

Couple de Vecteurs Aléatoires

SR

- 1 Couple de variables aléatoires discrets
 - Loi conjointe, lois marginales
 - Espérance d'un vad
 - Indépendance de vad
 - Opérations sur les variables aléatoires discrètes
 - Covariance, Corrélacion et Indépendance
- 2 Couple de vecteurs aléatoires réels
 - Loi conjointe, lois marginales
 - Espérance, Covariance
 - Fonction de répartition
 - Caractérisation de l'Indépendance
 - Théorème de transformation

- 1 Couple de variables aléatoires discrets
 - Loi conjointe, lois marginales
 - Espérance d'un vad
 - Indépendance de vad
 - Opérations sur les variables aléatoires discrètes
 - Covariance, Corrélacion et Indépendance
- 2 Couple de vecteurs aléatoires réels

Loi de Probabilité d'un vecteur

Dans ce cours, $Z = (X, Y)$ désigne un couple de variables aléatoires discrètes définies sur le même univers Ω :

$$X(\Omega) = \{x_1, \dots, x_q\}$$

$$Y(\Omega) = \{y_1, \dots, y_p\}$$

alors **loi de probabilité associée du couple** est définie par

$$p_{ij} = P(Z = (x_i, y_j)) = P((X, Y) = (x_i, y_j))$$

$$p_{ij} = P((X = x_i) \text{ et } (Y = y_j))$$

il est commode de reporter ces valeurs dans un tableau.

Remarque

À partir de la loi du couple, nous pouvons retrouver les lois de X et de Y par :

$$P(X = x_i) = p_{i.} = \sum_{j=1}^p p_{ij}$$

$$P(Y = y_j) = p_{.j} = \sum_{i=1}^q p_{ij}$$

La loi p_Z est appelée **loi conjointe** du vecteur Z (car c'est la loi de toutes les coordonnées), tandis que chacune des lois p_X et p_Y des coordonnées de X et Y de Z sont appelées **lois marginales**.

Exemple

Une urne contient 3 boules blanches et 4 boules noires. On extrait successivement sans remise deux boules de l'urne. Soit X la variable aléatoire égale à 1 si la première boule est blanche, 0 sinon. Et soit Y la variable aléatoire égale à 1 si la deuxième boule est blanche, 0 sinon. Déterminer la loi conjointe du couple et ses lois marginales.

Exemple

$$(X, Y)(\Omega) = \{(0, 0), (0, 1), (1, 0), (1, 1)\}$$

Exemple

X \ Y	0	1
0	$\frac{2}{7}$	$\frac{2}{7}$
1	$\frac{2}{7}$	$\frac{1}{7}$

Exemple

$$p(X = 0) = p(X = 0, Y = 0) + p(X = 0, Y = 1) = \frac{4}{7}$$

$$p(X = 1) = p(X = 1, Y = 0) + p(X = 1, Y = 1) = \frac{3}{7}$$

$$p(Y = 0) = p(X = 0, Y = 0) + p(X = 1, Y = 0) = \frac{4}{7}$$

$$p(Y = 1) = p(X = 0, Y = 1) + p(X = 1, Y = 1) = \frac{3}{7}$$

Espérance d'un vecteur aléatoire

On dit que Z est **intégrable** si chacune de ses coordonnées est intégrable. L'espérance de Z est alors donnée par :

$$E(Z) = (E(X), E(Y))$$

C'est le vecteur des espérances.

Exemple

Calculer le vecteur des espérances sur notre exemple.

Exemple

Calculer le vecteur des espérances sur notre exemple.

$$(E(X), E(Y)) = \left(\frac{3}{7}, \frac{3}{7}\right)$$

Définition de l'indépendance de deux vad

Les vad X et Y sont indépendantes ssi les évènements $(X = x_i)$ et $(Y = y_j)$ le sont pour tout i et j , c'est-à-dire

$$\forall i \quad \forall j \quad p_{ij} = p_i \cdot p_j$$

Exemples

- Un joueur lance simultanément deux dés, soit X la variable aléatoire indiquant le résultat du premier dé et soit Y la variable aléatoire indiquant le résultat du deuxième. X et Y sont elles indépendantes ?
- Même question si X désigne la somme des dés et Y leur produit.

