

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 :

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

- › La variance d'une fonction conditionnelle :

$$\text{Var}(g(X_1) | X_2) = \mathbb{E}[g(X_1)^2 | X_2] - \mathbb{E}[g(X_1) | X_2]^2$$

- › L'espérance conditionnelle :

$$\mathbb{E}[X_1] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X_1 | X_2]] = \sum_{x_2=0}^{\infty} \mathbb{E}[X_1 | X_2] \Pr(X_2 = x_2)$$

$$\mathbb{E}[X_1] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X_1 | X_2]] = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbb{E}[X_1 | X_2] f_{X_2}(x_2) dx_2$$

- › La variance conditionnelle :

$$\text{Var}(X_1) = \mathbb{E}[\text{Var}(X_1 | X_2)] + \text{Var}(\mathbb{E}[X_1 | X_2])$$

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

$$\mathbb{E}[X_1 | X_2] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X_1 | X_2, X_3] | X_2]$$

$$= \sum_{x_3=0}^{\infty} \mathbb{E}[X_1 | X_2, X_3] \Pr(X_3 = x_3 | X_2 = x_2)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \mathbb{E}[X_1 | X_2, X_3] f_{X_3|X_2}(x_3 | x_2) dx_3$$

Et la variance conditionnelle devient

$$\text{Var}(X_1) = \mathbb{E}[\text{Var}(X_1 | X_2, X_3)] + \text{Var}(\mathbb{E}[X_1 | X_2, X_3])$$

Poisson composée

- › Soit $S = X_1 + \dots + X_N$, où les X_i sont iid, $N \sim \text{Pois}(\lambda)$ est stochastiquement indépendant des X_i . Alors, on a

$$\mathbb{E}[Sh(S)] = \lambda \mathbb{E}[Xh(S + X)]$$

- › On peut aussi trouver que

$$\mathbb{E}[S^n] = \lambda \sum_{j=0}^{n-1} \binom{n-1}{j} \mathbb{E}[S^j] \mathbb{E}[X^{n-j}]$$

Mesures de risque

- › Value-At-Risk (VaR) : représente le quantile au niveau κ de X .

$$\text{VaR}_{\kappa}(X) = F_X^{-1}(\kappa) = \inf\{x \geq 0 : F_X(x) \geq \kappa\}$$

- › Tail Value-At-Risk (aussi appelée *Conditional Tail Expectation*) : représente la perte moyenne de X , sachant qu'elle est au dessus de la valeur $\text{VaR}_{\kappa}(X)$.

$$\begin{aligned} \text{TVaR}_{\kappa}(X) &= \mathbb{E}[X | X > \text{VaR}_{\kappa}(X)] \\ &= \int_0^{\infty} x f_{X|X > \text{VaR}_{\kappa}(X)}(x) dx \\ &= \int_{\text{VaR}_{\kappa}(X)}^{\infty} \frac{x f_X(x)}{\bar{F}_X(\text{VaR}_{\kappa}(X))} dx \\ &= \frac{1}{1 - \kappa} \int_{\text{VaR}_{\kappa}(X)}^{\infty} x f_X(x) dx \end{aligned}$$

2 Chaînes de Markov

Définition

Une chaîne de Markov est homogène si

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

On définit la matrice des probabilités de transition

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

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 $P^{(n)} = P^n = P \cdot P \cdot P \cdot \dots \cdot P$.

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

États accessibles et communicants

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

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

États récurrents, transients et absorbants

- › f_{ii} : probabilité de revenir éventuellement à l'état i en ayant comme point de départ i .
- › Si $f_{ii} = 1$, i est récurrent. Si $f_{ii} < 1$, alors i est transcient.
- › Aussi, si $\sum_{n=1}^{\infty} p_{ii}^{(n)} = \infty$, alors i est récurrent. Sinon, il est transcient.
- › 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

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

- › si $d(i) = 1$, alors l'état i est **apériodique**.
 › La périodicité est une propriété de classe : si $i \leftrightarrow j$, alors $d(i) = d(j)$.
 › Le temps de retour moyen pour l'état i est défini par

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

- › **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 tous ses états sont ergodiques, alors

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

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

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

- › On peut alors résoudre un système d'équations pour trouver nos π_i .

