



Probabilités III

STEP, MINES ParisTech*

12 décembre 2024 (#e7b196c)

Table des matières

Objectifs d'apprentissage	2
Lois conditionnelles	3
Introduction	3
Lois conditionnelles dans un couple	3
Cas où X est discrète	4
Image de la probabilité conditionnelle	4
Densités conditionnelles	6
Densité conditionnelle	6
Proposition	7
Cas général	7
Fubini conditionnel	7
A noter	8
Conséquences	8
Formule de balayage conditionnel	8
Critère d'indépendance	9
Espérance conditionnelle	10
Espérance conditionnelle	10
Conséquences	10
Espérance conditionnelle d'une fonction de variables aléatoires	11
Espérance totale	11
Transfert conditionnel	12
Exemple : vecteurs Gaussiens à densité	12
Régression et espérance conditionnelle des variables de carré intégrable	13
Rappels sur les espaces de Hilbert et application en probabilités	14
Prédicteur optimal sur un convexe fermé	16

*Ce document est un des produits du projet  paulinebernard/CDIS issu de la collaboration de (P)auline Bernard (CAS) et (T)homas Romary (GEOSCIENCES). Il dérive du projet  boisgera/CDIS, initié par la collaboration de (S)ébastien Boisgérault (CAOR), (T)homas Romary et (E)milie Chautru (GEOSCIENCES), (P)auline Bernard (CAS), avec la contribution de Gabriel Stoltz (Ecole des Ponts ParisTech, CERMICS). Il est mis à disposition selon les termes de la licence Creative Commons “attribution – pas d'utilisation commerciale – partage dans les mêmes conditions” 4.0 internationale.

Cas particulier: la régression linéaire	16
Limites de la régression linéaire	18
Cas général	18
Exercices	19
Couple de variables	19
Mélanges de lois	19
Lois conjuguées	20
Randomisation	20
Etats cachés — indépendance conditionnelle	20
Covariance totale	21
Non-réponse	21
Solutions	22
Couple de variables	23
Mélanges de lois	24
Lois conjuguées	26
Randomisation	27
Etats cachés — indépendance conditionnelle	28
Covariance totale	29
Non-réponse	29
Références	30
\$	\$

Objectifs d'apprentissage

Cette section s'efforce d'expliciter et de hiérarchiser les acquis d'apprentissages associés au chapitre. Ces objectifs sont organisés en paliers :

(o) Prérequis (●) Fondamental (●●) Standard (●●●) Avancé (●●●●) Expert

Sauf mention particulière, la connaissance des démonstrations du document n'est pas exigible¹

Lois conditionnelles

- ●● connaître le théorème de Fubini conditionnel
- ●● connaître les formules de balayage conditionnel
- ●● savoir appliquer ces résultats pour différents types de loi de probabilité (à densité ou non)
- ● connaître le critère d'indépendance qui résulte du théorème de Fubini conditionnel

Espérance conditionnelle

- ● connaître les deux points de la définition de l'espérance conditionnelle
- ● connaître les deux points de la définition de l'espérance conditionnelle d'une fonction de variables aléatoires

1. l'étude des démonstrations du cours peut toutefois contribuer à votre apprentissage, au même titre que la résolution d'exercices.

- • connaître et savoir utiliser la formule de l'espérance totale
- •• savoir calculer la densité conditionnelle d'un certain nombre de composantes sachant les autres dans un vecteur gaussien à densité

Cas \mathcal{L}^2

- •• savoir que la régression linéaire est la meilleure approximation linéaire (au sens des moindres carrés) d'une variable aléatoire par une autre
- ••• savoir retrouver ce résultat
- •••• connaître l'interprétation géométrique de l'espérance conditionnelle dans le cas \mathcal{L}^2
- • connaître et savoir utiliser la formule de la variance totale

Lois conditionnelles

Introduction

On s'est consacré jusqu'à présent à l'étude de variables aléatoires indépendantes. En pratique cependant, on rencontre souvent des variables dépendant les unes des autres. Dans le cas de la météo, les variables température, vitesse du vent et pression en fournissent un exemple. Dans les approches bayésiennes, on résume l'information disponible sur l'état du système étudié par la **loi a priori** et on met à jour notre connaissance du système en incorporant de l'information supplémentaire (par exemple des observations). On cherche alors à caractériser la **loi a posteriori** de l'état du système, qui est la loi de l'état sachant l'information supplémentaire. On va ainsi s'attacher dans ce chapitre à décrire les **lois conditionnelles** qui vont permettre de résumer l'information apportée par une variable (ou un vecteur) sur une autre et s'intéresser en particulier à l'**espérance conditionnelle** qui indiquera le comportement moyen d'une variable conditionnellement à une autre. Ce dernier cas pose le cadre probabiliste d'un des problèmes fondamentaux en apprentissage statistique : l'apprentissage supervisé, où on dispose d'un ensemble de réalisations d'une variable dont on cherche à prédire le comportement à partir d'un ensemble de variables dites explicatives (ou prédicteurs).

Lois conditionnelles dans un couple

Soient deux variables aléatoires X et Y définies sur le même espace probabilisé $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$. Dans le cas où X et Y sont indépendantes, on a vu que pour tous boréliens B_1 et B_2 de $\mathcal{B}(\mathbb{R})$, on a

$$\mathbb{P}(X \in B_1, Y \in B_2) = \mathbb{P}(X \in B_1)\mathbb{P}(Y \in B_2) = \mathbb{P}_X(B_1)\mathbb{P}_Y(B_2) = \int_{B_1} \mathbb{P}_Y(B_2)\mathbb{P}_X(dx),$$

où on a utilisé le théorème de Fubini.

Du fait de l'indépendance, on a aussi $\mathbb{P}_Y(B_2) = \mathbb{P}(Y \in B_2) = \mathbb{P}(Y \in B_2 | X \in B_1) = \mathbb{P}_Y(B_2 | X \in B_1)$ ce qui exprime que pour tout borélien B_1 , la loi conditionnelle de Y sachant $X \in B_1$ est identique à la loi de Y .

Lorsque X et Y ne sont pas indépendantes, on va chercher à établir une égalité

de la forme

$$\mathbb{P}(X \in B_1, Y \in B_2) = \mathbb{P}_X(B_1) \mathbb{P}_Y(B_2|X \in B_1) = \int_{B_1} \mathbb{P}_{Y|X=x}(B_2) \mathbb{P}_X(dx)$$

et s'intéresser à caractériser la *loi conditionnelle de Y sachant X = x*, que l'on notera donc $\mathbb{P}_{Y|X=x}$.

De même, pour toute application $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ mesurable telle que $g(X, Y)$ admette une espérance (relativement à la loi du couple $\mathbb{P}_{X,Y}$), on voudrait écrire :

$$\mathbb{E}(g(X, Y)) = \int_{\mathbb{R}} \left(\int_{\mathbb{R}} g(x, y) \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy) \right) \mathbb{P}_X(dx)$$

Pour bien fixer les idées, on va décrire spécifiquement les cas où X est discrète puis où le couple (X, Y) admet une densité avant d'aborder le cas général.

Cas où X est discrète

Dans ce paragraphe, on suppose que la variable aléatoire réelle X est discrète, c'est-à-dire que l'ensemble $X(\Omega) \subset \mathbb{R}$ des valeurs x_k prises par X est au plus dénombrable.

On peut imposer que $\forall x \in X(\Omega)$ on ait $\mathbb{P}(X = x) > 0$, quitte à modifier X sur un ensemble de probabilité nulle. On va ainsi pouvoir utiliser la définition de la probabilité conditionnelle pour des événements de la forme $\{X = x\}$. Ceci permet d'écrire pour tous boréliens B_1 et B_2 de \mathbb{R} :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X \in B_1, Y \in B_2) &= \sum_{x \in X(\Omega) \cap B_1} \mathbb{P}(X = x, Y \in B_2) \\ &= \sum_{x \in X(\Omega) \cap B_1} \mathbb{P}(X = x) \mathbb{P}(Y \in B_2|X = x) \\ &= \int_{B_1} \mathbb{P}(Y \in B_2|X = x) \mathbb{P}_X(dx) \end{aligned}$$

puisque $\mathbb{P}_X = \sum_{x \in X(\Omega)} \mathbb{P}(X = x) \delta_x$. On obtient ainsi l'écriture souhaitée en posant

$$\mathbb{P}_{Y|X=x}(B_2) = \mathbb{P}(Y \in B_2|X = x), \quad \forall x \in X(\Omega), \forall B_2 \in \mathcal{B}(\mathbb{R}).$$

Remarque – Image de la probabilité conditionnelle

$\mathbb{P}_{Y|X=x}$ ainsi définie est simplement la probabilité sur $(\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$ image par Y de la probabilité conditionnelle $\mathbb{P}(\cdot|X = x)$ définie sur (Ω, \mathcal{A}) , autrement dit, la **loi de Y relative à $\mathbb{P}(\cdot|X = x)$** et non à \mathbb{P} .

La formule ci-dessus s'écrit $\mathbb{P}_{X,Y}(B_1 \times B_2) = \int_{B_1} \mathbb{P}(Y \in B_2|X = x) \mathbb{P}_X(dx)$, où $\mathbb{P}_{X,Y}$ est la loi du couple. Elle se généralise à tout borélien B de \mathbb{R}^2 de la manière

suivante :

$$\begin{aligned}
\mathbb{P}_{X,Y}(B) &= \mathbb{P}((X, Y) \in B) = \sum_{x \in X(\Omega)} \mathbb{P}(X = x, (x, Y) \in B) \\
&= \sum_{x \in X(\Omega)} \mathbb{P}(X = x) \mathbb{P}((x, Y) \in B | X = x) \\
&= \sum_{x \in X(\Omega)} \mathbb{P}(X = x) \mathbb{P}_{Y|X=x}(B_x),
\end{aligned}$$

où $B_x = \{y \in \mathbb{R}, (x, y) \in B\}$. Ainsi, pour tout B borélien de \mathbb{R}^2 ,

$$\mathbb{E}(1_B(X, Y)) = \int_{\mathbb{R}^2} 1_B(x, y) \mathbb{P}_{X,Y}(dxdy) = \int_{\mathbb{R}} \left(\int_{\mathbb{R}} 1_B(x, y) \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy) \right) \mathbb{P}_X(dx)$$

Par linéarité de l'espérance, on peut ainsi exprimer l'espérance d'une fonction étagée. Pour avoir le résultat pour une fonction mesurable positive, on exprime celle-ci comme limite simple d'une suite croissante de fonctions étagées, et on applique le théorème de convergence monotone. Enfin, on applique cette construction à g_+ et g_- pour une fonction g de signe quelconque $\mathbb{P}_{X,Y}$ -intégrable. En d'autres termes, on reprend le procédé de construction de l'intégrale de Lebesgue. On obtient ainsi la formule souhaitée :

$$\mathbb{E}(g(X, Y)) = \int_{\mathbb{R}} \left(\int_{\mathbb{R}} g(x, y) \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy) \right) \mathbb{P}_X(dx).$$

Exemple – Pour fixer les idées (1) Soit $X \geq 0$ une variable aléatoire à valeurs dans \mathbb{N} et Y une variable aléatoire réelle positive telle que la loi du couple $\mathbb{P}_{X,Y}$ vérifie pour tout $n \in \mathbb{N}$ et tout borélien B_2 de \mathbb{R} :

$$\mathbb{P}_{X,Y}(\{n\} \times B_2) = (1 - \alpha) \alpha^n \int_{B_2 \cap \mathbb{R}_+^*} e^{-t} \frac{t^n}{n!} dt, \quad 0 < \alpha < 1$$