Exemple

- Dans le premier cas, nous avons

$$P(X = i \text{ et } Y = j) = \frac{1}{36} = P(X = i) * P(Y = j) = \frac{1}{6} * \frac{1}{6}$$

pout $1 \leq i \leq 6$ $1 \leq j \leq 6$. Donc X et Y sont bien indépendantes.

- Dans le deuxième cas,

$$P(X = 8) = \frac{5}{36} \quad P(Y = 15) = \frac{1}{18}$$

$$P((X = 8) \text{ et } (Y = 15)) = \frac{1}{18}$$

donc X et Y ne sont pas indépendantes

Opérations sur les variables aléatoires : Addition ou produit par un nombre

Si X est une variable aléatoire définie sur (Ω, P) et a et λ des réels.

Les variables aléatoires $X + a$ et λX sont définies sur Ω par :

$$\forall \omega \in \Omega \quad (X + a)(\omega) = X(\omega) + a \quad (\lambda X)(\omega) = \lambda X(\omega)$$

Si $X(\Omega) = \{x_1, x_2, \dots, x_q\}$ est l'univers image de X alors,

$$(X + a)(\Omega) = \{x_1 + a, x_2 + a, \dots, x_q + a\}$$

$$(\lambda X)(\Omega) = \{\lambda x_1, \lambda x_2, \dots, \lambda x_q\}$$

et

$$P(X + a = x_i + a) = P(X = x_i) = P(\lambda X = \lambda x_i)$$

Exemple

Si X suit une loi de Bernoulli de paramètre $p = 0.2$,
déterminer la loi de $3X$.

Exemple

Si X suit une loi de Bernoulli de paramètre $p = 0.2$,
déterminer la loi de $3X$.

$$(3X)(\Omega) = \{0, 3\} \quad P(3X = 0) = P(X = 0) = 0.8$$

$$P(3X = 3) = P(X = 1) = 0.2$$

Opérations sur les variables aléatoires : Somme

Soit X et Y deux variables aléatoires définies sur le même espace probabilisé fini (Ω, P)

La **somme** $Z = X + Y$ est la variable aléatoire définie sur Ω par :

$$\forall \omega \in \Omega \quad (X + Y)(\omega) = X(\omega) + Y(\omega)$$

L'univers image de $Z = X + Y$ est constitué par les réels z_k du type $z_k = x_i + y_j$ Et on a $P(Z = z_k) = \sum p_{ij}$, la somme étant étendue à tous les couples (i, j) tels que $z_k = x_i + y_j$

Exemple

Déterminer la loi de $S = X + Y$ dans l'exemple 1.

Exemple

Déterminer la loi de $S = X + Y$ dans l'exemple 1.

$$S(\Omega) = \{0, 1, 2\}$$

Exemple

Déterminer la loi de $S = X + Y$ dans l'exemple 1.

$$S(\Omega) = \{0, 1, 2\}$$

$$P(S = 0) = \frac{2}{7} \quad P(S = 1) = \frac{4}{7} \quad P(S = 2) = \frac{1}{7}$$

Exemple

Si X et Y suivent une loi de Poisson de paramètres respectifs μ et ν , déterminer la loi de $X + Y$ en supposant X et Y indépendantes.

Exemple

$$(a+b)^n = \sum_{j=0}^n \binom{n}{j} a^j b^{n-j}$$

Via les probas totales on a

$$P(X + Y = k) = \sum_{i=0}^k \underbrace{P(X + Y = k / X = i)}_{P(Y = k-i / X = i)} P(X = i)$$

$$= \sum_{i=0}^k P((Y = k - i \text{ et } X = i))$$

or X et Y sont indépendantes d'où cqfd.

$$= \sum_{i=0}^k P(Y = k-i) P(X = i) = \sum_{i=0}^k \frac{e^{-\mu} \mu^{k-i}}{(k-i)!} \cdot \frac{e^{-\mu} \mu^i}{i!}$$

$$\frac{e^{-(\mu+\mu)}}{k!} \cdot \frac{\sum_{i=0}^k \frac{k! \mu^{k-i} \mu^i}{(k-i)! i!}}{(k-i)! i!}$$

