrow Soit S_n le moment où se produit le i^e évènement. On a

$$S_n = \sum_{i=1}^n T_i$$

- > On peut facilement prouver que S_n ∼ $\Gamma(n, \lambda)$.
- → Si $N(t) \ge n$, alors nécessairement $S_n \le t$.

Processus de Poisson avec évènements de type I et II

- > Soit un Processus de Poisson $\{N(t); t \ge 0\}$ où il peut y avoir un évènement de type I avec probabilité p ou un de type II avec probabilité q.
- > Nécessairement, on a

$$N(t) = N_1(t) + N_2(t)$$

Avec $N_1(t)$ et $N_2(t)$ qui sont stochastiquement indépendants.

 $> N_i(t) \sim Pois(\lambda p_i t)$, où p_i est la probabilité que l'évènement de type i se produise.

Distribution conditionnelle des temps d'occurence

> Pour un processus de Poisson $\{N(t); t \ge 0\}$, la distribution conditionnelle des temps d'occurence $S_1, ... S_n$ sachant que N(t) = n est définie par

$$f_{S_1,...,S_n|N(t)}(s_1,...,s_n|n) = \frac{n!}{t^n}$$

pour $0 < s_1 < ... < s_n$.

> La distribution de $S_1,...,S_n|N(t)=n$ a la même distribution que les statistiques d'ordre :

$$U_{(1)},...,U_{(n)} \sim U(0,t)$$

Processus de Poisson non-homogène

Définition

Un processus de dénombrement $\{N(t); t \geq 0\}$ est dit être un processus de Poisson non-homogène avec fonction d'intensité $\lambda(t)$ si

- (1) N(0) = 0;
- (2) $\{N(t); t \ge 0\}$ a des accroissements indépendants;
- (3) $\Pr(N(t+h) N(t) = 1) = \lambda(t)h + o(h);$
- (4) $\Pr(N(t+h) N(t) \ge 2) = o(h)$ où o(h) est une fonction négligeable.

Proposition 1

$$\Pr\left(N(t+s)-N(t)=n\right)=\frac{\left(m(t+s)-m(s)\right)^n}{n!}e^{-(m(t+s)-m(s))}$$
 où $m(t)=\int_0^t\lambda(x)dx$. On a alors que $N(t+s)-N(s)\sim Pois(m(t+s)-m(s))$

Proposition 2

Si S_n désigne le temps d'occurence du n^e évènement, alors

$$f_{S_n}(t) = \lambda(t) \frac{m(t)^{n-1}}{(n-1)!} e^{-m(t)}$$

Proposition 3

Si
$$T_n = S_n - S_{n-1}$$
, alors on a, pour $n \ge 2$,
$$f_{T_n}(t) = \frac{1}{(n-2)!} \int_0^\infty \lambda(s) \lambda(t+s) m(s)^{n-2} e^{-m(t+s)} ds$$

Processus de Poisson composé

Définition

Un processus stochastique $\{N(t); t \ge 0\}$ est dit être un processus de Poisson composé s'il peut être représenté comme suit :

$$X(t) = \sum_{i=1}^{N(t)} Y_i$$

où $\{N(t); t \ge 0\}$ est un Processus de Poisson avec paramètre $\lambda > 0$ et $\{Y_i; i \in \mathbb{N}\}$ est une suite de v.a. *iid* indépendantes de N(t).

Proposition 1

Soit $\{X(t); t \geq 0\}$ un processus de Poisson composé avec paramètre $\lambda > 0$ et supposons que $\Pr\left(Y_i = \alpha_j\right) = p_j, \sum p_j = 1$. Alors,

$$X(t) = \sum_{j} \alpha_{j} N_{j}(t)$$

où $N_j(t)$ est le nombre de fois que se produit l'évènement α_j dans l'intervalle de temps [0,t], et $\{N(t); t \geq 0\}$ forme une suite de v.a. indépentantes telles que $N_j(t) \sim Pois(\lambda p_j t)$. Lorsque $t \to \infty$, alors X(t) est asymptotiquement normal, i.e.

$$X(t) \sim \mathcal{N}\left(\lambda t \operatorname{E}\left[Y\right], \lambda t \operatorname{E}\left[Y^2\right]\right)$$

Proposition 2

Si $\{X(t); t \geq 0\}$ et $\{Y(t); t \geq 0\}$ sont 2 processus de Poisson composés indépendants avec paramètres et fonctions de répartition λ_1, F_{X_1} et λ_2, F_{Y_1} respectivement, alors $\{X(t) + Y(t); t \geq 0\}$ est aussi un processus de Poisson composé avec paramètre $\lambda_1\lambda_2$ et fonction de répartition $F_{X_1+Y_1}$ telle que

$$F_{X_1+Y_1} = \frac{\lambda_1 F_{X_1} + \lambda_2 F_{Y_1}}{\lambda_1 + \lambda_2}$$

Processus de Poisson conditionnel

Définition



Un processus de dénombrement avec un taux aléatoire $\Lambda>0$ est un processus de Poisson conditionnel si $\{N(t)|\Lambda=\lambda;t\geq0\}$ est un processus de Poisson avec taux $\lambda>0$.