$\mathbb{P}_{X,Y}$ est bien une probabilité sur \mathbb{R}^2 puisque par convergence monotone :

$$\begin{aligned}
\mathbb{P}_{X,Y}(\mathbb{R}^2) &= \mathbb{P}_{X,Y}(\mathbb{N} \times \mathbb{R}) \\
&= \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbb{P}_{X,Y}(\{n\} \times \mathbb{R}) \\
&= \sum_{n \in \mathbb{N}} (1 - \alpha) \alpha^n \int_{\mathbb{R}_+^*} e^{-t} \frac{t^n}{n!} dt \\
&= (1 - \alpha) \int_{\mathbb{R}_+^*} e^{-t} \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{(\alpha t)^n}{n!} dt \\
&= (1 - \alpha) \int_{\mathbb{R}_+^*} e^{-(1-\alpha)t} dt = 1
\end{aligned}$$

où on aura reconnu la loi exponentielle de paramètre $(1 - \alpha)$. $\forall n \in \mathbb{N}$,

$$\int_{\mathbb{R}_+^*} e^{-t} \frac{t^n}{n!} dt = \int_{\mathbb{R}_+^*} e^{-t} \frac{t^{(n-1)}}{(n-1)!} dt = \dots = \int_{\mathbb{R}_+^*} e^{-t} dt = 1$$

par intégrations par parties itérées. La loi marginale de X s'écrit donc :

$$\forall n \in \mathbb{N}, \mathbb{P}(X = n) = \mathbb{P}_{X,Y}(\{n\} \times \mathbb{R}_+^*) = (1 - \alpha)\alpha^n,$$

loi géométrique de paramètre $(1 - \alpha)$. On en déduit la loi conditionnelle de Y sachant $X = n$:

$$\mathbb{P}_{Y|X=n}(B_2) = \mathbb{P}(Y \in B_2 | X = n) = \frac{\mathbb{P}_{X,Y}(\{n\} \times B_2)}{\mathbb{P}(X = n)} = \int_{B_2 \cap \mathbb{R}_+^*} e^{-t} \frac{t^n}{n!} dt$$

et $\mathbb{P}_{Y|X=n}$ est la donc la loi gamma de paramètre $(n + 1, 1)$.

Densités conditionnelles

On suppose maintenant que le couple (X, Y) admet une densité $f_{X,Y}$ (par rapport à la mesure de Lebesgue). On note $f_X(x) = \int_{\mathbb{R}} f_{X,Y}(x, y) dy$ (respectivement $f_Y(y) = \int_{\mathbb{R}} f_{X,Y}(x, y) dx$) la loi marginale de X (resp. de Y). On s'intéresse à caractériser la densité de la variable Y connaissant la valeur prise par la variable X , c'est la *densité conditionnelle* de Y sachant $\{X = x\}$:

Proposition – Densité conditionnelle

La formule suivante définit une densité sur \mathbb{R} , pour tout $x \in \mathbb{R}$ tel que $f_X(x) > 0$.

$$f_{Y|X=x}(y) = \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_X(x)}.$$

Cette fonction s'appelle la *densité conditionnelle de Y sachant $\{X = x\}$* . La probabilité conditionnelle de Y sachant $\{X = x\}$ s'écrit ainsi $\mathbb{P}_{Y|X=x} = f_{Y|X=x} \lambda$, où λ représente la mesure de Lebesgue.

Démonstration La preuve est immédiate puisque $f_{Y|X=x}$ est une fonction positive d'intégrale 1. ■

Exercice – Dans un triangle (1) (•) Soient X et Y de densité jointe $f_{X,Y}(x, y) = \frac{1}{x} 1_T(x, y)$ où T est le triangle $T = \{0 < y < x < 1\}$.

1. Calculer la densité marginale de X
2. Calculer la densité conditionnelle de Y sachant $X = x$.

(Solution p. 22.)

L'interprétation de cette définition est la suivante : la fonction $f_{Y|X=x}$ est la densité de la "loi conditionnelle de Y sachant que $X = x$ ". Bien sûr, nous avons $\mathbb{P}(X = x) = 0$ puisque X admet une densité, donc la phrase ci-dessus n'a pas réellement de sens, mais elle se justifie heuristiquement ainsi : dx et dy étant de "petits" accroissements des variables x et y et lorsque f et f_X sont continues et strictement positives respectivement en (x, y) et x :

$$\begin{aligned} f_X(x) dx &\approx \mathbb{P}(X \in [x, x + dx]) \\ f_{X,Y}(x, y) dx dy &\approx \mathbb{P}(X \in [x, x + dx], Y \in [y, y + dy]) \end{aligned}$$

Par suite

$$\begin{aligned} f_{Y|X=x}(y)dy &\approx \frac{\mathbb{P}(X \in [x, x+dx], Y \in [y, y+dy])}{\mathbb{P}(X \in [x, x+dx])} \\ &\approx \mathbb{P}(Y \in [y, y+dy] | X \in [x, x+dx]) \end{aligned}$$

On a alors le résultat suivant qui résout le problème posé en introduction :

Proposition – Proposition

Pour toute fonction $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ telle que $g(X, Y)$ admette une espérance, on a :

$$\mathbb{E}(g(X, Y)) = \int_{\mathbb{R}} \left(\int_{\mathbb{R}} g(x, y) f_{Y|X=x}(y) dy \right) f_X(x) dx,$$

dont on déduit, en prenant $g = 1_{B_1 \times B_2}$, que :

$$\mathbb{P}(X \in B_1, Y \in B_2) = \int_{B_1} \left(\int_{B_2} f_{Y|X=x}(y) dy \right) f_X(x) dx.$$

Démonstration On a

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(g(X, Y)) &= \int_{\mathbb{R}^2} g(x, y) f_{X,Y}(x, y) dy dx \\ &= \int_{\mathbb{R}^2} g(x, y) f_{Y|X=x}(y) f_X(x) dy dx \\ &= \int_{\mathbb{R}} \left(\int_{\mathbb{R}} g(x, y) f_{Y|X=x}(y) dy \right) f_X(x) dx, \end{aligned}$$

les calculs étant licites par application du théorème de Fubini et du fait que l'application $x \mapsto \int_{\mathbb{R}} g(x, y) f_{Y|X=x}(y) dy$ est définie pour $f_X(x) > 0$, soit presque partout relativement à la mesure $\mathbb{P}_X = f_X \lambda$. ■

Cas général

On peut établir le résultat suivant, qui complète le théorème de Fubini et le résultat d'existence et d'unicité des mesures produits, et que l'on admettra.

Théorème – Fubini conditionnel

Soit un couple (X, Y) de variables aléatoires réelles de loi jointe $\mathbb{P}_{X,Y}$, il existe une famille $(\mathbb{P}_{Y|X=x})_{x \in \mathbb{R}}$ de probabilités sur $(\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$, unique à une égalité \mathbb{P}_X -presque partout près², qui vérifie pour tous B_1, B_2 boréliens de \mathbb{R} :

$$\mathbb{P}_{X,Y}(B_1 \times B_2) = \int_{B_1} \left(\int_{B_2} \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy) \right) \mathbb{P}_X(dx).$$

2. c'est-à-dire qu'on peut définir ces probabilités de la manière qu'on souhaite pour les boréliens B tels que $\mathbb{P}_X(B) = 0$.

Ces probabilités sont appelées *lois conditionnelles* de Y sachant $X = x$. On a de plus pour toute application $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ telle que $g(X, Y)$ admette une espérance :

$$\mathbb{E}(g(X, Y)) = \int_{\mathbb{R}} \left(\int_{\mathbb{R}} g(x, y) \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy) \right) \mathbb{P}_X(dx).$$

Remarque – A noter

- Ce résultat peut être interprété comme un **théorème de Fubini conditionnel**, dans le sens où il permet une intégration séquentielle, mais ici la mesure de probabilité du couple (X, Y) s'exprime comme un produit de mesures dont l'un des termes dépend de la variable d'intégration de l'autre. En particulier, si on change l'ordre d'intégration, on change les mesures qui interviennent.
- Fréquemment, dans les applications, la famille des lois conditionnelles est une donnée du modèle considéré, et leur existence ne pose donc pas de problème !
- On retrouve les cas vus précédemment en notant que pour tout borélien B_1 de \mathbb{R} on a $\mathbb{P}_X(B_1) = \int_{B_1} \mathbb{P}_X(dx) = \sum_{x \in B_1} \mathbb{P}(X = x)$ lorsque X est discrète, et que pour tous boréliens B_1 et B_2 de \mathbb{R} on a $\mathbb{P}_X(B_1) = \int_{B_1} f_X(x) dx$ et $\mathbb{P}_{X,Y}(B_1 \times B_2) = \int_{B_1 \times B_2} f_{X,Y}(x, y) dx dy$.
- Dans tout ce qui précède, les rôles de X et Y peuvent évidemment être inversés.

Conséquences

Le théorème précédent (p. 7) a deux conséquences majeures. Il fournit d'une part un moyen efficace d'identifier la loi marginale de Y connaissant la loi marginale de X et la loi de Y sachant $X = x$. En effet, en notant que pour tout borélien B de \mathbb{R} , $\mathbb{P}_Y(B) = \mathbb{P}_{X,Y}(\mathbb{R} \times B)$ et en appliquant ce théorème, on a la proposition suivante :

Proposition – Formule de balayage conditionnel

- La loi marginale \mathbb{P}_Y de Y s'exprime comme la moyenne des lois conditionnelles $\mathbb{P}_{Y|X=x}$ pondérée par la loi de X . Pour tout B borélien de \mathbb{R}

$$\mathbb{P}_Y(B) = \int_{\mathbb{R}} \left(\int_B \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy) \right) \mathbb{P}_X(dx) = \int_{\mathbb{R}} \mathbb{P}_{Y|X=x}(B) \mathbb{P}_X(dx)$$

- Dans le cas où X est discrète (à valeurs dans I dénombrable), on retrouve une expression de la formule des probabilités totales et composées :

$$\mathbb{P}_Y(B) = \mathbb{P}(Y \in B) = \sum_{x \in I} \mathbb{P}(Y \in B | X = x) \mathbb{P}(X = x)$$

- Dans le cas où le couple (X, Y) admet une densité, puisqu'on a $f_{X,Y}(x, y) = f_{Y|X=x}(y) f_X(x)$, on obtient l'expression suivante pour la densité marginale :

$$f_Y(y) = \int_{\mathbb{R}} f_{X,Y}(x, y) dx = \int_{\mathbb{R}} f_{Y|X=x}(y) f_X(x) dx.$$

On a en particulier la *formule de Bayes pour les densités* : pour tout x tel que $f_X(x) > 0$ et tout y tel que $f_Y(y) > 0$:

$$f_{X|Y=y}(x) = \frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_Y(y)} = \frac{f_{Y|X=x}(y)f_X(x)}{f_Y(y)}.$$

Exemple – Pour fixer les idées (2) Poursuivons l'exemple vu plus haut (p. 5). On rappelle qu'on a déjà identifié la loi marginale de X ainsi que la loi conditionnelle de Y sachant $X = n$ pour $n \in \mathbb{N}$ que l'on rappelle ici :

$$\mathbb{P}(X = n) = (1 - \alpha)\alpha^n, \quad n \in \mathbb{N} \text{ et } \forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), \quad \mathbb{P}_{Y|X=n}(B) = \int_{B \cap \mathbb{R}_+^*} e^{-t} \frac{t^n}{n!} dt$$

On peut en déduire la loi marginale de Y en utilisant la formule de balayage conditionnel (p. 8) et le théorème de convergence monotone :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_Y(B) &= \sum_{n \in \mathbb{N}} (1 - \alpha)\alpha^n \int_{B \cap \mathbb{R}_+^*} e^{-t} \frac{t^n}{n!} dt \\ &= (1 - \alpha) \int_{B \cap \mathbb{R}_+^*} e^{-t} \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{(\alpha t)^n}{n!} dt \\ &= \int_B 1_{\mathbb{R}_+}(t) (1 - \alpha) e^{-(1-\alpha)t} dt, \end{aligned}$$

de sorte que Y suit une loi exponentielle de paramètre $(1 - \alpha)$.

