

Sommaire

Association de variables quantitatives

Cas paramétrique gaussien

Frédéric Bertrand¹

¹IRMA, Université de Strasbourg
Strasbourg, France

Master 1
14-03-2012

Sommaire

- 3 Le cas général ($n \geq 2$)
 - Loi multinormale
 - Estimation
 - Test de l'hypothèse $\rho_{ij} = 0$
 - Test de l'hypothèse $\rho_{ij} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$

- 4 Corrélation multiple
 - Définition
 - Estimation
 - Asymptotique
 - Test de l'hypothèse $R(X_1, X_2) = 0$
 - Test de l'hypothèse $R(X_1, X_2) = R_0, R_0 \neq 0$

Sommaire

5 Corrélation partielle

- Définition
- Estimation
- Asymptotique
- Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
- Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
- Cas de trois variables réelles

Introduction

Le coefficient de corrélation simple $\rho(X, Y)$ mesure le degré d'association linéaire entre deux variables aléatoires X et Y .

$$\rho(X, Y) = \text{Cor}(X, Y) = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{(\text{Var}[X] \times \text{Var}[Y])^{\frac{1}{2}}}$$

On a toujours $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$.

1 Coefficient de corrélation simple

- Introduction

Introduction

Lorsque $\rho(X, Y) = 0$, on dit que les deux variables aléatoires X et Y sont non corrélées. Attention, ne pas être corrélés ne signifie pas généralement être indépendants. Mais l'indépendance implique toujours l'absence de corrélation.

Exemple

Prenons $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$ et $Y = X^2$, on sait alors que $Y \sim \chi_1^2$ une loi du χ^2 à un degré de liberté. Ainsi les propriétés classiques d'une loi du χ^2 impliquent que $\mathbb{E}[Y] = 1$ et $\text{Var}[Y] = 2$.

Exemple

Remarquez que nous ne sommes donc pas dans le cas qui sera développé plus tard où le couple (X, Y) suit une loi normale bidimensionnelle. On a alors :

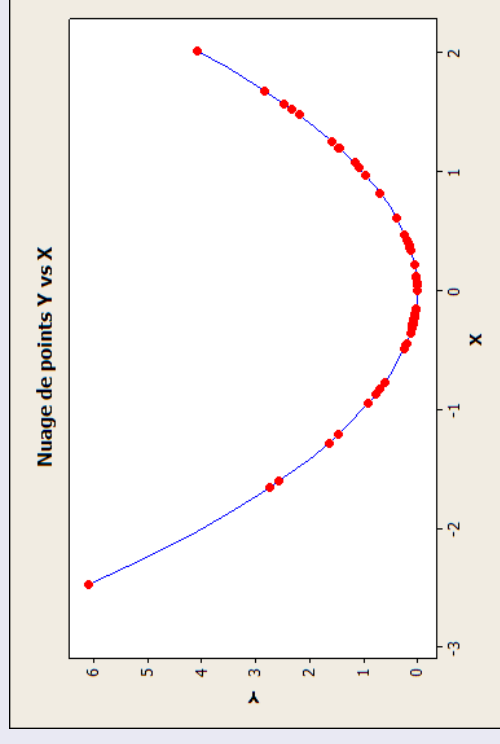
$$\begin{aligned} \rho(X, Y) &= \text{Cor}(X, Y) = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{(\text{Var}[X] \times \text{Var}[Y])^{\frac{1}{2}}} = \frac{\mathbb{E}[(X - 0)(X^2 - 1)]}{(1 \times 2)^{\frac{1}{2}}} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2}} \mathbb{E}[X^3 - X] = \frac{1}{\sqrt{2}} (\mathbb{E}[X^3] - \mathbb{E}[X]) = 0 - 0 = 0, \end{aligned}$$

car X suit une loi normale centrée donc symétrique par rapport à 0. Pourtant il est clair que les deux variables aléatoires X et $Y = X^2$ ne sont pas indépendantes !

Exemple

En bleu la relation entre les deux variables aléatoires X et $Y = X^2$, en rouge 50 points qui sont autant de réalisations du couple (X, X^2) . On calculera page 27 la valeur de la statistique de corrélation linéaire à partir de l'échantillon formé des points en rouge.

Introduction



Propriétés

Il faut donc toujours garder en mémoire que le coefficient de corrélation ne mesure que le **degré d'association linéaire** entre deux variables aléatoires. Nous verrons dans les sections suivantes quels outils utiliser lorsque l'on suspecte que l'association n'est pas nécessairement linéaire.

Lorsque $|\rho(X, Y)| = 1$ alors, avec une probabilité de 1, $Y = aX + b$ pour des constantes réelles a , du même signe que $\rho(X, Y)$, et b .

Introduction

Le coefficient de corrélation est invariant par transformation linéaire. Si $\text{Cor}(X, Y) = \rho(X, Y)$ et que l'on pose :

$$\begin{aligned} X' &= aX + b, \\ Y' &= cY + d, \end{aligned}$$

alors $\text{Cor}(X', Y') = \text{Cor}(X, Y) = \rho(X, Y)$.

Ceci a une conséquence extrêmement importante : on peut aussi bien travailler avec les variables brutes qu'avec les variables centrées réduites pour l'étude de la corrélation.

13 / 214

Association de variables quantitatives

Frédéric Bertrand

Association de variables quantitatives

Loi normale bidimensionnelle
Estimation des paramètres
Procédure de test
Remarques sur les liaisons

Sommaire

2

Le cas bidimensionnel

- Loi normale bidimensionnelle
- Estimation des paramètres
- Procédure de test
- Remarques sur les liaisons

14 / 214

Association de variables quantitatives

Frédéric Bertrand

Association de variables quantitatives

Loi normale bidimensionnelle
Estimation des paramètres
Procédure de test
Remarques sur les liaisons

Supposons que l'on dispose d'un vecteur aléatoire (X, Y) gaussien.

Nous verrons dans la suite, au moment de tester cette hypothèse, qu'un vecteur aléatoire (X, Y) n'est pas nécessairement gaussien si X et Y suivent des lois normales ^a.

a. Voir l'ouvrage de J.-Y. Oувrard [5], exercice 13.1 page 276, pour un contre-exemple.

L'hypothèse que l'on fait porte sur le couple et est de ce fait plus délicate à tester que simplement tester la normalité de l'échantillon x issu de X et celle de l'échantillon y issu de Y .
Commençons par rappeler ce que l'on entend par la loi d'un vecteur aléatoire gaussien à deux dimensions.