Rappel sur la loi Gamma

La fonction de répartition de la loi Gamma, lorsque $\alpha \in \mathbb{Z}$, est définie par

$$F_X(x) = 1 - \sum_{k=1}^{\alpha - 1} \frac{(\lambda x)^k e^{-\lambda x}}{k!}$$

De plus, on a $\Gamma(\alpha) = (\alpha - 1)!$ et $\Gamma(\alpha) = (\alpha - 1)\Gamma(\alpha - 1)$. Aussi, la transformée de Laplace Dans le cas où $T \sim Erlang(m, \lambda)$, alors pour $X \sim \Gamma(\alpha, \theta)$ est

$$\mathcal{L}_X(s) = \mathrm{E}\left[e^{-sX}\right] = \left(\frac{\lambda}{\lambda + s}\right)^{\alpha}$$

Remarques importantes

- (1) Un processus de Poisson conditionnel a des accroissements stationnaires (i.e. l'accroissement ne dépend pas d'où on est, mais plutôt de l'intervalle de temps);
- (2) Mais le processus de Poisson conditionnel n'a pas nécessairement des accroissements indépendants;
- (3) Identité Poisson-Gamma : si on a $\Lambda \sim \Gamma(m, \theta)$, alors ¹

$$N(t) \sim NB\left(r = m, p = \frac{\theta}{\theta + t}\right)$$

(4) L'espérance et la variance d'un processus de Poisson conditionnel sont définies par $E[N(t)] = tE[\Lambda]$

$$\operatorname{Var}(N(t)) = t \operatorname{E}[\Lambda] + t^2 \operatorname{Var}(\Lambda)$$

(5) En utilisant le théorème de Bayes, on peut trouver la fonction de répartition $F_{\Lambda|N(t)}(x|n)$ et fonction de densité $f_{\Lambda|N(t)}(x|n)$ telles que

$$F_{\Lambda|N(t)}(x|n) = \frac{\Pr\left(\Lambda \le x | N(t) = n\right)}{\Pr\left(N(t) = n\right)}$$

$$= \frac{\Pr\left(N(t) = n | \Lambda\right) f_{\Lambda}(\lambda) d\lambda}{\int_{0}^{\infty} \Pr\left(N(t) = n | \Lambda = \lambda\right) f_{\Lambda}(\lambda) d\lambda}$$

(6) On a, $\forall t > 0$,

$$\Pr\left(N(t) > n\right) = \int_0^\infty \overline{F}_{\Lambda}\left(\frac{x}{n}\right) \frac{x^n}{n!} e^{-x} dx$$

Processus de renouvellement

Définitions générales

- T_n : intervalle de temps entre le $(n-1)^e$ et le n^e renouvellement;
- $> S_n = \sum_{i=1}^n T_i$: le temps d'occurrence du n^e renouvellement. On va souvent noter $S_{N(t)}$ avec N(t) comme temps d'arrêt du processus²;
- $\rightarrow \mu = E[T_i]$: temps moyen d'attente entre 2 renouvellements;

Distribution de N(t)

On définit
$$N(t)$$
 comme $N(t) = \max\{n : S_n \le t\}$. Alors, $\Pr(N(t) = n) = F_T^{*n}(t) - F_T^{*(n+1)}(t)$

- 1. Être capable de faire cette démonstration pour l'examen
- 2. N(t) est le temps d'arrêt dans le sens où on cesse le processus de dénombrement lorsqu'on atteint N(t).

$$\Pr\left(N(t) = n\right) = \sum_{k=mn}^{m(n+1)-1} \frac{(\lambda x)^k e^{-\lambda x}}{k!}$$

Fonction de renouvellement

La fonction de renouvellement est le nombre moyen d'occurences dans l'intervalle [0,t]:

$$m(t) = E[N(t)] = \sum_{n=1}^{\infty} F_T^{*(n)}(t)$$

Solution de l'équation de renouvellement

m(t) satisfait l'équation de renouvellement, soit

$$m(t) = F_T(t) + \int_0^t m(t-x)f_T(x)dx$$

Relation biunivoque entre m(t) et F_T

Avec la transformée de Laplace de m(t), $\hat{m}(s)$, on a

$$\hat{m}(s) = \frac{f_T(s)}{s} + \hat{m}(s)\hat{f}_T(s)$$
$$= \frac{\hat{f}(s)}{s\left(1 - \hat{f}(s)\right)}$$

Théorèmes limites

(1) On a que $N(\infty) = \infty$ avec probabilité 1. De plus,

$$\frac{N(t)}{t} \xrightarrow[t \to \infty]{} \frac{1}{\operatorname{E}[T]}$$

avec une probabilité presque certaine.