En inversant les rôles, on va pouvoir identifier la loi de X sachant $Y \in B$ en notant que

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{X,Y}(\{n\} \times B) &= \mathbb{P}_X(\{n\}) \mathbb{P}_{Y|X=n}(B) \\ &= \int_B \frac{(\alpha t)^n}{n!} e^{-\alpha t} \mathbb{P}_Y(dt) \\ &= \int_B \mathbb{P}_{X|Y=t}(\{n\}) \mathbb{P}_Y(dt) \end{aligned}$$

où l'on reconnaît que $\mathbb{P}_{X=n|Y=t}(\{n\}) = \frac{(\alpha t)^n}{n!} e^{-\alpha t}$, c'est-à-dire que X sachant $Y = t$ suit une loi de Poisson de paramètre αt pour \mathbb{P}_Y -presque tout t .

En utilisant, le théorème de Fubini conditionnel (p. 7), on obtient également une nouvelle caractérisation de l'indépendance de deux variables aléatoires faisant intervenir les lois conditionnelles.

Proposition – Critère d'indépendance

1. X et Y sont indépendantes si et seulement si, pour \mathbb{P}_X -presque tout x , $\mathbb{P}_{Y|X=x}$ ne dépend pas de x et dans ce cas, on a $\mathbb{P}_{Y|X=x} = \mathbb{P}_Y$, c'est-à-dire que la loi conditionnelle est identique à la loi marginale.
2. Dans le cas où (X, Y) admet une densité, X et Y sont indépendantes si et seulement si la densité conditionnelle de Y sachant $\{X = x\}$ ne dépend pas de x .

Démonstration

1. Si X et Y sont indépendantes, pour tous B_1, B_2 boréliens de \mathbb{R} , $\mathbb{P}_{X,Y}(B_1 \times B_2) = \mathbb{P}_X(B_1)\mathbb{P}_Y(B_2) = \int_{B_1} \mathbb{P}_Y(B_2)\mathbb{P}_X(dx) = \int_{B_2} \mathbb{P}_X(B_1)\mathbb{P}_Y(dy)$. Le résultat d'unicité du théorème de Fubini conditionnel (p. 7) (à une égalité \mathbb{P}_X -presque sûre près), nous indique alors que $\mathbb{P}_{Y|X=x}(B_2) = \mathbb{P}_Y(B_2)$. Inversement, si $\mathbb{P}_{Y|X=x} = \mathbb{P}_Y$, alors $\mathbb{P}_{X,Y}(B_1 \times B_2) = \int_{B_1} \mathbb{P}_{Y|X=x}(B_2)\mathbb{P}_X(dx) = \int_{B_1} \mathbb{P}_Y(B_2)\mathbb{P}_X(dx) = \mathbb{P}_X(B_1)\mathbb{P}_Y(B_2)$.
2. Si X et Y sont indépendantes, $f_{X,Y}(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$, d'où $f_{Y|X=x}(y) = f_Y(y)$. Inversement, si $f_{Y|X=x}(y) = f_Y(y)$ alors $f_{X,Y}(x, y) = f_{Y|X=x}(y)f_X(x) = f_Y(y)f_X(x)$ et X et Y sont indépendantes.

■

Espérance conditionnelle

Puisque $\mathbb{P}_{Y|X=x}$ est la loi d'une variable aléatoire, on peut définir l'espérance qui lui est associée et introduire la notion d'espérance conditionnelle dans le cas où Y est intégrable.

Définition – Espérance conditionnelle

Soit $Y \in \mathcal{L}^1$.

1. L'espérance conditionnelle de Y sachant $\{X = x\}$ est définie par

$$\mathbb{E}(Y|X = x) = \int_{\mathbb{R}} y \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy).$$

2. L'espérance conditionnelle de Y sachant X est la **variable aléatoire** définie par :

$$\mathbb{E}(Y|X) = \psi(X), \text{ avec } \psi(x) = \mathbb{E}(Y|X = x).$$

Exercice – Dans un triangle (2) (•) Soient X et Y de densité jointe $f_{X,Y}(x, y) = \frac{1}{x}1_T(x, y)$ où T est le triangle $T = \{0 < y < x < 1\}$. Calculer l'espérance conditionnelle de Y sachant X . (Solution p. 22.)

Remarque – Conséquences

1. $\psi(x)$ n'est définie que pour $x \notin N$, avec $\mathbb{P}(X \in N) = 0$. Par conséquent, la définition (p. 10) définit bien l'espérance conditionnelle $\psi(X) = \mathbb{E}(Y|X)$ \mathbb{P}_X -presque partout, autrement dit avec probabilité 1, ou encore presque sûrement.
2. $\mathbb{E}(\mathbb{E}(|Y||X)) = \mathbb{E}(|Y|)$ comme conséquence directe du théorème de Fubini conditionnel (p. 7). L'espérance conditionnelle de Y sachant X est bien définie dès que Y est intégrable.
3. Lorsque (X, Y) admet une densité, l'espérance conditionnelle de Y sachant $\{X = x\}$ s'écrit

$$\mathbb{E}(Y|X = x) = \int_{\mathbb{R}} y f_{Y|X=x}(y) dy.$$

Exercice – Auto-conditionnement (•) Montrer que $\mathbb{E}(Y|Y) = Y$. (Solution p. 22.)

On peut étendre cette définition aux variables de la forme $g(X, Y)$.

Définition – Espérance conditionnelle d’une fonction de variables aléatoires

Soit (X, Y) un couple de variables aléatoires réelles et g une fonction mesurable positive ou $\mathbb{P}_{X,Y}$ -intégrable sur \mathbb{R}^2 .

1. L’*espérance conditionnelle de $g(X, Y)$ sachant $\{X = x\}$* est définie par

$$\mathbb{E}(g(X, Y)|X = x) = \int_{\mathbb{R}} g(x, y) \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy).$$

2. L’*espérance conditionnelle de $g(X, Y)$ sachant X* est la **variable aléatoire** définie par :

$$\mathbb{E}(g(X, Y)|X) = \psi(X), \text{ avec } \psi(x) = \mathbb{E}(g(X, Y)|X = x).$$

Théorème – Espérance totale

Si Y est intégrable, alors $\psi(X) = \mathbb{E}(Y|X)$ est intégrable, et

$$\mathbb{E}(\psi(X)) = E(Y).$$

Démonstration C’est une conséquence directe du théorème de Fubini conditionnel (p. 7). ■

Ce résultat permet de calculer $\mathbb{E}(Y)$ en conditionnant par une variable auxiliaire X :

$$\mathbb{E}(Y) = \int_{\mathbb{R}} \mathbb{E}(Y|X = x) \mathbb{P}_X(dx)$$

Il généralise la formule des probabilités totales, qui correspond ici à $Y = 1_A$, et $B_x = \{X = x\}$ où les B_x forment cette fois une partition non dénombrable de \mathbb{R} . On l’écrit souvent sous la forme

$$\mathbb{E}(\mathbb{E}(Y|X)) = \mathbb{E}(Y)$$

et on l’appelle la *formule de l’espérance totale*.

L’espérance conditionnelle étant définie comme l’espérance selon la loi conditionnelle, elle hérite des propriétés usuelles de l’espérance :

1. si Y et Z sont intégrables, $\mathbb{E}(aY + bZ|X) = a\mathbb{E}(Y|X) + b\mathbb{E}(Z|X)$,
2. $\mathbb{E}(Y|X) \geq 0$ si $Y \geq 0$,
3. $\mathbb{E}(1|X) = 1$.

De plus, si g est mesurable positive ou \mathbb{P}_X -intégrable,

$$\mathbb{E}(Yg(X)|X) = g(X)\mathbb{E}(Y|X)$$

est une généralisation de l'égalité 1. ci-dessus, au cas où $a = g(X)$, qui doit être considéré "comme une constante" dans le calcul de l'espérance conditionnelle sachant X (X est fixée comme une donnée connue a priori). En effet, on a alors $\mathbb{E}(g(x)Y|X = x) = g(x)\psi(x)$. Enfin, on déduit directement du théorème de Fubini conditionnel (p. 7) la proposition suivante.

Proposition – Transfert conditionnel

Soient un couple (X, Y) de variables aléatoires réelles de loi jointe $\mathbb{P}_{X,Y}$ et g une fonction mesurable positive ou $\mathbb{P}_{X,Y}$ -intégrable sur \mathbb{R}^2 . On a pour \mathbb{P}_X -presque tout x dans \mathbb{R}

$$\mathbb{E}(g(X, Y)|X = x) = \mathbb{E}(g(x, Y)|X = x) = \int_{\mathbb{R}} g(x, y) \mathbb{P}_{Y|X=x}(dy)$$

Si de plus X et Y sont indépendantes, on a :

$$\mathbb{E}(g(X, Y)|X = x) = \mathbb{E}(g(x, Y)|X = x) = \int_{\mathbb{R}} g(x, y) \mathbb{P}_Y(dy).$$

Autrement dit, lorsqu'on conditionne par l'événement $\{X = x\}$, cela revient à fixer la valeur de la variable aléatoire X à la constante x .

Exercice – Espérance conditionnelle d'un produit de variables (•)

Calculer $\mathbb{E}(XY|X = x)$ puis $\mathbb{E}(XY|X)$. (Solution p. 22.)

Exemple : vecteurs Gaussiens à densité

Dans ce qui précède, on a décrit les lois et les espérances conditionnelles dans le cas d'un couple de variables aléatoires à valeurs dans \mathbb{R}^2 . Ces résultats sont aussi valables pour des couples de vecteurs, dont on décrit ici un cas particulier.

Dans le cas des vecteurs gaussiens à densité, c'est-à-dire dont la matrice de covariance est définie positive et donc inversible, le calcul des lois conditionnelles de certaines composantes par rapport aux autres est particulièrement aisé. On va voir en particulier que les lois conditionnelles ont le bon goût d'être elles-mêmes gaussiennes, ce qui explique (en partie) le succès de ces modèles dans les applications.