15 / 214

Association de variables quantitatives

Frédéric Bertrand

Association de variables quantitatives

Frédéric Bertrand

Définition

Loi normale bidimensionnelle

La densité de la loi normale à deux dimensions est :

$$f(x, y) = K \exp \left[-\frac{1}{2} P(x, y) \right]$$

où :

$$K = \frac{1}{2\pi\sigma_X\sigma_Y\sqrt{1-\rho(X, Y)^2}}, \quad P(x, y) = \frac{1}{1-\rho(X, Y)^2} \times \left[\frac{(x-m_X)^2}{\sigma_X^2} - 2\rho(X, Y) \frac{(x-m_X)(y-m_Y)}{\sigma_X\sigma_Y} + \frac{(y-m_Y)^2}{\sigma_Y^2} \right].$$

Définition

Loi normale bidimensionnelle

Cette loi dépend donc des cinq paramètres : $m_X, m_Y, \sigma_X, \sigma_Y$ et $\rho(X, Y)$.

Les quatre premiers sont les moyennes et les écarts types des deux lois marginales, la loi de X et celle de Y , qui sont des lois normales, $X \sim \mathcal{N}(m_X, \sigma_X^2)$ et $Y \sim \mathcal{N}(m_Y, \sigma_Y^2)$.

Les lois liées, c'est-à-dire la probabilité d'obtenir une valeur $Y = y$ sachant que l'on a obtenu $X = x$ ou d'obtenir une valeur $X = x$ sachant que l'on a obtenu une valeur $Y = y$ sont également des lois normales dont les paramètres respectifs $(m_{Y|X=x}, \sigma_{Y|X=x}^2)$ et $(m_{X|Y=y}, \sigma_{X|Y=y}^2)$ s'expriment ainsi :

$$\begin{aligned} m_{Y|X=x} &= m_Y + \rho(X, Y) \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} (x - m_X), \\ \sigma_{Y|X=x}^2 &= \sigma_Y^2 (1 - \rho(X, Y)^2). \\ m_{X|Y=y} &= m_X + \rho(X, Y) \frac{\sigma_X}{\sigma_Y} (y - m_Y), \\ \sigma_{X|Y=y}^2 &= \sigma_X^2 (1 - \rho(X, Y)^2). \end{aligned}$$

On remarque que :

- La variance de chacune des lois liées est constante : elle ne dépend pas de la valeur de X ou de Y prise en compte pour la calculer, c'est-à-dire du nombre x , qui intervient dans $\sigma_{Y|X=x}$, respectivement y , qui intervient dans $\sigma_{X|Y=y}$, pour lequel elle est calculée.

- La moyenne de chacune des lois liées varie linéairement avec la variable liée. On peut donc parler de deux droites de régression :

$$D_{YX} : y - m_Y = \rho(X, Y) \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} (x - m_X),$$

$$D_{XY} : x - m_X = \rho(X, Y) \frac{\sigma_X}{\sigma_Y} (y - m_Y).$$

- $\rho(X, Y)$ est le coefficient de corrélation linéaire :

$$\rho(X, Y) = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{(\text{Var}[X] \times \text{Var}[Y])^{\frac{1}{2}}}$$

$$= \frac{\mathbb{E}[(X - m_X) \times (Y - m_Y)]}{\left[\mathbb{E}[(X - m_X)^2] \times \mathbb{E}[(Y - m_Y)^2] \right]^{\frac{1}{2}}}$$

$\rho(X, Y) = 0$ est une condition **nécessaire et suffisante** pour que les deux variables aléatoires X et Y soient indépendantes car ici on a une **hypothèse** de normalité bidimensionnelle **supplémentaire**, voir page 7 pour la situation générale.

Si $\rho(X, Y) = \pm 1$, les deux droites sont confondues et il y a une relation fonctionnelle entre X et Y . Plus précisément, $(X - m_X)$ et $(Y - m_Y)$ sont colinéaires, c'est-à-dire qu'il existe λ et μ deux nombres réels tels que $\lambda(X - m_X) + \mu(Y - m_Y) = 0$. On reconnaît dans la formule précédente l'équation d'une droite. Ainsi si $\rho(X, Y) = \pm 1$, les deux variables X et Y sont liées par une relation fonctionnelle linéaire.

Estimation des paramètres

On considère un n -échantillon $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ indépendant et identiquement distribué suivant la loi de (X, Y) , qui est une loi normale bidimensionnelle.

Les estimateurs des moyennes m_X et m_Y et des écarts types σ_X et σ_Y que nous allons utiliser sont :

La valeur absolue de $\rho(X, Y)$ est toujours inférieure ou égale à 1. Plus $\rho(X, Y)$ est proche de cette valeur, plus la liaison entre X et Y est serrée. Si l'on considère un échantillon $((X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n))$ de réalisations du couple (X, Y) , la dispersion des couples de points (X_i, Y_i) autour des droites est d'autant plus faible que les deux droites sont plus proches l'une de l'autre.

- $\rho(X, Y)^2$ est égal au coefficient de détermination R^2 que l'on trouve dans le contexte de la régression linéaire simple.

$$\begin{aligned}\widehat{m}_X &= \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \\ \widehat{m}_Y &= \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i, \\ \widehat{\sigma}_X^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2,\end{aligned}$$

$$\widehat{\sigma_Y^2} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2,$$

$$\widehat{\sigma_X} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} = \sqrt{\widehat{\sigma_X^2}},$$

$$\widehat{\sigma_Y} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} = \sqrt{\widehat{\sigma_Y^2}}.$$

$$\mathbb{E}[\widehat{\sigma_X^2}] = \sigma_X^2 \quad \text{Var}[\widehat{\sigma_X^2}] = \frac{2\sigma_X^4}{n-1},$$

$$\mathbb{E}[\widehat{\sigma_Y^2}] = \sigma_Y^2 \quad \text{Var}[\widehat{\sigma_Y^2}] = \frac{2\sigma_Y^4}{n-1}.$$

Par convention et par soucis d'alléger les notations, on note \bar{X} à la place de \widehat{m}_X .
 Les quatre premiers estimateurs ci-dessus sont des estimateurs **sans biais** et convergents :

$$\mathbb{E}[\widehat{m}_X] = m_X \quad \text{Var}[\widehat{m}_X] = \frac{\sigma_X^2}{n},$$

$$\mathbb{E}[\widehat{m}_Y] = m_Y \quad \text{Var}[\widehat{m}_Y] = \frac{\sigma_Y^2}{n},$$

Les deux derniers sont **biaisés** et convergents :

$$\mathbb{E}[\widehat{\sigma_X}] = \sqrt{2} \frac{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)} \sigma_X = \left(1 - \frac{3}{4n} + o\left(\frac{1}{n}\right)\right) \sigma_X,$$

$$\text{Var}[\widehat{\sigma_X}] = \frac{1}{n-1} \left[n-1 - \frac{2\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)^2}{\Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)^2} \right] \sigma_X^2,$$

$$\mathbb{E}[\widehat{\sigma_Y}] = \sqrt{\frac{2}{n-1} \frac{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)}} \sigma_Y = \left(1 - \frac{3}{4n} + o\left(\frac{1}{n}\right)\right) \sigma_Y,$$

$$\text{Var}[\widehat{\sigma_Y}] = \frac{1}{n-1} \left[n-1 - \frac{2\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)^2}{\Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)^2} \right] \sigma_Y^2,$$

Néanmoins l'obtention d'un intervalle de confiance reste délicate puisque la loi de cet estimateur n'est pas classique.
 P. Chapouille, dans son livre [2], propose la formule approximative :

$$\widehat{\sigma_X} \text{ corrigé} \approx \widehat{\sigma_X} \sqrt{\frac{2n-2}{2n-3}} \approx \widehat{\sigma_X} \left(1 + \frac{1}{4n-6}\right).$$

où $o(1/n)$ est une fonction qui tend vers 0 plus vite que $1/n$ et $\Gamma(x)$ est une fonction mathématique définie à l'aide d'une intégrale !