Exemple

$$\begin{aligned} P(X+Y = k) &= \sum_{i=0}^k P(X = i)P(Y = k-i) = \sum_{i=0}^k \frac{e^{-\lambda} \lambda^i}{i!} \frac{e^{-\mu} \mu^{k-i}}{(k-i)!} \\ &= \frac{e^{-(\lambda+\mu)}}{k!} \sum_{i=0}^k \frac{k!}{i!(k-i)!} \lambda^i \mu^{k-i} \\ &= \frac{e^{-(\lambda+\mu)}}{k!} \sum_{i=0}^k \binom{k}{i} \lambda^i \mu^{k-i} \\ &= \frac{e^{-(\lambda+\mu)}}{k!} (\lambda + \mu)^k \end{aligned}$$

$X+Y \sim \mathcal{P}(\lambda+\mu)$
 $X+Y \sim \mathcal{P}(\nu+\mu)$

via la formule du binôme de Newton

Opérations sur les variables aléatoires : Produit

La variable aléatoire **produit** XY est la variable aléatoire définie sur Ω par

$$\forall \omega \in \Omega \quad (XY)(\omega) = X(\omega)Y(\omega)$$

L'univers image de $T = XY$ est constitué par les réels t_k du type $t_k = x_i y_j$ et on a $P(T = t_k) = \sum p_{ij}$, la somme étant étendue à tous les couples (i, j) tels que $t_k = x_i y_j$

Exemple

En reprenant l'exemple 1, déterminer la loi du produit
 $T = XY$.

$$X(\Omega) = \{0, 1\}$$

$$Y(\Omega) = \{0, 1\}$$

$$(XY)(\Omega) = \{0, 1\}$$

$$\begin{aligned} P(XY=0) &= P(X=0 \text{ ET } Y=0) + \\ &\quad P(X=0 \text{ ET } Y=1) \\ &\quad + P(X=1 \text{ ET } Y=0) = 6/7 \end{aligned}$$

$$P(XY=1) = P(X=1 \text{ ET } Y=1) = 1/7$$

Exemple

En reprenant l'exemple 1, déterminer la loi du produit
 $T = XY$.

$$T(\Omega) = \{0, 1\}$$

Exemple

En reprenant l'exemple 1, déterminer la loi du produit
 $T = XY$.

$$T(\Omega) = \{0, 1\}$$

$$P(T = 0) = \frac{6}{7}$$

Exemple

En reprenant l'exemple 1, déterminer la loi du produit
 $T = XY$.

$$T(\Omega) = \{0, 1\}$$

$$P(T = 0) = \frac{6}{7}$$

$$P(T = 1) = \frac{1}{7}$$

NB: $\text{Covar}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y) = 1/7 - 3/7 \cdot 3/7 = \frac{7-9}{49} = \frac{-2}{49}$

Matrice de covariance

De plus si Z est de carré intégrable (i.e chacune de ses composantes l'est) , la **matrice de covariance** est donnée par :

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \text{Var}(X) & \text{Covar}(X, Y) \\ \text{Covar}(X, Y) & \text{Var}(Y) \end{bmatrix}$$

avec

$$\text{Covar}(X, Y) = E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$$

(La matrice de variance est une matrice symétrique.)

$$\begin{aligned} \text{Covar}(X, X) &= E(X^2) - (E(X))^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= E(XY - XE(Y) - YE(X) + E(X)E(Y)) \\ \text{Covar}(X, Y) &= E(XY) - E(Y)E(X) - E(Y)E(X) + E(X)E(Y) \end{aligned}$$