(2) Théorème élémentaire du renouvellement : avec $t \to \infty$, on a

$$\frac{m(t)}{t} \xrightarrow[t \to \infty]{} \frac{1}{\operatorname{E}[T]}$$

(3) Lorsque $t \to \infty$, N(t) est aymptotiquement normale, telle que

$$N(t) \sim \mathcal{N}\left(\frac{t}{\operatorname{E}\left[T\right]}, \frac{t\operatorname{Var}\left(T\right)}{\operatorname{E}\left[T\right]^{3}}\right)$$

Équation de renouvellement

De façon générale, si on a une équation intégrale d'une fonction g(t) telle que

$$g(t) = h(t) + \int_0^t g(t - x) dF_T(x)$$

Alors, la seule solution est

$$g(t) = h(t) + \int_0^t h(t - x) dm(x)$$

Distribution de $S_{N(t)}$

On peut définir la fonction de répartition et l'espérance de $S_{N(t)}$ comme

$$F_{S_{N(t)}}(x) = \overline{F}_T(t) + \int_0^x \overline{F}_T(t-y)dm(y)$$

et

$$\mathrm{E}\left[S_{N(t)}\right] = tF_{T}(t) - \int_{0}^{t} (t - y)\overline{F}_{T}(t - y)dm(y)$$

De plus, selon l'équation de Wald³,

$$E\left[S_{N(t)+1}\right] = E\left[T\right]\left(m(t)+1\right)$$

Key renewal theorem

$$\lim_{t \to \infty} \int_0^t h(t - x) dm(x) = \frac{1}{\operatorname{E}[T]} \int_0^\infty h(x) dx$$

Processus de renouvellement avec délai

- > Soit $\{T_n: n \in \mathbb{N}\}$ des temps entre des renouvellements succesifs qui sont iid tel que $F_{T_n}(t) = F_{T_2}(t)$ pour $n \geq 2$ et $F_{T_1(t)} \neq F_{T_2}(t)$. Alors $\{N_d(t); t \geq 0\}$ est dit être un processus de renouvellement avec délai.
- > La distribution de $N_d(t)$ est

$$\Pr\left(N_d(t) = n\right) = F_{T_1} * F_{T_2}^{*(n-1)}(t) - F_{T_1} * F_{T_2}^{*(n)}(t)$$

 \rightarrow la fonction de renouvellement $m_d(t)$ est donc

$$m_d(t) = \sum_{n=1}^{\infty} F_{T_1} * F_{T_2}^{*(n-1)}(t)$$

 \rightarrow De plus, $m_d(t)$ satisfait aussi l'équation de renouvellement, telle que

$$m_d(t) = F_{T_1}(t) + \int_0^t m_o(t-x) f_{T_1}(x) dx$$

où $m_o(t)$ est la fonction de renouvellement d'un processus de renouvellement ordinaire qui débute à T_2 .

Processus de renouvellement stationnaire

> Un processus de renouvellement $\{N_e(t); t \ge 0\}$ est dit stationnaire si

$$F_{T_1} = F_e(t) = \frac{\int_0^t \overline{F}_{T_2}(x) dx}{E[T_2]}$$

 \rightarrow La fonction de renouvellement $m_e(t)$ est définie par

$$m_e(t) = \mathrm{E}\left[N_e(t)\right] = \frac{t}{\mathrm{E}\left[T_2\right]}$$

 \rightarrow La distribution de $N_e(t)$ est définie par

$$\Pr\left(N_e(t+h) - N_e(t) = n\right) = \Pr\left(N_e(h) = n\right)$$

Car les accroissements sont stationnaires.