Il serait possible de corriger le biais de l'estimateur $\widehat{\sigma_X}$, en

$$\text{posant : } \widehat{\sigma_X} \text{ corrigé} = \sqrt{\frac{n-1}{2} \frac{\Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)}} \widehat{\sigma_X}.$$

La situation est beaucoup plus compliquée que pour les estimateurs ci-dessus.

On comprend ainsi pourquoi on préfère estimer la variance d'une loi normale à la place de son écart type.
 « Heureusement », les deux paramètres qui ont été choisis pour définir une loi normale sont sa moyenne et sa variance.

Au passage on remarque que la racine carrée d'un estimateur sans biais n'est pas nécessairement sans biais.
 Le coefficient de corrélation linéaire $\rho(X, Y)$ est un rapport. Pour estimer ce rapport nous allons estimer le numérateur $\text{Cov}[X, Y]$ et le dénominateur $(\text{Var}[X] \times \text{Var}[Y])^{1/2}$.

En ce qui concerne le dénominateur, nous verrons qu'il suffit d'utiliser les estimateurs $\widehat{\sigma}_X$ et $\widehat{\sigma}_Y$ ci-dessus. Un estimateur du numérateur peut être défini par la quantité :

$$\begin{aligned} \widehat{\text{Cov}}[X, Y] &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i \times Y_i) - \frac{n}{n-1} \bar{X} \times \bar{Y}. \end{aligned}$$

C'est un estimateur sans biais et convergent de $\text{Cov}[X, Y]$:

$$\mathbb{E}[\widehat{\text{Cov}}[X, Y]] = \text{Cov}[X, Y].$$

Notez la similitude avec l'estimateur corrigé de la variance. Ici aussi apparaît au dénominateur le nombre $n - 1$.

L'estimateur du coefficient de corrélation $\rho(X, Y)$, que nous allons utiliser, est $\widehat{\rho}(X, Y)$ défini par :

$$\begin{aligned} \widehat{\rho}(X, Y) &= \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{(\widehat{\sigma}_X^2 \times \widehat{\sigma}_Y^2)^{1/2}} \\ &= \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\widehat{\sigma}_X \times \widehat{\sigma}_Y} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y}) \\
 = & \frac{\left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \times \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \right)^{\frac{1}{2}}}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y})} \\
 = & \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \times \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \right)^{\frac{1}{2}}
 \end{aligned}$$

L'étude des propriétés de cet estimateur est plus complexe puisqu'il s'agit d'un rapport de variables aléatoires qui ne sont pas indépendantes. Il s'agit d'un estimateur **biaisé** et convergent de $\rho(X, Y)$:

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} \left[\widehat{\rho(X, Y)} \right] &= \rho(X, Y) - \frac{\rho(X, Y)(1 - \rho(X, Y)^2)}{2n} \\
 \text{Var} \left[\widehat{\rho(X, Y)} \right] &= \frac{(1 - \rho(X, Y)^2)^2}{n} + o\left(\frac{1}{n}\right),
 \end{aligned}$$

où $o(1/n)$ est une fonction qui tend vers 0 lorsque n tend vers $+\infty$ plus vite que $1/n$.

$$\begin{aligned}
 & \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y})}{\left(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \times \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \\
 = & \frac{\sum_{i=1}^n (X_i \times Y_i) - \bar{X} \times \bar{Y}}{\left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2 \right)^{\frac{1}{2}} \left(\sum_{i=1}^n Y_i^2 - \bar{Y}^2 \right)^{\frac{1}{2}}}.
 \end{aligned}$$

La distribution asymptotique de $\rho(X, Y)$ est :

$$\sqrt{n}(\widehat{\rho(X, Y)} - \rho(X, Y)) \approx \mathcal{N}\left(0, (1 - \rho(X, Y)^2)^2\right).$$

Ce résultat n'est pas assez précis pour permettre de résoudre les problèmes qui nous intéressent généralement. On l'utilisera uniquement si l'on ne peut pas faire autrement et si $n \geq 30$.

Ainsi lorsque l'on dispose d'un échantillon $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ de réalisations du couple (X, Y) on obtient les estimations des paramètres de la loi normale bidimensionnelle suivie par (X, Y) en utilisant les formules ci-dessous qui sont les réalisations des estimateurs ci-dessus sur notre échantillon. On note \mathbf{x} l'échantillon (x_1, \dots, x_n) , \mathbf{y} l'échantillon (y_1, \dots, y_n) et (\mathbf{x}, \mathbf{y}) l'échantillon $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$.

$$\widehat{\sigma}_Y^2(\mathbf{y}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2,$$

$$\widehat{\sigma}_X(\mathbf{x}) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2},$$

$$\widehat{\sigma}_Y(\mathbf{y}) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}.$$

Les estimations des moyennes m_X et m_Y et des écarts types σ_X et σ_Y sont :

$$\widehat{m}_X(\mathbf{x}) = \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i,$$

$$\widehat{m}_Y(\mathbf{y}) = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i,$$

$$\widehat{\sigma}_X^2(\mathbf{x}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2,$$

On note \bar{x} bien qu'il s'agisse de la moyenne de l'échantillon \mathbf{x} et que de ce fait on pourrait également écrire $\bar{\mathbf{x}}$. Il s'agit là aussi d'une convention mais si l'on voulait être cohérent avec les notations utilisées pour les autres estimateurs on devrait écrire $\widehat{m}_X(\mathbf{x})$.

L'estimation de la covariance $\text{Cov}[X, Y]$ est donnée par :

$$\widehat{\text{Cov}}[X, Y](\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y}).$$

$$\begin{aligned} &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{\left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \times \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i \times y_i) - \bar{x} \times \bar{y}}{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - \bar{x}^2 \right)^{\frac{1}{2}} \times \left(\sum_{i=1}^n y_i^2 - \bar{y}^2 \right)^{\frac{1}{2}}}. \end{aligned}$$

L'estimation du coefficient de corrélation $\rho(X, Y)$ est donnée par :

$$\begin{aligned} \widehat{\rho}(X, Y)(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{\left(\widehat{\sigma}_X^2(\mathbf{x}) \times \widehat{\sigma}_Y^2(\mathbf{y}) \right)^{\frac{1}{2}}} \\ &= \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{\widehat{\sigma}_X(\mathbf{x}) \times \widehat{\sigma}_Y(\mathbf{y})} \end{aligned}$$

Exemple

On évalue la formule ci-dessus pour l'échantillon représenté en rouge page 7 :

Pearson correlation of Y and X = 0,006

Sous l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 : « X et Y sont indépendantes », la variable :

$$\sqrt{n-2} \frac{\widehat{\rho(X, Y)}}{\sqrt{1 - \widehat{\rho(X, Y)}^2}}$$

suit une loi de Student T_{n-2} à $n - 2$ degrés de liberté.