Covariance : expression simplifiée

La covariance de X et Y a pour expression simplifiée :

$$\text{Covar}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

Preuve de l'expression simplifiée

$$\begin{aligned} \text{Covar}(X, Y) &= E[XY - XE(Y) - YE(X) + E(X)E(Y)] \\ &= E(XY) - E(X)E(Y) - E(X)E(Y) + E(X)E(Y) \end{aligned}$$

en utilisant la linéarité de l'espérance, donc

$$\text{Covar}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

Exemple

Déterminons la matrice de covariance de notre exemple :

$$\Gamma_{1,1} = \text{Var}(X) = \frac{12}{49} = E(X^2) - (E(X))^2$$

$$\Gamma_{1,2} = \frac{1}{7} - \frac{9}{49} = \frac{-2}{49}$$

$$\Gamma_{2,1} = \frac{-2}{49}$$

$$\Gamma_{2,2} = \text{Var}(Y) = \frac{12}{49}$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \frac{12}{49} & \frac{-2}{49} \\ \frac{-2}{49} & \frac{12}{49} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} E(X^2) &= 0^2 P(X=0) \\ &\quad + 1^2 P(X=1) \\ &= 3/7 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Gamma_{1,1} &= \text{Var}(X) \\ &= E(X^2) - (E(X))^2 \\ &= 3/7 - (3/7)^2 \\ &= 3/7 - \frac{9}{49} \\ &= 12/49 \end{aligned}$$

Variance et Covariance



$$\text{Covar}(X, X) = \text{Var}(X)$$



$$\text{Var}(X + Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2\text{Covar}(X, Y)$$



$$\text{Covar}(X, Y) = \frac{\text{Var}(X + Y) - \text{Var}(X) - \text{Var}(Y)}{2}$$

- (La Covariance est une forme bilinéaire symétrique et la forme quadratique associée est la variance)

Preuve

$$\begin{aligned} \text{Var}(X + Y) &= E((X + Y)^2) - (E(X + Y))^2 \quad \text{par Koenig} \\ &= E(X^2 + 2XY + Y^2) - (E(X) + E(Y))^2 \quad \text{linéarité} \\ &= E(X^2) + 2E(XY) + E(Y^2) - (E(X))^2 - 2E(X)E(Y) - (E(Y))^2 \\ &= \text{Var } X + \text{Var } Y + 2(E(XY) - E(X)E(Y)) \\ &= \text{Var } X + \text{Var } Y + 2 \text{Cov}(X, Y) \end{aligned}$$

Preuve

$$\begin{aligned} \text{Var}(X + Y) &= E((X + Y)^2) - (E(X + Y))^2 \\ &= E(X^2 + 2XY + Y^2) - (E(X) + E(Y))^2 \end{aligned}$$

Preuve

$$\text{Var}(X + Y) = E((X + Y)^2) - (E(X + Y))^2$$

$$= E(X^2 + 2XY + Y^2) - (E(X) + E(Y))^2$$

$$= E(X^2) + 2E(XY) + E(Y^2) - E(X)^2 - E(Y)^2 - 2E(X)E(Y)$$

Preuve

$$\text{Var}(X + Y) = E((X + Y)^2) - (E(X + Y))^2$$

$$= E(X^2 + 2XY + Y^2) - (E(X) + E(Y))^2$$

$$= E(X^2) + 2E(XY) + E(Y^2) - E(X)^2 - E(Y)^2 - 2E(X)E(Y)$$

$$= E(X^2) - (E(X))^2 + E(Y^2) - (E(Y))^2 + 2(E(XY) - E(X)E(Y))$$

Preuve

$$\text{Var}(X + Y) = E((X + Y)^2) - (E(X + Y))^2$$

$$= E(X^2 + 2XY + Y^2) - (E(X) + E(Y))^2$$

$$= E(X^2) + 2E(XY) + E(Y^2) - E(X)^2 - E(Y)^2 - 2E(X)E(Y)$$

$$= E(X^2) - (E(X))^2 + E(Y^2) - (E(Y))^2 + 2(E(XY) - E(X)E(Y))$$

Variables aléatoires non corrélées

X et Y sont dites non corrélées si

$$\text{Covar}(X, Y) = 0$$

Indépendance et Corrélation

Si X et Y sont des variables aléatoires indépendantes, alors

$$E(XY) = E(X)E(Y)$$

$$\text{Covar}(X, Y) = 0$$

$$V(X + Y) = V(X) + V(Y)$$

indépendance
⇓
non corrélat°

Attention, ces relations peuvent être vérifiées sans que X et Y ne soient indépendantes.

Contre-exemple

On tire au hasard un point dans le plan de coordonnées
 (X, Y) avec

X et Y qui sont des variables aléatoires.