On considère un vecteur gaussien $X = (X_1, \dots, X_n)$ à valeurs dans \mathbb{R}^n d'espérance m et de matrice de covariance C définie positive. On a vu au chapitre 2 que la densité du vecteur X s'écrit pour $x \in \mathbb{R}^d$:

$$f_X(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{\det(C)}} \exp \left(-\frac{1}{2} (x - m)^t C^{-1} (x - m) \right)$$

Soit $1 \leq k < n$ un entier. On souhaite exprimer $f_{Y|Z=z}$, la densité conditionnelle de $Y = (X_1, \dots, X_k)$ sachant $Z = (X_{k+1}, \dots, X_n) = (x_k, \dots, x_n) = z$ (si $k + 1 = n$, ce vecteur se réduit à une seule valeur). On a vu que

$$f_X = f_{Y|Z=z} f_Z,$$

où f_Z est la densité marginale de Z . On cherche donc à décomposer f_X de la sorte. On note $m = (m_Y, m_Z)$ et on remarque que C peut se décomposer en blocs :

$$C = \begin{pmatrix} C_Y & C_{Y,Z} \\ C_{Z,Y} & C_Z \end{pmatrix}$$

où $C_Y = \text{Cov}(Y, Y)$, $C_Z = \text{Cov}(Z, Z)$ et $C_{Y,Z} = \text{Cov}(Y, Z)$. Le *complément de Schur*³ du bloc C_Y est la matrice

$$CS_Y = C_Y - C_{Y,Z}C_Z^{-1}C_{Z,Y}$$

et permet d'exprimer l'inverse de C comme :

$$C^{-1} = \begin{pmatrix} CS_Y^{-1} & -CS_Y^{-1}C_{Y,Z}C_Z^{-1} \\ -C_Z^{-1}C_{Z,Y}CS_Y^{-1} & C_Z^{-1} + C_Z^{-1}C_{Z,Y}CS_Y^{-1}C_{Y,Z}C_Z^{-1} \end{pmatrix}$$

On peut alors réarranger les termes de la forme quadratique dans f_X et on obtient :

$$\begin{aligned} (x - m)^t C^{-1} (x - m) &= (y - (m_Y + C_{Y,Z}C_Z^{-1}(z - m_Z)))^t CS_Y^{-1} \\ &\quad \cdot (y - (m_Y + C_{Y,Z}C_Z^{-1}(z - m_Z))) \\ &\quad + (z - m_Z)^t C_Z^{-1} (z - m_Z) \end{aligned}$$

Pour la constante, on peut remarquer que :

$$\det(C) = \det(CS_Y) \det(C_Z).$$

On en déduit ainsi que

$$f_{Y|Z=z}(y) = \frac{1}{(2\pi)^{k/2} \sqrt{\det(CS_Y)}} \exp \left(-\frac{1}{2} (y - \psi(z))^t CS_Y^{-1} (y - \psi(z)) \right)$$

C'est-à-dire que la variable aléatoire $Y|Z = z$ est gaussienne d'espérance $m_{Y|Z=z} = \psi(z) = m_Y + C_{Y,Z}C_Z^{-1}(z - m_Z)$ et de matrice de covariance $CS_Y = C_Y - C_{Y,Z}C_Z^{-1}C_{Z,Y}$. Autrement dit, l'espérance conditionnelle de Y sachant Z est la variable aléatoire $\mathbb{E}(Y|Z) = \psi(Z) = (m_Y + C_{Y,Z}C_Z^{-1}(Z - m_Z))$. On notera que la covariance conditionnelle donnée par CS_Y ne dépend pas de la valeur prise par Z .

Régression et espérance conditionnelle des variables de carré intégrable

La régression est un ensemble de méthodes (d'apprentissage) statistiques très utilisées pour analyser la relation d'une variable par rapport à une ou plusieurs autres. Ces méthodes visent notamment à décrire les liens de dépendance entre variables mais aussi de prédire au mieux la valeur d'une quantité non observée en fonction d'une ou plusieurs autres variables.

Pour fixer les idées, supposons que nous nous intéressons au lien entre une variable d'intérêt Y et une variable explicative X dans le but de pouvoir prédire

3. voir par exemple l'excellent matrix cookbook.

la valeur de Y étant donnée l'observation de X . Dans un cadre probabiliste, les variables X et Y sont considérées comme un couple de variables aléatoires (X, Y) , et leur possible observation comme des réalisations de ce couple. Notre but est alors de proposer une certaine fonction $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, que l'on appellera prédicteur, qui permette d'approximer Y par $f(X)$.

Une manière naturelle de formaliser cette notion d'approximation est de se donner pour objectif de trouver une fonction f permettant de minimiser l'erreur commise en remplaçant Y par $f(X)$, par exemple au sens des moindres carrés. Ainsi, notre but devient de trouver un prédicteur f qui minimise

$$\mathbb{E}((Y - f(X))^2).$$

Le prédicteur f choisi ainsi minimiserait donc “en moyenne” sur les réalisations de (X, Y) l'écart quadratique entre Y et $f(X)$.

On va montrer dans cette section que le prédicteur optimal $f^*(X)$ de Y , au sens décrit ci-dessus, est précisément donné par l'espérance conditionnelle de Y sachant X , c'est-à-dire en prenant $f^*(X) = \psi(X) = \mathbb{E}(Y|X)$. Ce faisant, nous fournirons une interprétation géométrique particulièrement frappante de l'espérance conditionnelle: celle-ci peut-être vue comme la projection orthogonale de la variable Y dans l'espace constitué des variables aléatoires de la forme $f(X)$ (cf. Figure ci-dessous (p. 14)). Pour ce faire, il convient d'abord de réintroduire quelques notions relatives aux espaces de Hilbert, vues dans le cadre du cours de calcul intégral et nous permettant de définir la notion de projection orthogonale de manière univoque. En particulier, nous nous restreindrons à un espace de variables aléatoires sur lequel notre objectif de prédiction, $\mathbb{E}((Y - f(X))^2)$, est bien défini: l'espace $L^2(\Omega)$ des variables aléatoires de carré intégrable.

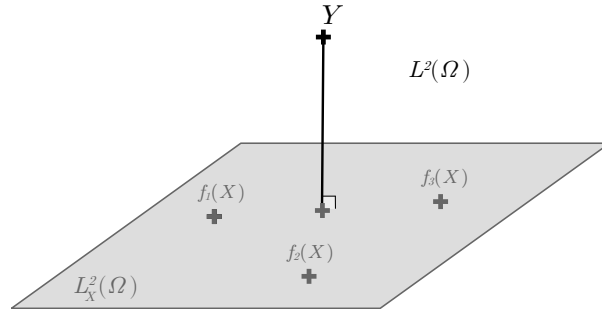


FIGURE 1 – Illustration géométrique de l'espérance conditionnelle

Rappels sur les espaces de Hilbert et application en probabilités

Pour commencer, revenons à la définition même des variables aléatoires. Soit $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ un espace probabilisé (et donc mesuré). On rappelle que par définition, une variable aléatoire Y sur cet espace n'est autre qu'une fonction \mathcal{A} -mesurable $Y : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$. Adoptant ce point de vue, on considère alors l'espace fonctionnel

$L^2(\Omega)$ introduit dans le cours de calcul intégral. Pour rappel, cet espace contient l'ensemble des fonctions \mathcal{A} -mesurables (i.e. des variables aléatoires) Y telles que $|Y|^2$ soit intégrable c'est-à-dire telles que

$$\|Y\|_2 = \left(\int_{\Omega} |Y(\omega)|^2 \mathbb{P}(d\omega) \right)^{1/2} = \mathbb{E}(Y^2)^{1/2} < \infty.$$

En particulier, contrairement à l'espace \mathcal{L}^2 introduit au chapitre précédent, dans l'espace $L^2(\Omega)$ les fonctions égales \mathbb{P} -presque-partout sont confondues. C'est-à-dire que deux fonctions X et Y égales \mathbb{P} -presque-partout correspondent à un même élément de $L^2(\Omega)$ appelé classe d'équivalence. Ainsi, pour $X, Y \in L^2(\Omega)$, l'égalité $X = Y$ signifiera donc que X et Y sont dans la même classe d'équivalence, soit, en termes probabilistes, que les variables X et Y sont égales presque-sûrement.

On a vu dans le cours de calcul intégral que l'espace $L^2(\Omega)$, muni de la norme $\|\cdot\|_2$, était un espace de Banach, c'est-à-dire un espace vectoriel normé et complet pour cette norme. Montrons que de plus, $L^2(\Omega)$ peut être considéré comme un espace de Hilbert, c'est-à-dire un espace vectoriel muni d'un produit scalaire et complet pour la norme associée à ce produit scalaire. Considérons à cet effet l'application bilinéaire $\langle \cdot | \cdot \rangle$ définie par

$$\langle X | Y \rangle = \int_{\Omega} X(\omega)Y(\omega) \mathbb{P}(d\omega) = \mathbb{E}(XY), \quad X, Y \in L^2(\Omega).$$

L'application $\langle \cdot | \cdot \rangle$ est bien définie puisque, d'après l'inégalité de Cauchy-Schwartz, on a pour tous $X, Y \in L^2(\Omega)$:

$$\langle X | Y \rangle^2 = \mathbb{E}(XY)^2 \leq \mathbb{E}(X^2)\mathbb{E}(Y^2) = \|X\|_2^2 \|Y\|_2^2 < \infty.$$

De plus, l'application $\langle \cdot | \cdot \rangle$ définit un produit scalaire sur $L^2(\Omega)$ car elle vérifie les propriétés suivantes pour tous $X, Y \in L^2(\Omega)$:

- Symétrique: $\langle X | Y \rangle = \mathbb{E}(XY) = \mathbb{E}(YX) = \langle Y | X \rangle$,
- Positive: $\langle X | X \rangle = \mathbb{E}(X^2) \geq 0$,
- Définie: $\langle X | X \rangle = 0 \Leftrightarrow \mathbb{E}(X^2) = 0 \Leftrightarrow X = 0$.

On remarque enfin que la norme associée au produit scalaire $\langle \cdot | \cdot \rangle$ n'est autre que la norme $\|\cdot\|_2$ introduite précédemment (car pour tout $X \in L^2(\Omega)$, $\langle X | X \rangle^{1/2} = \mathbb{E}(X^2)^{1/2} = \|X\|_2$). On en déduit donc que l'espace $L^2(\Omega)$ muni du produit scalaire $\langle \cdot | \cdot \rangle$ est bien un espace de Hilbert (car il est complet pour la norme $\|\cdot\|_2$).

L'intérêt de se ramener à travailler avec un espace de Hilbert est que sur de tels espaces, il est possible de définir de manière univoque la notion de projection orthogonale sur des sous-espaces. En effet, la projection orthogonale d'un élément $Y \in L^2(\Omega)$ sur un sous-espace convexe, fermé et non-vide $K \subset L^2(\Omega)$ est définie comme l'unique élément $P_K(Y) \in K$ qui minimise la distance $\|Y - P_K(Y)\|_2$, et donc l'erreur des moindres carrés $\mathbb{E}((Y - P_K(Y))^2)$ entre Y et les éléments de K . On retrouve en particulier l'objectif de prédiction décrit plus haut, ce qui permet de conclure que la projection orthogonale $P_K(Y)$ est bien le prédicteur optimal Y parmi les éléments de K . On en déduit la propriété suivante qui permet en pratique de caractériser ce prédicteur optimal d'après les propriétés de la projection orthogonale vues dans le cours de calcul intégral.