Il est également possible, en réalisant un test unilatéral, de tester les hypothèses suivantes :

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0 : \rho(X, Y) = 0 \\ \text{contre} \\ \mathcal{H}_1 : \rho(X, Y) > 0. \end{aligned}$$

Ceci permet de réaliser le test suivant :

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0 : \rho(X, Y) = 0 \\ \text{contre} \\ \mathcal{H}_1 : \rho(X, Y) \neq 0. \end{aligned}$$

Pour prendre une décision associée à un test de niveau $(1 - \alpha) \%$, il suffit donc de trouver la valeur critique d'une loi de Student à $n - 2$ degrés de liberté pour $\alpha/2$.

ou encore

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0 : \rho(X, Y) = 0 \\ \text{contre} \\ \mathcal{H}_1 : \rho(X, Y) < 0. \end{aligned}$$

Notons que, si $\rho_0 \neq 0$, la propriété ci-dessus ne permet pas de tester des hypothèses du type :

$$\mathcal{H}_0 : \rho(X, Y) = \rho_0$$

contre

$$\mathcal{H}_1 : \rho(X, Y) \neq \rho_0.$$

Pour procéder à ces types de test, on utilise la transformation de Fisher

En effet, Fisher, le premier, a démontré que si l'on introduit les deux variables :

$$\begin{aligned} Z(X, Y) &= \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 + \rho(X, Y)}{1 - \rho(X, Y)} \right) \\ &= \tanh^{-1} (\rho(X, Y)), \end{aligned}$$

Il existe d'autres transformations pour obtenir des intervalles de confiance pour $\rho(X, Y)$, par exemple l'approximation de Ruben qui semble être plus précise mais encore plus complexe que celle de Fisher.

On peut par exemple montrer que, quelque soit la valeur du coefficient de corrélation $\rho(X, Y)$, la variable aléatoire $(R - \rho(X, Y))\sqrt{(n-2)/[(1-R^2)(1-\rho(X, Y)^2)]}$ suit approximativement une loi \mathcal{T}_{n-2} de Student à $n-2$ degrés de liberté. On retrouve le résultat de la page 53 établi lorsque $\rho(X, Y) = 0$. Pour plus de détails voir [1] et [4].

$$\begin{aligned} \widehat{Z}(X, Y) &= \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 + \widehat{\rho}(X, Y)}{1 - \widehat{\rho}(X, Y)} \right) \\ &= \tanh^{-1} (\widehat{\rho}(X, Y)), \end{aligned}$$

alors la différence $\widehat{Z}(X, Y) - Z(X, Y)$ suit une loi voisine de la loi normale de moyenne $\rho(X, Y)/(2(n-1))$ et de variance proche de $1/(n-3)$.

On approximera donc dans le cas général la loi de cette différence par une loi $\mathcal{N}(\rho(X, Y)/(2(n-1)), 1/(n-3))$ et sous une hypothèse d'indépendance entre X et Y , qui implique donc $\rho(X, Y) = 0$, par une loi $\mathcal{N}(0, 1/(n-3))$.

Pour passer des résultats obtenus pour $Z(X, Y)$ à des résultats concernant $\rho(X, Y)$, on utilise la transformation inverse de celle de Fisher :

- L'existence de deux droites de régression dans les études de corrélation est embarrassante car elle amène à la question suivante : laquelle des deux droites représente-t-elle le mieux la réalité ? On ne peut trancher sans utiliser la notion de causalité : si l'on pense que X est la cause de Y , on retiendra la droite D_{YX} qui est la régression de la variable dépendante par rapport à la variable cause.

$$\rho(X, Y) = \frac{\exp(2Z(X, Y)) - 1}{\exp(2Z(X, Y)) + 1}$$
$$\rho(X, Y) = \tanh(Z(X, Y)).$$

La plupart des logiciels de statistique permettent de calculer les estimations par intervalles de $\rho(X, Y)$. Certains proposent même des intervalles de confiance exacts.

Dans les cas où l'on ne peut établir une relation de cause à effet, il n'y a pas lieu de fixer son attention sur l'une des droites de régression plutôt que sur l'autre. Le coefficient de corrélation linéaire $\rho(X, Y)$ est alors le paramètre le plus intéressant ; quel que soit sa valeur, positive ou négative, il ne préjuge en rien d'un quelconque rapport de cause à effet entre les variables étudiées.

Dans tous les cas, l'interprétation de toute étude de liaison mérite beaucoup de réflexions, et seules les raisons physiques ou biologiques et non statistiques pourront permettre de porter des jugements de cause à effet.

- Lorsque l'on trouve une courbe de régression qui serre de près le phénomène étudié, il faut se garder de conclure que cette formule traduit la loi exacte qui gouverne le phénomène.

65 / 214

Association de variables quantitatives

Sommaire

- 3 **Le cas général ($n \geq 2$)**
 - Loi multivariée
 - Estimation
 - Test de l'hypothèse $\rho_{ij} = 0$
 - Test de l'hypothèse $\rho_{ij} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$

67 / 214

Association de variables quantitatives

- Enfin signalons que souvent deux variables X et Y sont fortement corrélées avec une troisième Z , le temps par exemple, et on peut conclure à une corrélation significative entre X et Y , alors qu'à priori il n'y a aucune relation entre ces deux grandeurs si ce n'est leur liaison avec Z . On sent alors la nécessité d'introduire une mesure de liaison qui permettra de connaître l'association de X et Y en éliminant l'influence de Z : il s'agit de la notion de **corrélation partielle** qui sera étudiée aux paragraphes vignette 125, ?? et ??.

66 / 214

Association de variables quantitatives

On considère un vecteur gaussien de dimension $p \geq 1$:

$$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_p).$$

Un tel vecteur est entièrement déterminé par la connaissance de

- sa moyenne $\mu(\mathbf{X})$
- et de sa matrice de variance-covariance $\Sigma(\mathbf{X})$.

Il s'agit d'une extension de ce que nous venons de voir pour le cas bidimensionnel.