On suppose qu'on a le choix équiprobable entre les points
 $(0, 1), (1, 0), (-1, 0), (0, -1)$.

Montrer que X et Y sont non corrélées quoique non
indépendantes.

$$X(\Omega) = \{-1, 0, 1\} \quad E(X) = (-1) \times \frac{1}{4} + 0 \times \dots + 1 \times \frac{1}{4} = 0$$

$$Y(\Omega) = \{-1, 0, 1\} \quad E(Y) = (-1) \times \frac{1}{4} + 0 \times \dots + 1 \times \frac{1}{4} = 0$$

$$XY(\Omega) = \{0\} \quad E(XY) = 0$$

$\underbrace{E(XY) = 0}_{\text{Cov}(X, Y) = 0}$

Exemple

Ici

$$XY = 0$$

Exemple

Ici

$$XY = 0$$

$$E(X) = \frac{1}{4} - \frac{1}{4} = 0$$

Exemple

Ici

$$XY = 0$$

$$E(X) = \frac{1}{4} - \frac{1}{4} = 0$$

$$E(Y) = 0$$

Exemple

Ici

$$XY = 0$$

$$E(X) = \frac{1}{4} - \frac{1}{4} = 0$$

$$E(Y) = 0$$

donc les v.a.d sont bien non corrélées

Exemple

$$P((X = 1 \cap Y = 1)) = 0$$

$$P(X = 1) = 0.25$$

$$P(Y = 1) = 0.25$$

donc X et Y ne sont pas indépendantes.

Inégalité de Schwartz

$$\sigma(X) = \sqrt{\text{Var} X}$$
$$\sigma(Y) = \sqrt{\text{Var} Y}$$

$$|\text{Covar}(X, Y)| \leq \sigma(X)\sigma(Y)$$

Preuve

Nous avons pour λ réel d'une part $g(\lambda) = \text{Var}(\lambda X + Y) \geq 0$
car une variance est toujours positive

$$\begin{aligned} g(\lambda) &= \text{var}(\lambda X) + \text{var}(Y) + 2 \text{Covar}(\lambda X, Y) \\ &= \lambda^2 \text{var}(X) + 2\lambda \text{Covar}(X, Y) + \text{var}(Y) \end{aligned}$$

$\hat{=}$ g est de signe constant

ceci c'est
1 trinôme
2nd degré en λ

$$\Rightarrow \Delta < 0$$

$$\Rightarrow (2 \text{Covar}(X, Y))^2 - 4 \text{var}(X) \text{var}(Y) < 0$$

$$\Rightarrow |\text{Covar}(X, Y)| \leq \sqrt{\text{var}(X)} \sqrt{\text{var}(Y)}$$

$$\text{Covar}(\lambda X, Y) = E(\lambda XY) - E(\lambda X)E(Y) = \lambda E(XY) - \lambda E(X)E(Y)$$

Preuve

Nous avons pour λ réel d'une part $g(\lambda) = \text{Var}(\lambda X + Y) \geq 0$
car une variance est toujours positive

En effet, $\text{Var}(X) = E((X - E(X))^2) = E(X^2) - (E(X))^2$

Preuve

Nous avons pour λ réel d'une part $g(\lambda) = \text{Var}(\lambda X + Y) \geq 0$
car une variance est toujours positive

En effet, $\text{Var}(X) = E((X - E(X))^2) = E(X^2) - (E(X))^2$

et d'autre part

$$g(\lambda) = \lambda^2 \text{Var}(X) + 2\lambda \text{Covar}(X, Y) + \text{Var}(Y) \quad \forall \lambda \quad g(\lambda) \geq 0$$

Preuve

Nous avons pour λ réel d'une part $g(\lambda) = \text{Var}(\lambda X + Y) \geq 0$
car une variance est toujours positive

En effet, $\text{Var}(X) = E((X - E(X))^2) = E(X^2) - (E(X))^2$

et d'autre part

$g(\lambda) = \lambda^2 \text{Var}(X) + 2\lambda \text{Covar}(X, Y) + \text{Var}(Y) \quad \forall \lambda \quad g(\lambda) \geq 0$

il s'agit d'un trinôme du second degré en λ qui est toujours positif ou nul donc comme $\text{Var}(X) \geq 0$ son discriminant est négatif ou nul : à savoir $4\text{Covar}(X, Y)^2 - 4\text{Var}(X)\text{Var}(Y) \leq 0 \Leftrightarrow |\text{Covar}(X, Y)| \leq \sigma(X)\sigma(Y)$