Processus de renouvellement alterné

- > Soit la suite $\{(T_n, T'_n); n \in \mathbb{N}\}$ des vecteurs *iid* où les composantes (T_n, T'_n) peuvent être dépendantes. T_n représente un intervalle de temps dans lequel le processus (de renouvellement) est *on* et T'_n un intervalle de temps où le processus est *off*.
- > On peut donc définir 2 processus (*on* et *off*):
 - $\{N_1(t); t \ge 0\}$ est un processus de renouvellement *avec délai* généré par la suite des temps $\{T_1, T'_n + T_{n+1}; n \in \mathbb{Z}\}$, et sa fonction de renouvellement est

$$m_1(t) = \sum_{n=1}^{\infty} F_{T_1} * F_{T_2 + T_1'}^{*(n-1)}(t)$$
$$= \sum_{n=1}^{\infty} F_{T_1}^{*(n)}(t) * F_{T_1'}^{*(n-1)}(t)$$

- $\{N_2(t); t \ge 0\}$ est un processus de renouvellement *ordinaire* généré par la suite des temps $\{T_n + T'_n; n \in \mathbb{Z}\}$, et sa fonction de renouvellement est

$$m_2(t) = \sum_{n=1}^{\infty} F_{T_1 + T_1'}^{*(n)}(t) = \sum_{n=1}^{\infty} F_{T_1}^{*(n)} * F_{T_1'}^{*(n)}(t)$$

> **Proposition 1**: Supposons que T_n est indépendant de T'_n , $\forall n \in \mathbb{N}$ et soit $p_i(t)$ la probabilité que le processus de renouvellement alterné soit dans l'état i au temps t, i = 1, 2. Alors,

$$p_1(t) = m_2(t) - m_1(t) + 1 = 1 - p_2(t)$$

> Proposition 2: Avec les mêmes hypothèses qu'à la proposition 1, on a

$$\lim_{t \to \infty} p_1(t) = \frac{\operatorname{E}[T_1]}{\operatorname{E}[T_1] + \operatorname{E}[T_1']} = 1 - \lim_{t \to \infty} p_2(t)$$

^{3.} l'équation de Wald se base sur le concept que $S_n = \sum_{i=1}^{N(t)} T_i$, très semblable au modèle fréquence-sévérité.

Application : somme de renouvellements avec réclamations es- Proposition 1 comptées

> On considère le processus des réclamations escomptées à t=0, soit $\{Z(t); t\geq 0\}$, défini par

$$Z(t) = \sum_{k=1}^{N(t)} e^{-\delta S_k} X_k$$

où

- $\{N(t); t \ge 0\}$ un processus de renouvellement ordinaire;
- S_k est le moment où se produit la k^e réclamation;
- La suite $\{X_n; n \in \mathbb{Z}\}$ de v.a. *iid* et indépendantes de N(t) représentant les montants de réclamations;
- $-\delta$ est la force d'intérêt appliquée pour actualiser les réclamations.
- \rightarrow Dans un processus de renouvellement ordinaire, on a, pour k = 1, 2, ..., n,

$$f_{S_k|N(t)}(x|n) = f_{S_k}(x) \frac{\Pr\left(N(t-x) = n - k\right)}{\Pr\left(N(t) = n\right)}$$

> On peut calculer le premier moment du processus des réclamations escomptées ${Z(t); t \ge 0}$:

$$E[Z(t)] = E[X] \int_0^t e^{-\delta x} dm(x)$$

où m(t) est la fonction de renouvellement du processus de renouvellement $\{N(t); t \geq$ 0}.

Mouvement Brownien

Définitions

Définition générale

Un processus stochastique $\{X(t); t \geq 0\}$ est dit être un mouvement Brownien avec paramètre de variance σ^2 si

- (1) X(0) = 0;
- (2) $\{X(t); t \ge 0\}$ a des accroissements indépendants et stationnaires;
- (3) $\forall t > 0, X(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 t)$.

Note : on appelle aussi σ le paramètre de volatilité ou coefficient de diffusion. Un mouvement Brownien est dit *standard* si $\sigma = 1$.

Considérons un mouvement Brownien standard. Alors, $\forall 0 < t_1 < t_2 < ... < t_n$, on a

$$f_{X_1(t_1),...,X_n(t_n)}(x_1,...,x_n) = \frac{e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1^2}{t_1} + \frac{(x_2 - x_1)^2}{t_2 - t_1} + ... + \frac{(x_n - x_{n-1})^2}{t_n - t_{n-1}}\right)}}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}(t_1(t_2 - t_2)...(t_n - t_{n-1}))^{\frac{1}{2}}}$$

3cm

Proposition 2

Considérons un mouvement Brownien standard. Alors, $\forall 0 < s < t$, X(s)|X(t) obéit à une loi normale, tel que

$$E[X(s)|X(t) = x] = \frac{s}{t}x$$

$$Var(X(s)|X(t) = x) = \frac{s}{t}(t - s)$$

Temps d'atteinte d'une barrière

 \rightarrow Soit T_a le le premier moment où le mouvement Brownien standard atteint le niveau a. Alors.