68 / 214

Association de variables quantitatives

En termes plus clairs, il suffit de connaître :

$$\begin{aligned} \mu(\mathbf{X}) &= (\mu_1, \dots, \mu_p) = (\mathbb{E}[X_1], \dots, \mathbb{E}[X_p]), \\ \Sigma(\mathbf{X}) &= ((\sigma_{ij} = \text{Cov}[X_i, X_j])_{1 \leq i, j \leq p}) \\ &= \begin{pmatrix} \text{Var}[X_1] & \dots & \text{Cov}[X_1, X_p] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}[X_p, X_1] & \dots & \text{Var}[X_p] \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

On introduit alors la matrice des corrélations $\rho(\mathbf{X})$ entre les composantes $X_i, 1 \leq i \leq p$ de \mathbf{X} :

$$\begin{aligned} \rho(\mathbf{X}) &= ((\rho_{i,j} = \text{Cor}[X_i, X_j])_{1 \leq i, j \leq p}) \\ &= \begin{pmatrix} 1 & \dots & \frac{\text{Cov}[X_1, X_p]}{(\text{Var}[X_1] \text{Var}[X_p])^{\frac{1}{2}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\text{Cov}[X_p, X_1]}{(\text{Var}[X_p] \text{Var}[X_1])^{\frac{1}{2}}} & \dots & 1 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Ce n -échantillon est donc composé de n éléments, qui sont des vecteurs de taille p , que l'on note $(X_{1,1}, \dots, X_{p,1}), \dots, (X_{1,n}, \dots, X_{p,n})$. $X_{i,j}$ est la variable aléatoire associée à la valeur prise par la i -ème composante X_i lors de la réalisation de la j -ème expérience. Par exemple $X_{1,3}$ serait la variable aléatoire associée à la valeur prise par X_1 lors de la troisième expérience et $X_{5,2}$ serait la variable aléatoire associée à la valeur prise par X_5 lors de la seconde expérience.

Afin de construire un estimateur simple de la matrice $\rho(\mathbf{X})$ on doit disposer d'un n -échantillon $(\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n)$ **indépendamment** distribué du vecteur \mathbf{X} .

Un estimateur $\hat{\mu}$ de la moyenne μ est :

$$\begin{aligned}\hat{\mu} &= \frac{\mathbf{X}_1 + \dots + \mathbf{X}_n}{n} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i}{n}.\end{aligned}$$

On note, comme d'habitude, $\hat{\mu}$ par $\bar{\mathbf{x}}$. Il s'agit d'un estimateur sans biais et convergent, comme à la page 27 :

Un estimateur $\widehat{\rho}(\mathbf{X})$ de la matrice des corrélations $\rho(\mathbf{X})$ est alors donné par :

$$\widehat{\rho}(\mathbf{X}) = \left((\hat{\rho}_{i,j} = \widehat{\text{Cor}}[\widehat{\mathbf{X}}_i, \widehat{\mathbf{X}}_j]) \right)_{1 \leq i, j \leq p}$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\hat{\mu}] &= \mathbb{E}\left[\frac{\mathbf{X}_1 + \dots + \mathbf{X}_n}{n}\right] = \frac{\mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i\right]}{n} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n \mathbb{E}[\mathbf{X}_i]}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu}{n} = \mu. \\ \text{Var}[\hat{\mu}] &= \frac{\Sigma}{n}.\end{aligned}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & \dots & \dots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_{p,i} - \bar{X}_p) \times (X_{1,i} - \bar{X}_1) & \dots & 1 \end{pmatrix} \frac{1}{\hat{\sigma}_p \times \hat{\sigma}_1} \begin{pmatrix} \hat{\sigma}_1 \times \hat{\sigma}_p \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$$

On obtient alors la forme explicite suivante :

$$\begin{pmatrix} 1 & \dots & \dots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sum_{i=1}^n (x_{p,i} - \bar{x}_p) \times (x_{1,i} - \bar{x}_1)}{\left(\sum_{i=1}^n (x_{p,i} - \bar{x}_p)^2 \times \sum_{i=1}^n (x_{1,i} - \bar{x}_1)^2\right)^{\frac{1}{2}}} & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

La distribution asymptotique de ρ_{ij} est :

$$\sqrt{n}(\hat{\rho}_{ij} - \rho_{ij}) \approx \mathcal{N}\left(0, \left(1 - \rho_{ij}^2\right)^2\right).$$

Ce résultat n'est pas assez précis pour permettre de résoudre les problèmes qui nous intéressent généralement. On l'utilisera uniquement si l'on ne peut pas faire autrement et si $n \geq 30$.

On a donc une estimation $\widehat{\rho}(\mathbf{X})(\mathbf{x})$ de $\rho(\mathbf{X})$ à l'aide d'un échantillon \mathbf{x} de n réalisations de \mathbf{X} . En notant \mathbf{x}_1 l'échantillon formé par les n réalisations, $(x_{1,1}, \dots, x_{1,n})$, de X_1, \dots, X_p l'échantillon formé par les n réalisations, $(x_{p,1}, \dots, x_{p,n})$, de X_p on a :

$$\widehat{\rho}(\mathbf{X})(\mathbf{x}) = \left(\left(\widehat{\rho}(\mathbf{X}) \right)_{i,j} = \widehat{\rho}_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \text{Cor} \left[\widehat{X}_i, \widehat{X}_j \right] (\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \right)_{1 \leq i, j \leq p}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & \dots & \dots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{p,i} - \bar{x}_p) \times (x_{1,i} - \bar{x}_1) & \dots & 1 \end{pmatrix} / \begin{pmatrix} \sigma_p(\mathbf{x}_p) \times \sigma_1(\mathbf{x}_1) & \dots & \dots \\ \dots & \ddots & \dots \\ \sigma_1(\mathbf{x}_1) \times \sigma_p(\mathbf{x}_p) & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

L'estimation $\hat{\rho}(\mathbf{X})(\mathbf{x})$ de $\rho(\mathbf{X})$ est alors :

$$\begin{pmatrix} 1 & \dots & \dots & \dots \\ \vdots & \frac{\sum_{i=1}^n (x_{p,i} - \bar{x}_p) \times (x_{1,i} - \bar{x}_1)}{\left(\sum_{i=1}^n (x_{p,i} - \bar{x}_p)^2 \times \sum_{i=1}^n (x_{1,i} - \bar{x}_1)^2 \right)^{\frac{1}{2}}} & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \dots & \dots & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

Sous l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 , alors :

$$t_{ij} = \sqrt{n-2} \frac{\hat{\rho}_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)}{\sqrt{1 - \hat{\rho}_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)^2}}$$

est la réalisation d'une variable aléatoire T qui suit une loi de Student à $n - 2$ degrés de liberté, i.e. $T \sim \mathcal{T}_{n-2}$.
On rejette l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 au niveau $(1 - \alpha)$ % lorsque $|t_{ij}| > \mathcal{T}_{n-2, \alpha/2}$.