Proposition – Prédicteur optimal sur un convexe fermé

Soit $Y \in L^2(\Omega)$ et soit $K \subset L^2(\Omega)$ convexe, fermé et non-vide. Le prédicteur optimal, au sens des moindres carrés, de Y sur K est la projection orthogonale de Y sur K . Il est donc caractérisé comme étant l'unique élément de K vérifiant la propriété

$$\langle Y - P_K(Y) | U - P_K(Y) \rangle \leq 0 \quad \forall U \in K.$$

Si de plus K est un sous-espace vectoriel, cette caractérisation prend une forme plus simple, à savoir:

$$\langle Y - P_K(Y) | U \rangle = 0 \quad \forall U \in K.$$

Pour revenir à notre problème initial de prédiction optimale de Y par une fonction de X , il suffit donc de choisir le sous-espace K de projection de manière à ce qu'il ne contienne que des éléments s'exprimant comme des fonctions de X , et d'identifier parmi les éléments de K celui qui satisfaisant la propriété ci-dessus (p. 16). C'est ce que nous ferons dans les prochaines sous-sections.

Cas particulier: la régression linéaire

Reprenons les variables $X, Y \in L^2(\Omega)$ introduites en début de section, et notre problème initial de prédiction de Y à partir de X . On suppose en particulier et que les espérances, variances et la covariance de X et Y sont connues. Dans cette sous-section, nous nous restreignons à des prédicteurs affines, c'est-à-dire que nous souhaitons trouver la meilleure approximation, au sens des moindres carrés, de Y par une fonction affine de X de la forme $f(X) = aX + b$. Un tel prédicteur est appelé *régression linéaire de Y par X* , et peut être calculé à partir des résultats de la sous-section précédente.

En effet, on remarque que tout prédicteur affine $f(X) = aX + b$ peut être vu comme une combinaison linéaire de deux variables aléatoires de $L^2(\Omega)$: X , et la variable aléatoire égale à 1 presque-sûrement, que l'on note également $1 \in L^2(\Omega)$. Par conséquent, $f(X) \in K$ où K désigne le sous-espace vectoriel de $L^2(\Omega)$ engendré par $X \in L^2(\Omega)$ et $1 \in L^2(\Omega)$. Ainsi, trouver un prédicteur affine optimal de Y revient à trouver un prédicteur optimal de Y dans le sous-espace vectoriel K .

Le sous-espace K étant un sous-espace vectoriel fermé de $L^2(\Omega)$ (car de dimension finie), on peut utiliser la propriété de caractérisation (p. 16) du prédicteur optimal vu précédemment, et conclure que le prédicteur affine optimal de Y par X est la projection orthogonale $P_K(Y)$ de Y sur K . En particulier, puisque tout élément de K est une combinaison linéaire de X et 1, on peut écrire que $P_K(Y) = a^*X + b^*1$, où les coefficients a^*, b^* vérifient:

$$\langle Y - (a^*X + b^*1) | aX + b1 \rangle = 0 \quad \forall a, b \in \mathbb{R},$$

Cette égalité devant être vérifiée pour tous $a, b \in \mathbb{R}$, elle implique, par bilinéarité du produit scalaire, que les coefficients a^* et b^* soient solutions du système:

$$\begin{cases} \langle Y | X \rangle - a^* \langle X | X \rangle - b^* \langle 1 | X \rangle = 0 \\ \langle Y | 1 \rangle - a^* \langle X | 1 \rangle - b^* \langle 1 | 1 \rangle = 0 \end{cases}$$

Par définition du produit scalaire $\langle \cdot | \cdot \rangle$, ce système se réécrit sous la forme:

$$\begin{cases} \mathbb{E}(XY) = a^* \mathbb{E}(X^2) + b^* \mathbb{E}(X) \\ \mathbb{E}(Y) = a^* \mathbb{E}(X) + b^* \end{cases}$$

et a pour solution

$$\begin{aligned} a^* &= \frac{\mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y)}{\mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\mathbb{V}(X)} = \rho(X, Y) \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} \\ b^* &= \mathbb{E}(Y) - a^* \mathbb{E}(X) \end{aligned}$$

En conclusion, le meilleur prédicteur affine, au sens des moindres carrés, de Y par X est la fonction $f^*(X)$ définie par

$$f^*(X) = P_K(Y) = a^* X + b^* = \mathbb{E}(Y) + \rho(X, Y) \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} (X - \mathbb{E}(X)),$$

et l'erreur quadratique moyenne associée à ce prédicteur vaut:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left((Y - f^*(X))^2 \right) &= \ell(a^*, b^*) = \sigma_Y^2 + \rho^2(X, Y) \sigma_Y^2 - 2\rho^2(X, Y) \sigma_Y^2 \\ &= \sigma_Y^2 (1 - \rho^2(X, Y)). \end{aligned}$$

On voit ainsi que cette erreur est proche de 0 lorsque $|\rho(X, Y)| \approx 1$ tandis qu'elle est proche de $\mathbb{V}(Y) = \sigma_Y^2$ lorsque $\rho(X, Y) \approx 0$. On notera au passage qu'on obtient que la meilleure approximation de Y par une constante (ce qui revient à prendre $X = 0$) est son espérance.

On vérifie aisément que les valeurs $a = a^*$ et $b = b^*$ minimise bien l'erreur $\ell(a, b) = \mathbb{E}((Y - (aX + b))^2)$ (cf. Exercice (p. 17) plus bas) et donc la meilleure approximation affine de Y basée sur X au sens des moindres carrés est la fonction $f^*(X)$ définie par

$$f^*(X) = a^* X + b^* = \mathbb{E}(Y) + \rho(X, Y) \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} (X - \mathbb{E}(X)).$$

L'erreur quadratique moyenne vaut alors

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left((Y - f^*(X))^2 \right) &= \ell(a^*, b^*) = \sigma_Y^2 + \rho^2(X, Y) \sigma_Y^2 - 2\rho^2(X, Y) \sigma_Y^2 \\ &= \sigma_Y^2 (1 - \rho^2(X, Y)). \end{aligned}$$

On voit ainsi que cette erreur est proche de 0 lorsque $|\rho(X, Y)| \approx 1$ tandis qu'elle est proche de $\mathbb{V}(Y) = \sigma_Y^2$ lorsque $\rho(X, Y) \approx 0$. On notera au passage qu'on obtient que la meilleure approximation de Y par une constante (ce qui revient à prendre $X = 0$) est son espérance.

Exercice – Une deuxième approche (•) Montrer que les coefficients a^* et b^* sont les uniques minimiseurs de l'erreur $\ell(a, b) = \mathbb{E}((Y - (aX + b))^2)$, pour $a, b \in \mathbb{R}$. (Solution p. 22.)

Remarque – Limites de la régression linéaire

L'hypothèse d'une relation linéaire est très forte et pas nécessairement toujours adaptée pour expliquer des relations de dépendances entre variables. Soit en effet une variable aléatoire réelle X de \mathcal{L}^3 (i.e. X^3 est \mathbb{P}_X intégrable) symétrique, c'est-à-dire telle que X et $-X$ sont de même loi. On a alors $\mathbb{E}(X) = -\mathbb{E}(X) = 0$. Les variables X et X^2 ne sont clairement pas indépendantes. Pour autant, on a $\text{Cov}(X, X^2) = \mathbb{E}(X^3) = -\mathbb{E}(X^3) = 0$ et le coefficient de régression a^* est nul.

Cas général

Dans le paragraphe précédent, on s'est intéressé à approximer une variable aléatoire $Y \in L^2(\Omega)$ par une fonction affine d'une autre variable $X \in L^2(\Omega)$. On va montrer ici que si on généralise la recherche du prédicteur optimal à l'ensemble des fonctions de X de carré intégrable, la solution est donnée précisément par l'espérance conditionnelle $\psi(X) = \mathbb{E}(Y|X)$.

En effet, considérons d'une part le sous-espace $L_X^2(\Omega) \subset L^2(\Omega)$ constitué des (classes d'équivalence) des variables aléatoires de la forme $f(X)$, avec $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ borélienne et telle que $f(X) \in L^2(\Omega)$. On remarque que $L_X^2(\Omega)$ est sous-espace vectoriel de $L^2(\Omega)$. On admettra par ailleurs que $L_X^2(\Omega)$ est fermé. Par conséquent, le prédicteur optimal de Y dans $L_X^2(\Omega)$ n'est autre que la projection orthogonale de Y sur $K = L_X^2(\Omega)$, et on peut une nouvelle fois appliquer la propriété de caractérisation (p. 16) associée pour l'identifier.

D'autre part, on note que l'espérance conditionnelle $\psi(X) = \mathbb{E}(Y|X) \in L_X^2(\Omega)$ et que pour tout $f(X) \in L_X^2(\Omega)$,

$$\begin{aligned} \langle Y - \psi(X) | f(X) \rangle &= \mathbb{E}((Y - \psi(X))f(X)) = \mathbb{E}(Yf(X)) - \mathbb{E}(\mathbb{E}(Y|X)f(X)) \\ &= \mathbb{E}(Yf(X)) - \mathbb{E}(\mathbb{E}(Yf(X)|X)) \\ &= \mathbb{E}(Yf(X)) - \mathbb{E}(Yf(X)) = 0 \end{aligned}$$

où la seconde égalité se déduit du fait que $f(X)$ est \mathbb{P} -intégrable, et la troisième égalité découle du théorème de l'espérance totale. Ainsi l'espérance conditionnelle vérifie la propriété de caractérisation (p. 16) et par conséquent, par unicité de la projection orthogonale, on en déduit que $P_{L_X^2(\Omega)}(Y) = \psi(X)$. On peut donc conclure que, pour toutes variables aléatoires $X, Y \in L^2(\Omega)$,

- l'espérance conditionnelle $\psi(X) = \mathbb{E}(Y|X)$ n'est autre que la projection orthogonale de Y sur $L_X^2(\Omega)$,
- l'espérance conditionnelle $\psi(X) = \mathbb{E}(Y|X)$ est le prédicteur optimal (au sens des moindres carrés) de Y à partir d'une fonction de X .

Il est alors immédiat que le "résidu" $Y - \mathbb{E}(Y|X)$ est non corrélé avec X du fait de l'orthogonalité. On en déduit aussi la *formule de la variance totale* :

$$\begin{aligned} \mathbb{V}(Y) &= \|Y - \mathbb{E}(Y)\|^2 = \|Y - \mathbb{E}(Y|X) + \mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y)\|^2 \\ &= \|Y - \mathbb{E}(Y|X)\|^2 + \|\mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y)\|^2 \\ &= \mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y|X))^2) + \mathbb{E}((\mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y))^2) \\ &= \mathbb{E}(\mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y|X))^2|X)) + \mathbb{V}(\mathbb{E}(Y|X)) \\ &= \mathbb{E}(\mathbb{V}(Y|X)) + \mathbb{V}(\mathbb{E}(Y|X)). \end{aligned}$$

où on a utilisé la formule de l'espérance totale et introduit la variable aléatoire variance conditionnelle $\mathbb{V}(Y|X) = \mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y|X))^2|X)$ comme cas particulier de la définition vue plus haut (p. 11).

Exercice – Variance totale (•) Redémontrer ce résultat sans utiliser la notion d'orthogonalité. (Solution p. 23.)

Exercices

Couple de variables

Soient X et Y deux v.a. réelles. On suppose que la densité conditionnelle de X sachant $Y = y$ est la densité $1_{\mathbb{R}_+}(x)y^2xe^{-xy}$ et que la loi de Y est de densité $\frac{1}{y^2}1_{[1,+\infty[}(y)$. On pose $T = XY$.

Question 1 Trouver la loi du couple (T, Y) . Qu'en déduit-on ? (Solution p. 23.)

Question 2 Trouver la loi conditionnelle de Y sachant $X = x$. (Solution p. 23.)

Question 3 Calculer $E(Y|X)$. (Solution p. 23.)