Coefficient de corrélation

Le coefficient de corrélation

$$r = \frac{\text{Covar}(X, Y)}{\sigma(X)\sigma(Y)}$$

- il est tjs compris entre -1 et 1
- plus il est proche des extrêmes plus les v.a. sont corrélées.

Remarques et Interprétations

- 1 Si les v.a. X et Y sont indépendantes alors $r = 0$.
- 2 Deux variables indépendantes sont non corrélées mais la réciproque est fautive.
- 3 Le coefficient de corrélation linéaire mesure la dépendance affine entre X et Y : ainsi si $|r| = 1$ alors il existe des constantes a et b telles que $Y = aX + b$. Démontrer cette propriété.

Preuve

$$| \text{Cov}(X, Y) | = \sigma(X)\sigma(Y)$$

Si $|r| = 1$ alors $(\text{Cov}(X, Y))^2 = \text{Var}(X)\text{Var}(Y)$ donc $\Delta = 0$

Preuve

Si $|r| = 1$ alors $(\text{Covar}(X, Y))^2 = \text{Var}(X)\text{Var}(Y)$ donc $\Delta = 0$

ainsi $g(\lambda) = \underbrace{\text{Var}(X)}(\lambda - \lambda_0)^2$

$(a(x-x_0)^2)$
ignorance
d'un v.a.d

Preuve

Si $|r| = 1$ alors $(Covar(X, Y))^2 = Var(X)Var(Y)$ donc $\Delta = 0$
ainsi $g(\lambda) = Var(X)(\lambda - \lambda_0)^2$
en particulier $g(\lambda_0) = 0$

Preuve

Si $|r| = 1$ alors $(Covar(X, Y))^2 = Var(X)Var(Y)$ donc $\Delta = 0$
ainsi $g(\lambda) = Var(X)(\lambda - \lambda_0)^2$
en particulier $g(\lambda_0) = 0$
donc $Var(\lambda_0 X + Y) = E[((\lambda_0 X + Y) - E((\lambda_0 X + Y)))^2] = 0$

Preuve

Si $|r| = 1$ alors $(Covar(X, Y))^2 = Var(X)Var(Y)$ donc $\Delta = 0$
ainsi $g(\lambda) = Var(X)(\lambda - \lambda_0)^2$
en particulier $g(\lambda_0) = 0$
donc $Var(\lambda_0 X + Y) = E[((\lambda_0 X + Y) - E((\lambda_0 X + Y)))^2] = 0$
donc $(\lambda_0 X + Y - E((\lambda_0 X + Y))) = 0$

Preuve

Si $|r| = 1$ alors $(Covar(X, Y))^2 = Var(X)Var(Y)$ donc $\Delta = 0$

ainsi $g(\lambda) = Var(X)(\lambda - \lambda_0)^2$

en particulier $g(\lambda_0) = 0$

donc $Var(\lambda_0 X + Y) = E[((\lambda_0 X + Y) - E((\lambda_0 X + Y)))^2] = 0$

donc $(\lambda_0 X + Y - E((\lambda_0 X + Y))) = 0$

$Y = -\lambda_0 X + E(\lambda_0 X + Y)$

par def \leftarrow \leftarrow *car g(\lambda_0)* \parallel

$z = \lambda_0 X + Y$

$E((z - E(z))^2) = 0$

$= P(z - E(z))^2 = 0$

- 1 Couple de variables aléatoires discrets
- 2 Couple de vecteurs aléatoires réels
 - Loi conjointe, lois marginales
 - Espérance, Covariance
 - Fonction de répartition
 - Caractérisation de l'Indépendance
 - Théorème de transformation

Densité de Probabilité d'un Vecteur aléatoire continu

$Z = (X, Y)$ un couple de variables aléatoires réelles définies sur Ω à valeurs dans \mathbb{R}^2 . On suppose que Z est absolument continu (ce qui veut dire que la loi p_Z est absolument continue par rapport à la mesure de Lebesgue.)