On peut maintenant s'intéresser au test d'indépendance des composantes d'un vecteur gaussien.

$$\mathcal{H}_0 : \rho_{ij} = 0$$

contre

$$\mathcal{H}_1 : \rho_{ij} \neq 0.$$

Si $\rho_0 \neq 0$, la propriété de la page 82 ci-dessus ne permet pas de tester des hypothèses du type :

$$\mathcal{H}_0 : \rho_{ij} = \rho_0$$

contre

$$\mathcal{H}_1 : \rho_{ij} \neq \rho_0.$$

Il existe alors deux possibilités :

- Si l'on souhaite faire un test de ce type à la main, on utilise la transformation de Fisher introduite ci-dessus, à la page 53, pour obtenir un intervalle de confiance pour ρ_{ij} de niveau approximatif $(1 - \alpha) \%$:

$$\left[\tanh \left(\hat{z} - \frac{z_{\alpha/2}}{(n-3)^{\frac{1}{2}}} \right), \tanh \left(\hat{z} + \frac{z_{\alpha/2}}{(n-3)^{\frac{1}{2}}} \right) \right]$$

où $\hat{z} = \tanh(\hat{\rho}_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j))$ et $z_{\alpha/2}$ est le quantile de la loi $\mathcal{N}(0, 1)$.

Si historiquement, les approximations présentées ci-dessus étaient les seules possibilités auxquelles l'expérimentateur pouvait recourir pour obtenir des intervalles de confiance pour ρ_{ij} , il est devenu possible avec l'augmentation des capacités de calcul dont vous disposez désormais de déterminer les intervalles de confiance exacts pour ρ_{ij} . Ceci présente l'avantage de ne pas avoir à utiliser des résultats asymptotiques qui peuvent s'avérer incorrects si la taille de l'échantillon est petite.

- Certains logiciels, comme SPSS, R, SAS ou StatXact, proposent des versions exactes de l'intervalle de confiance dont une approximation est donnée ci-dessus. En effet la distribution exacte de ρ_{ij} n'est pas une distribution de probabilité classique.

La densité du coefficient de corrélation $\rho(X, Y)$ d'un couple gaussien (X, Y) au point $-1 \leq r \leq 1$ est

$$\frac{1}{\pi} (n-2) (1-r^2)^{(n-4)/2} (1-\rho^2)^{(n-1)/2} \int_0^{+\infty} \frac{d\beta}{(\cosh \beta - \rho r)^{n-1}},$$

voir [6] pour plus de détails.

Exemple

Considérons deux échantillons \mathbf{x}_1 et \mathbf{x}_2 .

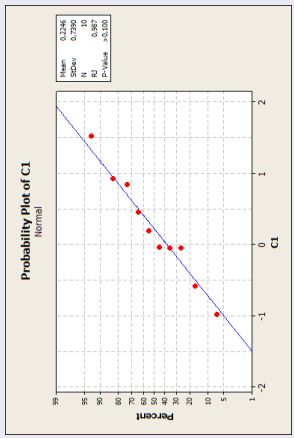
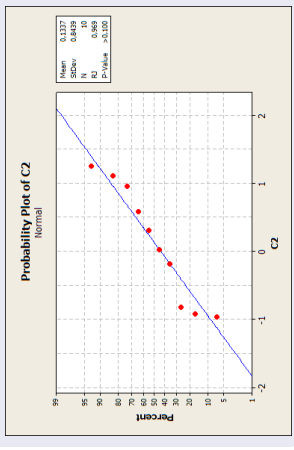
\mathbf{x}_1	\mathbf{x}_2
0,19577	-0,81685
0,92204	0,58257
-0,04690	1,24359
0,45863	0,31088
-0,58454	0,95124
1,51722	0,02028
-0,97862	-0,91823
-0,04557	-0,18670
-0,03707	-0,96033
0,84505	1,11031

Exemple

Procédons au test de l'hypothèse X_1 est issu d'une variable aléatoire X_1 qui suit une loi normale et au test de l'hypothèse X_2 est issu d'une variable aléatoire X_2 qui suit une loi normale. Compte tenu des effectifs on procède au test de **Shapiro-Wilk** ou plutôt de sa variante disponible dans Minitab : le test de **Ryan-Joiner**.

On commence par tester la normalité du couple (X_1, X_2) .
 $\mathcal{H}_0 : (X_1, X_2)$ suit une loi normale bidimensionnelle
contre
 $\mathcal{H}_1 : (X_1, X_2)$ ne suit pas une loi bidimensionnelle.

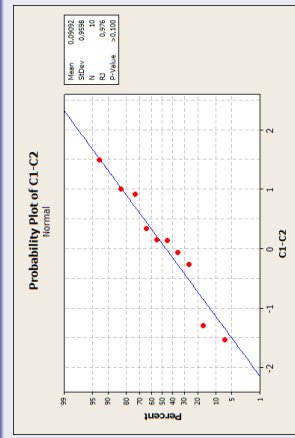
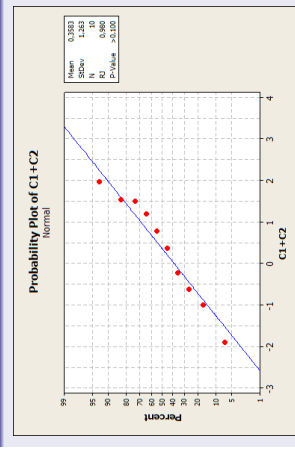
Exemple



Exemple

Les p -valeurs sont toutes les deux supérieures à 0, 100 : on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse de normalité pour X_1 et X_2 . Notons que l'on a uniquement vérifié la normalité de X_1 et celle de X_2 . Ceci n'implique pas celle du couple (X_1, X_2) . Il s'agit néanmoins d'une **condition nécessaire**. Nous verrons à la page ?? comment vérifier l'hypothèse de normalité du couple (X_1, X_2) . Une des premières choses à faire est de tester la normalité de $X_1 + X_2$ et de $X_1 - X_2$, voir [3].

Exemple



Exemple

Les p -valeurs sont supérieures à 0, 100, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse de normalité de $X_1 + X_2$ et de $X_1 - X_2$. Attention, nous testons ici la multivariabilité de (X_1, X_2) et nous avons procédé à quatre tests de Shapiro-Wilk.

Nous avons, comme d'habitude, fixé un seuil de $\alpha_{global} = 5\%$ pour le test global de multivariabilité. Pour garantir ce risque global de 5%, il faut fixer un risque différent de 5% pour chaque test de Shapiro-Wilk, vous avez déjà rencontré ce problème dans le contexte des comparaisons multiples en analyse de la variance.

Exemple

Dans cet exemple cette correction ne change rien à la conclusion puisqu'aucune des p -valeurs n'étaient comprises entre 0, 013 et 0, 05.

Ainsi on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 de normalité du couple (X_1, X_2) . Testons maintenant l'hypothèse d'indépendance de X_1 et X_2 .

Exemple

En effet si le risque pour chacun des tests de Shapiro-Wilk est fixé à $\alpha_{ind} = 5\%$, alors le risque global est au maximum de $\alpha_{global} = 1 - (1 - 0, 05)^4 = 0, 185 > 0, 05$.

Ainsi on doit fixer un seuil de

$\alpha_{ind} = 1 - \sqrt[4]{1 - \alpha_{global}} = 1 - \sqrt[4]{0, 95} = 0, 013$ pour chacun des tests de Shapiro-Wilk, ce qui revient à être moins exigeant pour chacun des tests individuels puisque $0, 013 < 0, 05$ et donc à accepter la normalité dans plus de cas.