Mélanges de lois

Adapté du cours de probabilités de S. Bonnabel et M. Schmidt (MINES Paris-Tech).

Pour modéliser un phénomène multimodal, on utilise souvent des mélanges de gaussiennes. C'est le cas notamment en classification non-supervisée, où on fait l'hypothèse que chacune des classes suit une loi gaussienne. Soient $n \in \mathbb{N}^*$ et K une variable aléatoire prenant les valeurs $1, \dots, n$ avec les probabilités non nulles p_1, \dots, p_n telles que $\sum_{i=1}^n p_i = 1$. Soient X_1, \dots, X_n des variables aléatoires gaussiennes mutuellement indépendantes, d'espérances respectives $m_1, \dots, m_n \in \mathbb{R}$ et de variances respectives $\sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2 \in \mathbb{R}_+^*$, toutes indépendantes de K . On appelle mélange de gaussiennes la loi de la variable aléatoire $X = X_K$. Pour tout $i \in \{1, \dots, n\}$, on notera f_i la densité de la variable aléatoire X_i .

Question 1 Soit $i \in \{1, \dots, n\}$. Quelle est la densité $f_{X|K=i}$ de X conditionnellement à l'événement $\{K = i\}$? (Solution p. 24.)

Question 2 Calculer la densité de probabilité de la variable X . (Solution p. 24.)

Question 3 Calculer $\mathbb{E}(X)$. Montrer que $\mathbb{V}(X) = \sum_{i=1}^n p_i \sigma_i^2 + \bar{\sigma}^2$, où ce dernier terme peut être interprété comme la dispersion des espérances. (Solution p. 24.)

Question 4 Comment approximeriez-vous le mélange par une unique gaussienne ? Faire un schéma dans le cas $m = 2$. (Solution p. 24.)

Lois conjuguées

Soit un vecteur aléatoire (X, Y) de loi jointe $\mathbb{P}_{X,Y}$. Expliciter la loi conditionnelle de Y sachant $\{X = x\}$ dans les situations suivantes, en prenant soin d'explicitier pour quelles valeurs de x ces dernières ont du sens.

Question 1 Y suit une loi Exponentielle de paramètre $\lambda \in \mathbb{R}_+^*$ et pour tout $y \in \mathbb{R}_+^*$, la variable aléatoire X sachant $\{Y = y\}$ suit une loi Exponentielle de paramètre y . (Solution p. 26.)

Question 2 Y suit une loi Gamma de paramètres $\alpha, \theta \in \mathbb{R}_+^*$ et pour tout $y \in \mathbb{R}_+^*$, la variable aléatoire X sachant $\{Y = y\}$ suit une loi de Poisson de paramètre y . (Solution p. 26.)

Randomisation

Extrait du cours de probabilités de S. Bonnabel et M. Schmidt (MINES Paris-Tech).

Des clients arrivent à la boutique SNCF du boulevard Saint-Michel à des instants aléatoires. On note T_0 l'heure d'ouverture puis T_1, T_2, \dots les temps successifs d'arrivée des clients jusqu'à l'heure de fermeture. Les études statistiques montrent qu'on peut, dans une tranche horaire donnée, supposer que les temps d'attente $X_1 = T_1 - T_0, X_2 = T_2 - T_1, \dots$ peuvent être modélisés par des variables aléatoires indépendantes et de même loi qu'une variable aléatoire positive X . Par ailleurs, une loterie interne décide que chaque jour dans la tranche horaire considérée, le $N^{\text{ème}}$ client sera l'heureux gagnant d'un trajet gratuit Paris-La Ciotat, où N est une variable aléatoire bornée dont la loi dépend du processus de loterie (e.g. tous les clients entre le premier et le 30^{ème} ont une chance 1/30 d'être tirés au sort, en supposant qu'on est sûr d'avoir au moins 30 clients dans la tranche horaire).

On se demande alors : quel est le temps d'attente moyen avant d'obtenir un gagnant ? (Solution p. 27.)

Etats cachés — indépendance conditionnelle

Soucieux de l'évolution du potager de l'école, des élèves à la main verte s'intéressent à l'évolution de la température dans le jardin côté Luxembourg. Ils récupèrent pour cela un thermomètre dans un laboratoire, l'installent près du potager, et en relèvent les mesures à intervalles de temps réguliers. Les résultats les surprennent rapidement : les températures affichées ne correspondent pas à celles prévues par météo-France. Leur thermomètre est sans doute dérégulé.

On se propose de les aider à comprendre le phénomène dont ils sont témoins à l'aide d'un modèle probabiliste particulier, nommé *modèle de Markov caché*. Précisément, on considère la suite des vraies températures que l'on aurait souhaité relever comme une suite de v.a.r. non indépendantes $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$, dite *d'états cachés* (on ne les observe pas directement). Les erreurs commises par le thermomètre sont quant à elles modélisées par une suite de v.a.r. $(\epsilon_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$, toutes indépendantes et de même loi admettant une densité f_ϵ . Elles sont supposées indépendantes de la suite $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ (l'erreur du thermomètre lui est propre et ne dépend pas de

la température réelle). A chaque instant $n \in \mathbb{N}^*$, on suppose que la mesure du thermomètre est la variable aléatoire

$$Y_n = X_n + \epsilon_n,$$

et que le vecteur aléatoire (X_1, \dots, X_n) possède une densité jointe notée $f_{1:n}$.

Question 1 Montrer que pour tout $n \in \mathbb{N}^*$ et tout $x \in \mathbb{R}$, la loi de Y_n sachant $\{X_n = x\}$ admet une densité, que l'on explicitera. (Solution p. 28.)

Question 2 Montrer que les $n \in \mathbb{N}^*$ relevés de température Y_1, \dots, Y_n sont indépendants **conditionnellement** aux états cachés X_1, \dots, X_n . (Solution p. 28.)

Covariance totale

Soient X , Y et Z trois variables aléatoires réelles de carré intégrable. La covariance conditionnelle de X et Y sachant Z est définie comme la variable aléatoire

$$\text{Cov}(X, Y \mid Z) = \mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X \mid Z))(Y - \mathbb{E}(Y \mid Z)) \mid Z\right).$$

Etablir la formule de la covariance totale :

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}(\text{Cov}(X, Y \mid Z)) + \text{Cov}(\mathbb{E}(X \mid Z), \mathbb{E}(Y \mid Z)).$$

(Solution p. 29.)

Non-réponse

Inspiré du cours de probabilité de M. Christine (ENSAE ParisTech).

Un questionnaire est diffusé aux $n \in \mathbb{N}^*$ étudiants de l'école pour savoir combien de temps ils ont consacré à l'étude des probabilités ce semestre. On note Y_i le temps de travail de l'étudiant $i \in \{1, \dots, n\}$ et X_i la variable valant 1 s'il a répondu au questionnaire et 0 sinon. On suppose que les $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ sont des vecteurs aléatoires indépendants de même distribution qu'un vecteur générique (X, Y) tel que

- X est une variable de Bernoulli de paramètre $p \in]0, 1[$ indiquant la probabilité de réponse,
- Y est positive, de carré intégrable, d'espérance $m \in \mathbb{R}_+$ et de variance $\sigma^2 \in \mathbb{R}_+^*$. Le coefficient de corrélation entre X et Y est enfin noté $\rho \in [-1, 1]$.

Question 1 En reprenant la définition de l'espérance conditionnelle $\mathbb{E}(Y \mid X)$ comme meilleure approximation au sens des moindres carrés de Y par une fonction de X , montrer qu'elle coïncide ici avec l'approximation affine de Y par X puis l'écrire en fonction de m , ρ , σ et p . (Solution p. 29.)

Question 2 On pose $m_0 := \mathbb{E}(Y \mid X = 0)$ et $m_1 = \mathbb{E}(Y \mid X = 1)$. Calculer m_0 et m_1 en fonction de m , ρ , σ et p . (Solution p. 30.)

Question 3 On pose $\sigma_0^2 := \mathbb{V}(Y \mid X = 0)$ et $\sigma_1^2 := \mathbb{V}(Y \mid X = 1)$. Vérifier l'égalité

$$\sigma^2 = \frac{(1-p)\sigma_0^2 + p\sigma_1^2}{1-\rho^2}.$$

(Solution p. 30.)

Question 4 Que dire des résultats obtenus aux questions 2 et 3 lorsque :

- X et Y sont non corrélées,
- X et Y sont indépendantes ?

(Solution p. 30.)

Solutions

Dans un triangle (1) La densité marginale de X est donnée par $f_X(x) = \int f_{X,Y}(x,y)dy = 1_{]0,1[}(x)$ et pour $x \in]0,1[$,

$$f_{Y|X=x}(y) = \frac{1}{x} 1_{]0,x[}(y)$$

Ainsi X est uniformément distribué sur $]0,1[$, et la loi de Y sachant $X = x$ est uniforme sur $]0,x[$ pour $(0 < x < 1)$.

Dans un triangle (2) Pour un tel x , l'espérance conditionnelle $\mathbb{E}(Y|X = x)$ vaut ainsi $x/2$ et nous obtenons $\mathbb{E}(Y|X) = \frac{X}{2}$.

Auto-conditionnement On a $\psi(y) = \mathbb{E}(Y|Y = y) = y$ et donc $\mathbb{E}(Y|Y) = \psi(Y) = Y$ p.s.

Espérance conditionnelle d'un produit de variables On a $\mathbb{E}(XY|X = x) = x\mathbb{E}(Y|X = x)$, d'où $\mathbb{E}(XY|X) = X\mathbb{E}(Y|X)$ p.s.

Une deuxième approche On remarque qu'on peut réécrire l'erreur comme

$$\ell(a,b) = \mathbb{E}(Y^2) - 2a\mathbb{E}(XY) - 2b\mathbb{E}(Y) + a^2\mathbb{E}(X^2) + 2ab\mathbb{E}(X) + b^2.$$

Cette fonction est convexe et par conséquent admet un minimum global atteint au point $(a^*, b^*) \in \mathbb{R}^2$ qui annule les dérivées partielles de ℓ en a et b . Ainsi, on a

$$\frac{\partial \ell(a^*, b^*)}{\partial b} = -2\mathbb{E}(Y^2) + 2a^*\mathbb{E}(X) + 2b^* = 0$$

d'où $b^* = \mathbb{E}(Y) - a^* \mathbb{E}(X)$ Et,

$$\begin{aligned}\frac{\partial \ell(a^*, b^*)}{\partial a} &= -2\mathbb{E}(XY) + 2a\mathbb{E}(X^2) + 2b\mathbb{E}(X) \\ &= -2\mathbb{E}(XY) + 2a\mathbb{E}(X^2) + 2\mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) - 2a^*\mathbb{E}(X^2) \\ &= -2\text{Cov}(X, Y) + a^*\mathbb{V}(X) = 0\end{aligned}$$

d'où $a^* = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\mathbb{V}(X)} = \rho(X, Y) \frac{\sigma_Y}{\sigma_X}$.