Sa densité de probabilité est une fonction positive f de \mathbb{R}^2 dans \mathbb{R} , intégrable vérifiant :

$$\int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} f(x, y) dx dy = 1$$

Pour tout ouvert O de \mathbb{R}^2 , nous avons :

$$P(Z \in O) = \int_O \int f(x, y) dx dy$$

Remarque

En particulier $\forall a \in \mathbb{R} \forall b \in \mathbb{R} a < b$, nous avons :

$$P((X, Y) \in]a, b[\times]c, d[) = \int_{x=a}^b \left(\int_{y=c}^{y=d} f(x, y) dy \right) dx$$

Exemple

Soit (X, Y) un couple aléatoire continu de densité

$$f(x, y) = axy^2 \quad \text{si } 0 \leq x \leq y \leq 1$$

$$f(x, y) = 0 \quad \text{sinon}$$

Déterminer la constante a .

Exemple

$$\int_{x=0}^1 \left(\int_{y=x}^{y=1} axy^2 dy \right) dx = 1$$

Exemple

$$\int_{x=0}^1 \left(\int_{y=x}^{y=1} axy^2 dy \right) dx = 1$$

$$\Leftrightarrow a \int_{x=0}^1 \frac{x}{3} - \frac{x^4}{3} dx = 1$$

Exemple

$$\int_{x=0}^1 \left(\int_{y=x}^{y=1} axy^2 dy \right) dx = 1$$

$$\Leftrightarrow a \int_{x=0}^1 \frac{x}{3} - \frac{x^4}{3} dx = 1$$

$$\Leftrightarrow a \left(\frac{1}{6} - \frac{1}{15} \right) = 1$$

Exemple

$$\int_{x=0}^1 \left(\int_{y=x}^{y=1} axy^2 dy \right) dx = 1$$

$$\Leftrightarrow a \int_{x=0}^1 \frac{x}{3} - \frac{x^4}{3} dx = 1$$

$$\Leftrightarrow a \left(\frac{1}{6} - \frac{1}{15} \right) = 1$$

$$\Leftrightarrow a = 10$$

Exemple

(X, Y) suit la loi Uniforme sur $]a, b[\times]c, d[$ si sa densité de probabilités est :

$$f(x, y) = \frac{1}{(b-a)(d-c)} \quad a < x < b \quad c < y < d \quad f(x, y) = 0 \text{ sinon}$$

. Vérifier qu'il s'agit bien d'une densité de probabilités.

Couple de variables aléatoires discrets
Couple de vecteurs aléatoires réels

Loi conjointe, lois marginales
Espérance, Covariance
Fonction de répartition
Caractérisation de l'Indépendance
Théorème de transformation

Généralisation

Lois marginales

Les lois marginales de X et Y sont définies respectivement par :

$$f_X(x) = \int_{\mathbb{R}} f(x, y) dy$$

$$f_Y(y) = \int_{\mathbb{R}} f(x, y) dx$$

Exemple

Déterminer la densité de X et de Y dans l'exemple précédent.

Exemple

$$f_X(x) = \int_{y=x}^1 10xy^2 dy = \frac{10}{3}(1 - x^3)$$

Exemple

$$f_X(x) = \int_{y=x}^1 10xy^2 dy = \frac{10}{3}(1 - x^3)$$

$$f_Y(y) = \int_{x=0}^y 10xy^2 dx = 5y^4$$

Espérance

Le vecteur aléatoire $Z = (X, Y) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$ possède la densité f si pour toute fonction g de \mathbb{R}^2 dans \mathbb{R} bornée, on a :

$$E(g(X, Y)) = \int \int_{\mathbb{R}^2} g(x, y) f(x, y) dx dy$$

en particulier

$$E(XY) = \int \int_{\mathbb{R}^2} xy f(x, y) dx dy$$

Exemple

Déterminer dans l'exemple précédent $E(XY)$

Exemple

Déterminer dans l'exemple précédent $E(XY)$

$$E(XY) = \int \int_{\mathbb{R}^2} xyf(x, y) dx dy = \frac{10}{21}$$

Covariance

La covariance a aussi pour expression simplifiée

$$\text{Covar}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

Fonction de répartition

La fonction de répartition du couple Z est donnée par :

$$\forall a = (a_1, a_2) \in \mathbb{R}^2$$
$$F_Z(a) = P(X \leq a_1, Y \leq a_2) = \int_{-\infty}^{a_1} \int_{-\infty}^{a_2} f(x, y) dx dy$$