Exemple

Puisque le couple (X_1, X_2) suit une loi normale, l'indépendance de X_1 et X_2 est équivalente à l'absence de corrélation linéaire entre X_1 et X_2 . Il suffit donc de tester :

$$\mathcal{H}_0 : \rho(X_1, X_2) = 0$$

contre

$$\mathcal{H}_1 : \rho(X_1, X_2) \neq 0.$$

Exemple

Correlations: X1; X2

Pearson correlation of X1 and X2 = 0,270
P-Value = 0,450

Exemple

Avec SPSS 13.0 on obtient :

Correlations

	X1	X2
X1	Pearson Correlation 1	,270
	Sig. (2-tailed)	,450
	N	10
X2	Pearson Correlation ,270	1
	Sig. (2-tailed)	,450
	N	10

Exemple

En utilisant le module Tests Exactes de SPSS 13.0 :

	Value	Approx.	Sig.	Exact	Sig.
Pearson's R	0,270	0,450		0,446	
N of Valid Cases	10				

Notons que dans notre cas la significativité exacte est proche de la significativité approchée. Néanmoins, dans de nombreux cas il n'en va pas de même.

Sommaire

4 Corrélation multiple

- Définition
- Estimation
- Asymptotique
- Test de l'hypothèse $R(X_1, X_2) = 0$
- Test de l'hypothèse $R(X_1, X_2) = R_0, R_0 \neq 0$

Le coefficient de corrélation multiple R est la corrélation maximale possible entre une variable réelle X_1 et toutes les combinaisons linéaires de composantes d'un vecteur aléatoire X_2 .

Rappelons rapidement ce que l'on entend par **combinaison linéaire**.

Si U et V sont deux vecteurs de \mathbb{R}^k , $k \geq 1$, une combinaison linéaire de U et V est un vecteur $CL(U, V)$ (α, β) défini comme la somme $\alpha U + \beta V$ avec $(\alpha, \beta) \in \mathbb{R}^2$.

Cette notion s'étend au cas de n vecteurs : si U_1, \dots, U_n sont n vecteurs de \mathbb{R}^k , $k \geq 1$, une combinaison linéaire des $(U_i)_{1 \leq i \leq n}$ est un vecteur $CL(U_1, \dots, U_n)$ ($\alpha_1, \dots, \alpha_n$) défini comme la somme $\sum_{i=1}^n \alpha_i U_i$ avec $(\alpha_1, \dots, \alpha_n) \in \mathbb{R}^n$.

Mise en équation : on dispose de $X_1 \in \mathbb{R}$ et $\mathbf{X}_2 \in \mathbb{R}^{p-1}$ tels que $(X_1, \mathbf{X}_2) \in \mathbb{R}^p$ ait une distribution dans \mathbb{R}^p de moyenne μ et de matrice de variance-covariance Σ .

La moyenne μ du couple (X_1, \mathbf{X}_2) est reliée à la moyenne $\mu_{\cdot 1}$ de X_1 et μ_2 de \mathbf{X}_2 par :

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}.$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11}(X_1) & \sigma_{21}(X_1, \mathbf{X}_2)^T \\ \Sigma_{21}(X_1, \mathbf{X}_2) & \Sigma_{22}(\mathbf{X}_2) \end{pmatrix}$$

où $\sigma_{21}(X_1, \mathbf{X}_2)^T$ est la transposée de $\sigma_{21}(X_1, \mathbf{X}_2)$. Remarquons que $\text{Var}[X_1] = \sigma_{11}(X_1) = \text{Cov}[X_1, X_1] = \sigma_{X_1}^2$ avec les notations de la page 27.

On adopte une écriture particulière pour Σ pour faire ressortir la variance de X_1 , notée $\sigma_{11}(X_1)$, la matrice de variance-covariance de \mathbf{X}_2 , notée $\Sigma_{22}(\mathbf{X}_2)$, et les covariances des composantes de \mathbf{X}_2 avec X_1 , qui sont les composantes du vecteur $\Sigma_{21}(X_1, \mathbf{X}_2)$.

On montre par un peu de calcul matriciel que la corrélation maximale R vérifie :

$$R^2(X_1, \mathbf{X}_2) = \frac{\sigma_{21}(X_1, \mathbf{X}_2)^T \Sigma_{22}(\mathbf{X}_2)^{-1} \sigma_{21}(X_1, \mathbf{X}_2)}{\sigma_{11}(X_1)}.$$

On peut vérifier qu'il s'agit bien d'un nombre réel.

Supposons désormais que nos $X_1 \in \mathbb{R}$ et $\mathbf{X}_2 \in \mathbb{R}^{p-1}$ soient tels que $(X_1, \mathbf{X}_2) \in \mathbb{R}^p$ ait une distribution **multinormale** dans \mathbb{R}^p de moyenne $\boldsymbol{\mu}$ et de matrice de variance-covariance $\boldsymbol{\Sigma}$. En conservant les notations de la page 102 on peut écrire :

$$(X_1, \mathbf{X}_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \boldsymbol{\sigma}_{21}^T \\ \boldsymbol{\sigma}_{21} & \boldsymbol{\Sigma}_{22} \end{pmatrix} \right).$$

Toujours sous l'hypothèse de multinormalité du vecteur (X_1, \mathbf{X}_2) comme précisé à la page 112, on peut connaître la loi exacte d'une fonction de l'estimateur $\widehat{R}^2(X_1, \mathbf{X}_2)$ sous l'hypothèse nulle « \mathcal{H}_0 : Le coefficient de corrélation multiple $R(X_1, \mathbf{X}_2)$ de X_1 et \mathbf{X}_2 est nul » :

$$\frac{n-p-1}{p} \frac{R^2(\widehat{X}_1, \mathbf{X}_2)}{1 - R^2(\widehat{X}_1, \mathbf{X}_2)} \sim \mathcal{F}_{p, n-p-1}$$

où $\mathcal{F}_{p, n-p-1}$ est une loi de Fisher à p et $n-p-1$ degrés de liberté.

La distribution asymptotique de $R(X_1, \mathbf{X}_2)$ est alors identique à celle du coefficient de corrélation simple :

$$\sqrt{n}(\widehat{R(X_1, \mathbf{X}_2)} - R(X_1, \mathbf{X}_2)) \approx \mathcal{N} \left(0, (1 - R(X_1, \mathbf{X}_2)^2) \right).$$

Ce résultat n'est pas assez précis pour permettre de résoudre les problèmes qui nous intéressent généralement. On l'utilisera uniquement si l'on ne peut pas faire autrement et si $n \geq 30$.