Variance totale

$$\begin{aligned}\mathbb{V}(Y) &= \mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y))^2) = \mathbb{E}(\mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y))^2 | X)) \text{ par la formule de l'espérance totale} \\ &= \mathbb{E}(\mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y|X) + \mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y))^2 | X)) \\ &= \mathbb{E}(\mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y|X))^2 | X)) + \mathbb{E}(\mathbb{E}((\mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y))^2 | X)) \\ &\quad + 2\mathbb{E}(\mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y|X))(\mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y)) | X)) \\ &= \mathbb{E}(\mathbb{V}(Y|X)) + \mathbb{E}((\mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y))^2) + 2\mathbb{E}((\mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y))\mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y|X)) | X)) \\ &= \mathbb{E}(\mathbb{V}(Y|X)) + \mathbb{V}(\mathbb{E}(Y|X)) \text{ car } \mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y|X)) | X) = 0\end{aligned}$$

Couple de variables

Question 1 On voit d'abord que la densité du couple (X, Y) vaut :

$$f_{X,Y}(x, y) = f_{X|Y=y}(x)f_Y(y) = xe^{-xy}1_{\mathbb{R}_+}(x)1_{[1, +\infty[}(y)$$

Soit h une fonction continue bornée sur \mathbb{R}_+^2 . Le changement de variable $(x, y) \mapsto (t = xy, y)$ de jacobien y , donne alors que

$$\mathbb{E}(h(T, Y)) = \mathbb{E}(h(XY, Y)) = \int_1^{+\infty} \int_0^{+\infty} h(t, y)e^{-t} \frac{t}{y^2} dt dy$$

et donc la densité du couple (T, Y) vaut

$$f_{T,Y} = e^{-t} \frac{t}{y^2} 1_{[1, +\infty[}(y) 1_{\mathbb{R}_+}(t)$$

Elle s'écrit comme produit d'une fonction de t et d'une fonction de y . On en déduit que T et Y sont indépendantes et que T a pour densité $te^{-t}1_{\mathbb{R}_+}(t)$.

Question 2 La loi marginale de X a pour densité $f_X(x) = \int_1^{+\infty} xe^{-xy} dy = e^{-x}$. Ainsi X suit une loi exponentielle de paramètre 1 et la loi conditionnelle de Y sachant $X = x$ admet la densité :

$$f_{Y|X=x}(y) = \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_X(x)} = xe^{-x(y-1)} 1_{[1, +\infty[}(y)$$

pour $x > 0$.

Question 3 On en déduit que

$$\mathbb{E}(Y|X = x) = \int_1^{+\infty} yxe^{-x(y-1)} dy = \frac{x+1}{x} 1_{\mathbb{R}_+}(x)$$

par intégration par parties. Ainsi $\mathbb{E}(Y|X) = \frac{X+1}{X}$.

Mélanges de lois

Question 1 Soit B un borélien. Par indépendance de K avec X_i , on a

$$\mathbb{P}(X \in B \mid K = i) = \mathbb{P}(X_i \in B \mid K = i) = \mathbb{P}(X_i \in B).$$

La loi de X sachant $\{K = i\}$ est donc la même que celle de X_i , d'où

$$f_{X|K=i} : x \in \mathbb{R} \mapsto f_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp \left\{ -\frac{(x - m_i)^2}{2\sigma_i^2} \right\}.$$

Question 2 Soit B un borélien. D'après la formule des probabilités totales et la question précédente, on a

$$\mathbb{P}(X \in B) = \sum_{i=1}^n p_i \mathbb{P}(X \in B \mid K = i) = \sum_{i=1}^n p_i \mathbb{P}(X_i \in B).$$

La variable aléatoire X admet donc une densité, qui vaut

$$f_X : x \in \mathbb{R} \mapsto \sum_{i=1}^n p_i f_i(x).$$

Question 3 D'après la question précédente, X a pour espérance

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X) &= \int_{\mathbb{R}} x f_X(x) dx = \int_{\mathbb{R}} x \sum_{i=1}^n p_i f_i(x) dx = \sum_{i=1}^n p_i \int_{\mathbb{R}} x f_i(x) dx \\ &= \sum_{i=1}^n p_i m_i. \end{aligned}$$

Quant à la variance de X , en utilisant l'égalité $\sum_{i=1}^n p_i = 1$, elle vaut

$$\begin{aligned} \mathbb{V}(X) &= \mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2 = \int_{\mathbb{R}} x^2 f_X(x) dx - \left(\sum_{i=1}^n p_i m_i \right)^2 \\ &= \sum_{i=1}^n p_i (\sigma_i^2 + m_i^2) - \sum_{i=1}^n p_i \left(\sum_{j=1}^n p_j m_j \right)^2 \\ &= \sum_{i=1}^n p_i \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^n p_i \left(m_i - \sum_{j=1}^n p_j m_j \right)^2. \end{aligned}$$

On retrouve bien la forme désirée, avec la dispersion des espérances

$$\bar{\sigma}^2 := \sum_{i=1}^n p_i \left(m_i - \sum_{j=1}^n p_j m_j \right)^2.$$

Question 4 Si l'on souhaite approcher la loi de X avec une unique Gaussienne, et non un mélange, les questions précédentes suggèrent de prendre celle d'espérance $\sum_{i=1}^n p_i m_i$ et de variance $\sum_{i=1}^n p_i \sigma_i^2 + \bar{\sigma}^2$. Voir figure ci-dessous.

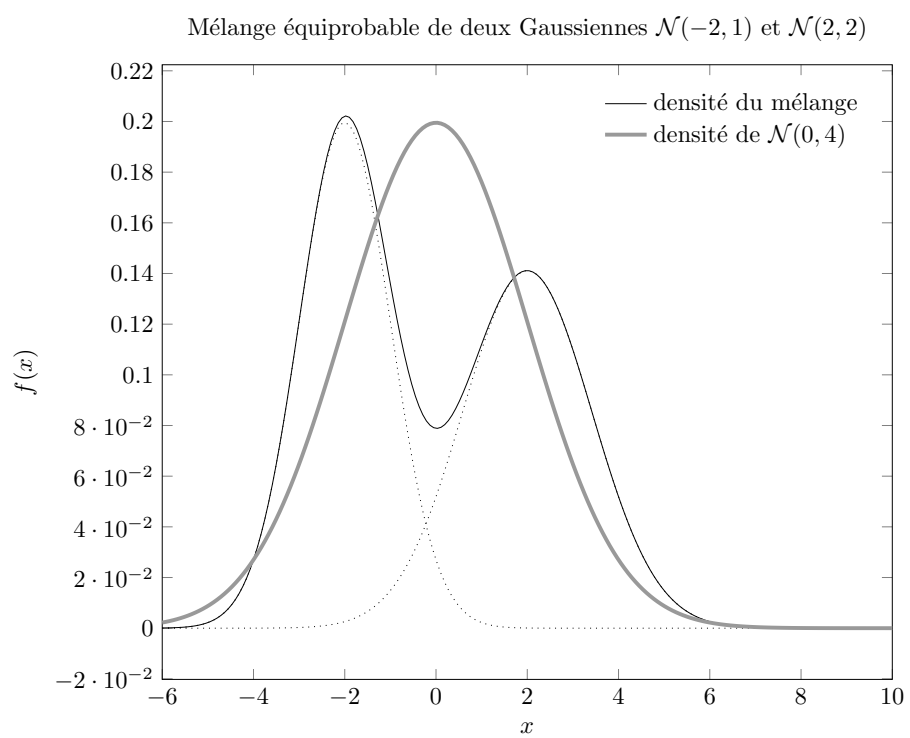


FIGURE 2 – Illustration

Lois conjuguées

On considère dans tout cet exercice B_1 et B_2 des Boréliens.

Question 1 D'après les hypothèses on a

$$\begin{aligned}\mathbb{P}_{X,Y}(B_1 \times B_2) &= \int_{B_2} \left(\int_{B_1} \mathbb{P}_{X|Y=y}(dx) \right) \mathbb{P}_Y(dy) \quad \text{par Fubini conditionnel,} \\ &= \int_{B_2} \left(\int_{B_1} y e^{-yx} 1_{\mathbb{R}_+^*}(x) dx \right) \lambda e^{-\lambda y} 1_{\mathbb{R}_+^*}(y) dy \\ &= \int_{B_1} \int_{B_2} \lambda y e^{-(x+\lambda)y} 1_{\mathbb{R}_+^*}(x) 1_{\mathbb{R}_+^*}(y) dy dx \quad \text{par Fubini.}\end{aligned}$$

Le vecteur aléatoire (X, Y) possède donc une densité jointe

$$f_{X,Y} : (x, y) \in \mathbb{R}^2 \mapsto \lambda y e^{-(x+\lambda)y} 1_{\mathbb{R}_+^*}(x) 1_{\mathbb{R}_+^*}(y).$$

La variable aléatoire X a donc aussi une densité : pour tout $x \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned}f_X(x) &= \int_{\mathbb{R}} f_{X,Y}(x, y) dy = \int_{\mathbb{R}} \lambda y e^{-(x+\lambda)y} 1_{\mathbb{R}_+^*}(x) 1_{\mathbb{R}_+^*}(y) dy \\ &= \begin{cases} \frac{\lambda}{x+\lambda} \int_0^{+\infty} y (x+\lambda) e^{-(x+\lambda)y} dy & \text{si } x > 0, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}\end{aligned}$$

On reconnaît dans cette dernière intégrale la formule de l'espérance d'une loi Exponentielle de paramètre $x + \lambda$, et on en déduit que pour tout $x \in \mathbb{R}$

$$f_X(x) = \frac{\lambda}{(x+\lambda)^2} 1_{\mathbb{R}_+^*}(x).$$

Pour tout $x \in \mathbb{R}_+^*$ la variable Y sachant $\{X = x\}$ admet donc aussi une densité, que l'on explicite avec la formule de Bayes : pour tout $y \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned}f_{Y|X=x}(y) &= \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_X(x)} = \frac{\lambda y e^{-(x+\lambda)y} 1_{\mathbb{R}_+^*}(y)}{\frac{\lambda}{(x+\lambda)^2}} \\ &= (x+\lambda)^2 y e^{-(x+\lambda)y} 1_{\mathbb{R}_+^*}(y).\end{aligned}$$

Comme $\Gamma(2) = 1$, on reconnaît ici la densité d'une loi Gamma d'indice 2 et de paramètre d'échelle $x + \lambda$.