3 Processus de Poisson

Soit $N(t)$ le nombre d'événements 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 $0 \leq t_1 \leq t_2 < t_3$, les accroissements $(N(t_3) - N(t_2))$ et $(N(t_2) - N(t_1))$ sont stochastiquement indépendants.
- (3) $\forall t, (N(s+t) - N(s)) \sim \text{Pois}(\lambda t)$. Alors,

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

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) $\Pr(N(h) \geq 2) = o(h)$

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

On peut prouver que ces 2 définitions sont équivalentes.

Temps séparant 2 événements successifs

- › Soit T_i le temps entre le $(i-1)^{\text{e}}$ et le i^{e} événement.
 › Alors, $T_n \sim \text{Exp}(\lambda)$.
 › Soit S_n le moment où se produit le i^{e} événement. On a

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

- › On peut facilement prouver que $S_n \sim \Gamma(n, \lambda)$.
 › Si $N(t) \geq n$, alors nécessairement $S_n \leq t$.

Processus de Poisson avec événements de type I et II

- › Soit un Processus de Poisson $\{N(t); t \geq 0\}$ où il peut y avoir un événement 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.
 › $N_i(t) \sim \text{Pois}(\lambda p_i t)$, où p_i est la probabilité que l'événement de type i se produise.

Distribution conditionnelle des temps d'occurrence

- › Pour un processus de Poisson $\{N(t); t \geq 0\}$, la distribution conditionnelle des temps d'occurrence S_1, \dots, S_n sachant que $N(t) = n$ est définie par

$$f_{S_1, \dots, S_n | N(t)=n}(s_1, \dots, s_n) = \frac{n!}{t^n}$$
 pour $0 < s_1 < \dots < s_n$.
 › La distribution de $S_1, \dots, S_n | N(t) = n$ a la même distribution que les statistiques d'ordre :

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

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

Proposition 1

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

où $m(t) = \int_0^t \lambda(x) dx$. On a alors que
 $N(t+s) - N(s) \sim \text{Pois}(m(t+s) - m(s))$

Proposition 2

Si S_n désigne le temps d'occurrence 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 $n \geq 2$,

$$f_{T_n}(t) = \frac{1}{(n-2)!} \int_0^\infty \lambda(s) \lambda(t+s) m(s)^{n-2} e^{-m(t+s)} ds$$

Processus de Poisson composé**Définition**

Un processus stochastique $\{N(t); t \geq 0\}$ 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 $\{N(t); t \geq 0\}$ 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 $\Pr(Y_i = \alpha_j) = p_j, \sum p_j = 1$. 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

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

suite de v.a. indépendantes telles que $N_j(t) \sim \text{Pois}(\lambda p_j t)$. Lorsque $t \rightarrow \infty$, alors $X(t)$ est asymptotiquement normal, i.e.

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

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 $\{N(t)|\Lambda = \lambda; t \geq 0\}$ 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

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

Remarques importantes

- 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);
- Mais le processus de Poisson conditionnel n'a pas nécessairement des accroissements indépendants;
- Identité Poisson-Gamma : si on a $\Lambda \sim \Gamma(m, \theta)$, alors¹

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

- L'espérance et la variance d'un processus de Poisson conditionnel sont définies par

$$E[N(t)] = tE[\Lambda]$$

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

- 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

$$\begin{aligned} F_{\Lambda|N(t)}(x|n) &= \frac{\Pr(\Lambda \leq x | N(t) = n)}{\Pr(N(t) = n)} \\ &= \frac{\Pr(N(t) = n | \Lambda) f_{\Lambda}(\lambda) d\lambda}{\int_0^\infty \Pr(N(t) = n | \Lambda = \lambda) f_{\Lambda}(\lambda) d\lambda} \end{aligned}$$