$$\Pr\left(T_a \le t\right) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_{|a|/\sqrt{t}}^{\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx$$

> On peut trouver la distribution de la valeur maximale que peut prendre $\{X(s); 0 \le$ s < t}, telle que

$$\Pr\left(\max_{0 \le s \le t} X(s) \ge a\right) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_{a/\sqrt{t}}^{\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx$$

Variations sur le mouvement Brownien

Mouvement Brownien avec dérive

Un mouvement Brownien avec dérive (drifted) a exactement la même définition qu'un mouvement Brownien standar, à l'exception que

$$X(t) \sim \mathcal{N}\left(\mu t, \sigma^2 t\right)$$

où *u* est le *paramètre de dérive*.

Note : on a donc que $X(t) = \mu t + \sigma B(t)$, où B(t) est un mouvement Brownien standard.

Mouvement Brownien géométrique

Définition

Soit $\{X(t); t \geq 0\}$ un mouvement Brownien brownien avec dérive μ et volatilité σ . Alors, le processus $\{X(t); t \geq 0\}$ défini par

$$X(t) = e^{Y(t)}$$

est dit être un mouvement Brownien géométrique.

Proposition : Soit $\{X(t); t \geq 0\}$ un mouvement Brownien géométrique avec dérive μ et volatilité σ . Alors,

$$E[X(t)|X(u)] = X(s)e^{(t-s)\left(\mu + \frac{\sigma^2}{2}\right)}$$
pour $0 \le u \le s \le t$.

Pont Brownien

Processus Gaussien



Un processus stochastique $\{X(t); t \geq 0\}$ est dit être un processus Gaussien si, $\forall 0 < t_1 < t_2 < ... < t_n, X(t_1), ..., X(t_n)$ a une distribution normale multivariée.

Définition alternative d'un mouvement Brownien standard



Un processus $\{X(t); t \ge 0\}$ est un mouvement Brownien standard ssi

- (1) $\{X(t); t \ge 0\}$ est un processus Gaussien;
- (2) $\forall t > 0$, E[X(t)] = 0, avec X(0) = 0;
- (3) $\forall 0 \le s \le t$, on a Cov(X(s), X(t)) = s.

Définition d'un pont Brownien



Soit $\{X(t); t \geq 0\}$ un mouvement Brownien standard. Alors, le processus conditionnel $\{X(t); 0 \leq t \leq 1 | X(1) = 0\}$ est dit être un *pont* Brownien. De plus, on a $\mathbb{E}[X(t)|X(1) = 0] = 0$

Et, pour s < t < 1,

$$Cov(X(s), X(t)|X(1) = 0) = s(1 - t).$$

Une autre condition pour déterminer si le processus $\{Z(t); t \ge 0\}$ est un point Brownien est de vérifier que l'équation suivante est respectée :

$$Z(t) = X(t) - tX(1)$$

Mouvement Brownien intégré

Définition de l'Intégrale d'Îto



Soit $\{X(t); t \geq 0\}$ un mouvement Brownien standard et une fonction f est une dérivée continue. Alors, nous définissons l'intégrale stochastique d'Îto comme

$$\int_a^b f(t)dX(t) = f(b)X(b) - f(a)X(a) - \int_a^b X(t)df(t)$$

Définition du mouvement Brownien intégré



Si $\{X(t); t \ge 0\}$ un mouvement Brownien standard, alors le processus Soit $\{Z(t); t \ge 0\}$ défini par (en utilisant *l'intégrale d'Îto*)

$$Z(t) = \int_0^t X(s)ds = tX(t) - \int_0^t v \cdot dX(v)$$

Proposition 2

L'espérance et la variance de $\int_a^b f(t)dX(t)$ sont respectivement

$$E\left[\int_{a}^{b} f(t)dX(t)\right] = 0$$

$$Var\left(\int_{a}^{b} f(t)dX(t)\right) = \int_{a}^{b} f(t)^{2}dt$$

Proposition 3

La mouvement Brownien intégré (tout comme le mouvement Brownien standard) obéit à une loi Normale. En combinant avec les hypothèses de la proposition 2, on a

t
$$\int_{a}^{b} f(t)dX(t) \sim \mathcal{N}\left(0, \int_{a}^{b} f(t)^{2}dt\right)$$

$$\int_{a}^{b} X(t)df(t) \sim \mathcal{N}\left(0, a\left(f(b) - f(a)\right)^{2} + \int_{a}^{b} \left(f(b) - f(t)\right)^{2}dt\right)$$