Question 2 D'après les hypothèses, en procédant comme précédemment, on a

$$\begin{aligned}
\mathbb{P}_{X,Y}(B_1 \times B_2) &= \int_{B_2} \left(\int_{B_1} \mathbb{P}_{X|Y=y}(dx) \right) \mathbb{P}_Y(dy) \\
&= \int_{B_2} \left(\sum_{x \in B_1} \frac{y^x}{x!} e^{-y} 1_{\mathbb{N}}(x) \right) \frac{\theta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{\alpha-1} e^{-\theta y} 1_{\mathbb{R}_+}(y) dy \\
&= \sum_{x \in B_1 \cap \mathbb{N}} \left(\frac{1}{x!} \int_{B_2 \cap \mathbb{R}_+} \frac{\theta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{x+\alpha-1} e^{-(\theta+1)y} dy \right) \\
&= \sum_{x \in B_1 \cap \mathbb{N}} \left(\frac{\Gamma(x+\alpha) \theta^\alpha}{x! \Gamma(\alpha) (\theta+1)^{x+\alpha}} \right. \\
&\quad \left. \times \int_{B_2 \cap \mathbb{R}_+} \frac{(\theta+1)^{x+\alpha}}{\Gamma(x+\alpha)} y^{x+\alpha-1} e^{-(\theta+1)y} dy \right).
\end{aligned}$$

On reconnaît dans cette dernière intégrale la densité d'une loi Gamma d'indice $x + \alpha$ et de paramètre d'échelle $\theta + 1$, qui correspond exactement à la loi conditionnelle de Y sachant $\{X = x\}$ pour $x \in \mathbb{N}$. En effet, on a d'une part

$$\mathbb{P}_X(B_1) = \mathbb{P}_{X,Y}(B_1 \times \mathbb{R}) = \sum_{x \in B_1 \cap \mathbb{N}} \frac{\theta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{\Gamma(x+\alpha)}{x! (\theta+1)^{x+\alpha}},$$

ce qui donne bien pour tout $x \in \mathbb{N}$:

$$\begin{aligned}
\mathbb{P}_{Y|X=x}(B_2) &= \mathbb{P}(Y \in B_2 \mid X = x) = \frac{\mathbb{P}_{X,Y}(\{x\} \times B_2)}{\mathbb{P}_X(\{x\})} \\
&= \int_{B_2 \cap \mathbb{R}_+} \frac{(\theta+1)^{x+\alpha}}{\Gamma(x+\alpha)} y^{x+\alpha-1} e^{-(\theta+1)y} dy.
\end{aligned}$$

Randomisation

En termes probabilistes et selon les notations de l'exercice, il s'agit de calculer $\mathbb{E}(T_N - T_0)$, où la variable aléatoire T_N peut s'écrire en fonction d'une somme aléatoire de variables aléatoires indépendantes :

$$T_N = \sum_{i=1}^N X_i + T_0.$$

Comme la boutique ferme au bout d'un certain temps, toutes les variables aléatoires figurant dans l'équation précédente sont bornées, donc intégrables. On peut ainsi calculer $\mathbb{E}(T_N - T_0)$ à l'aide de la formule de l'espérance totale :

$$\mathbb{E}(T_N - T_0) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(T_N \mid N)) - T_0.$$

Pour tout $n \in \mathbb{N}^*$ l'énoncé suggère que N est indépendante de X_1, \dots, X_n , elles-mêmes indépendantes et de même loi que X , d'où :

$$\mathbb{E}(T_n \mid N = n) = \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(X_i \mid N = n) = \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(X_i) = n\mathbb{E}(X).$$

Ainsi, en posant $\psi : n \in \mathbb{N}^* \mapsto n\mathbb{E}(X)$, on obtient

$$\mathbb{E}(T_N - T_0) = \mathbb{E}(\psi(N)) - T_0 = \mathbb{E}(N)\mathbb{E}(X) - T_0.$$

C'était prévisible : en posant arbitrairement $T_0 = 0$, le temps d'attente moyen est le temps d'attente moyen entre deux arrivées, multiplié par le rang moyen du gagnant. Si la loterie dépendait des temps d'arrivées, par exemple en faisant gagner le premier client qui arrive au moins 10 minutes après le client précédent, ψ , et donc le résultat, seraient différents.

Etats cachés — indépendance conditionnelle

Question 1 Soit $n \in \mathbb{N}^*$. Quels que soient $x \in \mathbb{R}$ et B borélien on a

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{Y_n|X_n=x}(B) &= \mathbb{E}(1_B(X_n + \epsilon_n) \mid X_n = x) \\ &= \int_{\mathbb{R}} 1_B(x + y) \mathbb{P}_{\epsilon_n|X_n=x}(dy) \\ &= \int_{\mathbb{R}} 1_B(x + y) f_{\epsilon}(y) dy \quad \text{par indépendance de } X_n \text{ et } \epsilon_n \\ &= \int_B f_{\epsilon}(y - x) dy. \end{aligned}$$

Ainsi, $\mathbb{P}_{Y_n|X_n=x}$ admet bien une densité :

$$f_{Y_n|X_n=x} : y \in \mathbb{R} \mapsto f_{\epsilon}(y - x).$$

Question 2 Soient $n \in \mathbb{N}^*$, $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ et B_1, \dots, B_n des boréliens. Pour simplifier les écritures, on note $x_{1:n}$ tout vecteur (x_1, \dots, x_n) de \mathbb{R}^n . Alors

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{Y_{1:n}|X_{1:n}=x_{1:n}}(B_1 \times \dots \times B_n) &= \mathbb{E}\left(\prod_{i=1}^n 1_{B_i}(X_i + \epsilon_i) \mid X_{1:n} = x_{1:n}\right) \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \prod_{i=1}^n 1_{B_i}(x_i + y_i) \mathbb{P}_{\epsilon_{1:n}|X_{1:n}=x_{1:n}}(dy_{1:n}) \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \prod_{i=1}^n 1_{B_i}(x_i + y_i) \mathbb{P}_{\epsilon_{1:n}}(dy_{1:n}) \quad \text{par indépendance des } \epsilon_i \text{ et } X_j, \\ &= \prod_{i=1}^n \int_{\mathbb{R}} 1_{B_i}(x_i + y_i) f_{\epsilon}(x_i) dy_i \quad \text{par Fubini et indépendance et même loi des } \epsilon_i, \\ &= \prod_{i=1}^n \int_{\mathbb{R}} 1_{B_i}(y_i) f_{\epsilon}(y_i - x_i) dy_i \\ &= \prod_{i=1}^n \int_{\mathbb{R}} 1_{B_i}(y_i) f_{Y_i|X_i=x_i}(y_i) dy_i \quad \text{par la question 1,} \\ &= \prod_{i=1}^n \mathbb{P}_{Y_i|X_i=x_i}(B_i). \end{aligned}$$

Les n relevés de température sont donc bien indépendants conditionnellement aux états cachés.

Covariance totale

Tout d'abord, par linéarité de l'espérance conditionnelle on a :

$$\begin{aligned}\text{Cov}(X, Y | Z) &= \mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X | Z))(Y - \mathbb{E}(Y | Z)) \mid Z\right) \\ &= \mathbb{E}\left(XY - X\mathbb{E}(Y | Z) - Y\mathbb{E}(X | Z) + \mathbb{E}(X | Z)\mathbb{E}(Y | Z) \mid Z\right) \\ &= \mathbb{E}(XY | Z) - \mathbb{E}(X | Z)\mathbb{E}(Y | Z).\end{aligned}$$

En utilisant la formule de l'espérance totale et la linéarité de l'espérance, on obtient alors

$$\begin{aligned}\text{Cov}(X, Y) &= \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) \\ &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(XY | Z)) - \mathbb{E}(\mathbb{E}(X | Z))\mathbb{E}(\mathbb{E}(Y | Z)) \\ &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(XY | Z) - \mathbb{E}(X | Z)\mathbb{E}(Y | Z)) \\ &\quad + \mathbb{E}(\mathbb{E}(X | Z)\mathbb{E}(Y | Z)) - \mathbb{E}(\mathbb{E}(X | Z))\mathbb{E}(\mathbb{E}(Y | Z)) \\ &= \mathbb{E}(\text{Cov}(X, Y | Z)) + \text{Cov}(\mathbb{E}(X | Z), \mathbb{E}(Y | Z)).\end{aligned}$$

Non-réponse

Question 1 L'espérance conditionnelle de Y sachant X peut s'écrire comme la solution au problème de minimisation

$$\min_{\phi(X) \in L_X^2} \mathbb{E}\left((Y - \phi(X))^2\right).$$

Or pour $\phi(X) \in L_X^2$ on a ici

$$\mathbb{E}\left((Y - \phi(X))^2\right) = \mathbb{E}\left((Y - \phi(1))^2 1_{\{1\}}(X)\right) + \mathbb{E}\left((Y - \phi(0))^2 1_{\{0\}}(X)\right),$$

il suffit donc de résoudre pour tout $x \in \{0, 1\}$

$$\min_{\lambda \in \mathbb{R}} \mathbb{E}\left((Y - \lambda)^2 1_{\{x\}}(X)\right).$$

Soit $x \in \{0, 1\}$ et posons $J_x : \lambda \in \mathbb{R} \mapsto \mathbb{E}\left((Y - \lambda)^2 1_{\{x\}}(X)\right)$. Alors pour tout $\lambda \in \mathbb{R}$

$$J_x(\lambda) = \mathbb{E}(Y^2 1_{\{x\}}(X)) + \lambda^2 \mathbb{P}(X = x) - 2\lambda \mathbb{E}(Y 1_{\{x\}}(X))$$

et sa dérivée

$$J'_x(\lambda) = 2\lambda \mathbb{P}(X = x) - 2\mathbb{E}(Y 1_{\{x\}}(X))$$

s'annule en

$$\lambda_x := \frac{\mathbb{E}(Y 1_{\{x\}}(X))}{\mathbb{P}(X = x)} = \mathbb{E}(Y | X = x).$$

On en conclut que

$$\mathbb{E}(Y | X) = \mathbb{E}(Y | X = 1) 1_{\{1\}}(X) + \mathbb{E}(Y | X = 0) 1_{\{0\}}(X).$$

Or on remarque que $1_{\{1\}}(X) = X$ et $1_{\{0\}}(X) = 1 - X$, ce qui fait de $\mathbb{E}(Y | X)$ une fonction affine de X . Elle est par définition la meilleure approximation de Y par une fonction de X , elle coïncide donc avec l'approximation affine de Y par X :

$$\mathbb{E}(Y | X) = m + \frac{\rho \sigma}{\sqrt{p(1-p)}}(X - p).$$

Question 2 D'après la question précédente, on a $\mathbb{E}(Y | X) = m_0 + (m_1 - m_0)X$, la meilleure approximation affine de Y par X . Ainsi, m_0 et m_1 satisfont

$$\left| \begin{array}{l} m_1 - m_0 = \frac{\rho\sigma}{\sqrt{p(1-p)}}, \\ m_0 = m - (m_1 - m_0)p, \end{array} \right| \Leftrightarrow \left| \begin{array}{l} m_1 = m + \rho\sigma\sqrt{\frac{1-p}{p}}, \\ m_0 = m - \rho\sigma\sqrt{\frac{p}{1-p}}. \end{array} \right|$$

Question 3 Par la formule de la variance totale et d'après la question 1, on a

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= \mathbb{V}(Y) = \mathbb{E}(\mathbb{V}(Y | X)) + \mathbb{V}(\mathbb{E}(Y | X)) \\ &= p\sigma_1^2 + (1-p)\sigma_0^2 + \frac{\rho^2\sigma^2}{p(1-p)}\mathbb{V}(X) \\ &= p\sigma_1^2 + (1-p)\sigma_0^2 + \rho^2\sigma^2. \end{aligned}$$

Cette égalité se simplifie et donne bien

$$\sigma^2 = \frac{(1-p)\sigma_0^2 + p\sigma_1^2}{1-\rho^2}.$$

Question 4 Lorsque X et Y sont non corrélées, i.e. $\rho = 0$, on obtient $m_0 = m_1 = m$ puis $\sigma^2 = (1-p)\sigma_0^2 + p\sigma_1^2$. En d'autres termes, $\mathbb{E}(Y | X) = m$ est une variable aléatoire constante, et $\mathbb{E}(\mathbb{V}(Y | X)) = \sigma^2$. Dans ce cas, la non-réponse n'affecte pas l'espérance, mais potentiellement la variance (la dispersion du temps de travail peut être différente chez les répondants et les non-répondants). Ces deux propriétés sont encore vraies en cas d'indépendance entre X et Y , puisque l'indépendance implique la non corrélation, mais nous avons de plus $\mathbb{V}(Y | X) = \sigma^2 = \sigma_1^2 = \sigma_0^2$; la variable aléatoire $\mathbb{V}(Y | X)$ est elle aussi constante. Cette fois-ci, la dispersion est la même chez les répondants et les non-répondants : la non-réponse n'affecte pas la variance.

Références