Caractérisation de l'Indépendance

X et Y sont des variables aléatoires **indépendantes** si elles vérifient l'une des conditions équivalentes suivantes :

Caractérisation de l'Indépendance

X et Y sont des variables aléatoires **indépendantes** si elles vérifient l'une des conditions équivalentes suivantes :

- Si $Z = (X, Y)$, pour tout $x = (x, y) \in \mathbb{R}^2$
 $f_Z(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$

Caractérisation de l'Indépendance

X et Y sont des variables aléatoires **indépendantes** si elles vérifient l'une des conditions équivalentes suivantes :

- Si $Z = (X, Y)$, pour tout $x = (x, y) \in \mathbb{R}^2$
 $f_Z(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$
- $\forall a \in \mathbb{R}^2$ $a = (a_1 a_2)$ $F_Z(a) = F_X(a_1) * F_Y(a_2)$

Caractérisation de l'Indépendance

X et Y sont des variables aléatoires **indépendantes** si elles vérifient l'une des conditions équivalentes suivantes :

- Si $Z = (X, Y)$, pour tout $x = (x, y) \in \mathbb{R}^2$
 $f_Z(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$
- $\forall a \in \mathbb{R}^2$ $a = (a_1, a_2)$ $F_Z(a) = F_X(a_1) * F_Y(a_2)$
- Pour toutes fonctions mesurables positives ou bornées h_1, h_2 $E(h_1(X)h_2(Y)) = E(h_1(X))E(h_2(Y))$

Théorème de transformation

Si $W = h(Z)$ on veut obtenir la densité de probabilité de W en fonction de Z

Théorème de transformation

Si $W = h(Z)$ on veut obtenir la densité de probabilité de W en fonction de Z

Soient U et V deux ouverts de \mathbb{R}^2 et soit Z une v.a.c à valeurs dans U de densité f_Z . Soit h une fonction mesurable définie sur U à valeurs dans V

Théorème de transformation

On suppose que ϕ est un difféomorphisme de S dans T , on suppose également que son Jacobien ne s'annule pas sur S .
Alors $\forall (u, v) \in T$

$$f_{(U,V)}(u, v) = f_{(X,Y)}(h^{-1}(u, v)) |J_{h^{-1}}(u, v)| \mathbf{1}_{Imh}(u, v)$$

Si $h = (h_1, h_2)$ on a

$$J_{h^{-1}}(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} \frac{\partial h_1^{-1}}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1^{-1}}{\partial x_2} \\ \frac{\partial h_2^{-1}}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2^{-1}}{\partial x_2} \end{pmatrix}$$

Exemple

Soit (X, Y) un couple aléatoire sur \mathbb{R}^2 absolument continu de densité $f_{(X,Y)}$. Déterminer la densité du couple $(U, V) = (X + Y, Y)$ puis en déduire la densité marginale de $U = X + Y$ dans le cas où X et Y sont indépendantes.

Exemple

Considérons l'application $\phi(x, y) = (x + y, y)$ qui est un C^1 -difféomorphisme : $\phi^{-1}(u, v) = (u - v, v)$ alors

$$J_{\phi^{-1}}(u, v) = 1$$

$$f_{(U, V)}(u, v) = f_{(X, Y)}(h^{-1}(u, v)) |J_{h^{-1}}(u, v)| \mathbf{1}_{\text{Im}h}(u, v) = f_{(X, Y)}(u - v, v) \mathbf{1}_{\mathbb{R}^2}(u, v)$$

$$f_U(u) = \int_{\mathbb{R}} f_{(X, Y)}(u - v, v) dv = \int_{\mathbb{R}} f_X(u - v) f_Y(v) dv$$

Cela correspo,d au produit de convolution.