- On a, $\forall t > 0$,

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

4 Processus de renouvellement**Définitions générales**

- T_n : intervalle de temps entre le $(n-1)^{\text{e}}$ 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;
- $\mu = E[T_i]$: temps moyen d'attente entre 2 renouvellements;

Distribution de $N(t)$

On définit $N(t)$ comme $N(t) = \max\{n : S_n \leq t\}$. Alors,

$$\Pr(N(t) = n) = F_T^{*n}(t) - F_T^{*(n+1)}(t)$$

Dans le cas où $T \sim \text{Erlang}(m, \lambda)$, alors

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

Fonction de renouvellement

La fonction de renouvellement est le nombre moyen d'occurrences 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

$$\begin{aligned}\hat{m}(s) &= \frac{\hat{f}_T(s)}{s} + \hat{m}(s)\hat{f}_T(s) \\ &= \frac{\hat{f}(s)}{s(1-\hat{f}(s))}\end{aligned}$$

Théorèmes limites

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

$$\frac{N(t)}{t} \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} \frac{1}{\mu}$$

avec une probabilité presque certaine.

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

$$\frac{m(t)}{t} \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} \frac{1}{\mu}$$

- (3) Lorsque $t \rightarrow \infty$, $N(t)$ est asymptotiquement normale, telle que

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

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

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

et

$$E[S_{N(t)}] = tF_T(t) - \int_0^t (t-y)\bar{F}_T(t-y)dm(y)$$

De plus,

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

Key renewal theorem

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

Processus de renouvellement avec délai

- > Soit $\{T_n : n \in \mathbb{N}\}$ des temps entre des renouvellements successifs 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

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

- > la fonction de renouvellement $m_d(t)$ est donc

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

- > 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 $\{N_e(t); t \geq 0\}$ est dit stationnaire si

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

- > La fonction de renouvellement $m_e(t)$ est définie par

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

- > La distribution de $N_e(t)$ est définie par $\Pr(N_e(t+h) - N_e(t) = n) = \Pr(N_e(h) = n)$ 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 dépendante. 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*) :

- $\{N_1(t); t \geq 0\}$ 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

$$\begin{aligned}m_1(t) &= \sum_{n=1}^{\infty} F_{T_1} * F_{T_2+T'_1}^{*(n-1)}(t) \\ &= \sum_{n=1}^{\infty} F_{T_1}^{*(n)}(t) * F_{T'_1}^{*(n-1)}(t)\end{aligned}$$

- $\{N_2(t); t \geq 0\}$ 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

$$\lim_{t \rightarrow \infty} p_1(t) = \frac{E[T_1]}{E[T_1] + E[T'_1]} = 1 - \lim_{t \rightarrow \infty} p_2(t)$$

Application : somme de renouvellements avec réclamations escomptées

- 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

- $\{N(t); t \geq 0\}$ 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;
 - δ est la force d'intérêt appliquée pour actualiser les réclamations.
- Dans un processus de renouvellement ordinaire, on a, pour $k = 1, 2, \dots, n$,

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

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

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

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

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

Proposition 1

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

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

Proposition 2

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

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

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

Temps d'atteinte d'une barrière

- Soit T_a le le premier moment où le mouvement Brownien standard atteint le niveau a . Alors,

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

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

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

Variations sur le mouvement Brownien

Mouvement Brownien avec dérive

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

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

où μ 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 $0 \leq u \leq s \leq t$.

Pont Brownien

Processus Gaussien

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

Définition alternative d'un mouvement Brownien standard

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

- $\{X(t); t \geq 0\}$ est un processus Gaussien;
- $\forall t > 0$, $E[X(t)] = 0$, avec $X(0) = 0$;
- $\forall 0 \leq s \leq t$, on a $\text{Cov}(X(s), X(t)) = s$.

5 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

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

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

$$E[X(t) | X(1) = 0] = 0$$

Et, pour $s < t < 1$,

$$\text{Cov}(X(s), X(t) | X(1) = 0) = s(1 - t).$$

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

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

Proposition 2

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

$$E \left[\int_a^b f(t) dX(t) \right] = 0$$

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

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

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

et

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

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

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