Si $\rho = 1$, on retrouve exactement le cas de la corrélation simple. En effet dans cette situation, on étudie la corrélation entre deux variables X_1 et X_2 à valeurs réelles. La formule ci-dessus pour $R^2(X_1, X_2)$ est alors identique à celle de $\rho(X_1, X_2)^2$. De plus, on sait que $\frac{\sqrt{n-2}\rho(\widehat{X_1, X_2})}{\sqrt{1-\rho(\widehat{X_1, X_2})^2}}$ suit une loi de Student à $n-2$ degrés de liberté. On montre qu'alors son carré $\left(\frac{\sqrt{n-2} \frac{\rho(\widehat{X_1, X_2})}{\sqrt{1-\rho(\widehat{X_1, X_2})^2}}}{1 - \rho(\widehat{X_1, X_2})^2} \right)^2 = (n-2) \frac{R^2(\widehat{X_1, X_2})}{1 - R^2(\widehat{X_1, X_2})^2}$ suit une loi de Fisher à 1 et $n-2$ degrés de liberté.

Ceci est bien conforme au résultat de ce paragraphe puisque si $p = 1$ on a vu que $\frac{n-p-1}{p} \frac{R^2(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)}{1-R^2(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)} = (n-2) \frac{R^2(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)}{1-R^2(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)}$ suit une loi de Fisher à p et $n-p-1$, c'est-à-dire 1 et $n-2$, degrés de liberté. Réciproquement, si $(n-2) \frac{R^2(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)}{1-R^2(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)}$ suit une loi de Fisher à 1 et $n-2$, on sait qu'alors $\sqrt{(n-2) \frac{R^2(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)}{1-R^2(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)}} = \frac{\sqrt{n-2} \rho(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)}{\sqrt{1-\rho(\widehat{X}_1, \widehat{X}_2)^2}}$ suit une loi de Student à $n-2$ degrés de liberté.

On se sert de cette propriété pour tester les hypothèses :

\mathcal{H}_0 : Le coefficient de corrélation multiple $R(X_1, X_2)$ de X_1 et X_2 est nul
contre

\mathcal{H}_1 : Le coefficient de corrélation multiple $R(X_1, X_2)$ de X_1 et X_2 est non nul.

Ces hypothèses sont équivalentes aux hypothèses :

\mathcal{H}_0 : X_1 et X_2 sont indépendants
contre

\mathcal{H}_1 : X_1 et X_2 sont liés.

Pour obtenir des intervalles de confiance pour $R(X_1, X_2)$ on peut aussi utiliser la transformation en « argument tangente hyperbolique », i.e. en \tanh^{-1} , voir la page 53.

On se place encore sous l'hypothèse de multinormalité du vecteur (X_1, X_2) comme précisé à la page 112. Notons que la propriété de la page 115 ci-dessus ne permet pas de tester, si $R_0 \neq 0$, des hypothèses du type :

\mathcal{H}_0 : $R(X_1, X_2) = R_0$
contre

\mathcal{H}_1 : $R(X_1, X_2) \neq R_0$.

La démarche est alors la même que pour le coefficient de corrélation simple, voir la page 84. Deux approches sont possibles.

- Utiliser des logiciels, comme SPSS, R, SAS ou StatXact, qui proposent des versions *exactes* de l'intervalle de confiance dont une approximation est donnée ci-dessus. Cette approche est particulièrement intéressante si l'effectif commun n aux échantillons \mathbf{x}_1 et \mathbf{x}_2 est petit.

- Utiliser la transformation de Fisher introduite ci-dessus, à la page 53, pour obtenir un intervalle de confiance pour $R(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)$ de niveau approximatif $(1 - \alpha) \%$:

$$\left[\tanh \left(\hat{z} - \frac{z_{\alpha/2}}{(n-3)^{\frac{1}{2}}} \right), \tanh \left(\hat{z} + \frac{z_{\alpha/2}}{(n-3)^{\frac{1}{2}}} \right) \right]$$

où $\hat{z} = \tanh \left(R(\widehat{\mathbf{X}}_1, \widehat{\mathbf{X}}_2)(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) \right)$ et $z_{\alpha/2}$ est le quantile de la loi $\mathcal{N}(0, 1)$.

Sommaire

5 Corrélation partielle

- Définition
- Estimation
- Asymptotique
- Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
- Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
- Cas de trois variables réelles

Pour introduire formellement le concept de corrélation partielle, un petit détour mathématique est nécessaire. Les applications seront généralement beaucoup plus simples.

Considérons deux vecteurs $\mathbf{X}_1 \in \mathbb{R}^q$ et $\mathbf{X}_2 \in \mathbb{R}^{m-q}$ qui ont une distribution conjointe multivariée :

$$(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix} \right).$$

La distribution conditionnelle de \mathbf{X}_1 sachant \mathbf{X}_2 , on étend les résultats de la page 17 qui concernaient le cas de deux variables réelles au cas de deux vecteurs, est :

$$\mathbf{X}_1 | \mathbf{X}_2 \sim \mathcal{N} \left(\mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (\mathbf{X}_2 - \mu_2), \Sigma_{11|2} \right),$$

où $\Sigma_{11|2} = \Sigma_{1,1} - \Sigma_{1,2} \Sigma_{2,2}^{-1} \Sigma_{2,1}$.

En écrivant $\Sigma_{11|2} = ((\sigma_{i,j|q+1,\dots,m}))_{1 \leq i,j \leq p}$, il s'agit d'une matrice carrée de taille p , on définit le coefficient de corrélation partielle entre les composantes i et j de \mathbf{X}_1 sachant \mathbf{X}_2 comme :

$$\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \frac{\sigma_{i,j|q+1,\dots,m}}{\sigma_{i,i|q+1,\dots,m}^{1/2} \sigma_{j,j|q+1,\dots,m}^{1/2}}.$$

Son interprétation pratique est la suivante :
Le coefficient de corrélation partielle entre les composantes i et j du vecteur \mathbf{X}_1 sachant \mathbf{X}_2 représente la corrélation entre les composantes i et j après avoir éliminé l'effet des variables de \mathbf{X}_2 sur les composantes i et j du vecteur \mathbf{X}_1 .

On se donne, comme précédemment, un n -échantillon indépendant et identiquement distribué $((\mathbf{X}_{1,1}, \mathbf{X}_{2,1}), \dots, (\mathbf{X}_{1,n}, \mathbf{X}_{2,n}))$.

En utilisant les estimateurs définis à la page 71, un estimateur du coefficient $\rho_{i,j|q+1,\dots,m}$ est donné par la formule suivante :

$$\widehat{\rho_{i,j|q+1,\dots,m}} = \frac{\widehat{\sigma_{i,j|q+1,\dots,m}}}{\widehat{\sigma_{i,i|q+1,\dots,m}^2} \widehat{\sigma_{j,j|q+1,\dots,m}^2}^{\frac{1}{2}}},$$

$$\text{où } ((\widehat{\sigma_{i,j|q+1,\dots,m}}))_{1 \leq i,j \leq p} = \widehat{\Sigma_{1,1}} - \widehat{\Sigma_{1,2}} \widehat{\Sigma_{2,2}}^{-1} \widehat{\Sigma_{2,1}}.$$

On note désormais \mathbf{x}_1 un échantillon de n réalisations de \mathbf{X}_1 et \mathbf{x}_2 un échantillon de n réalisations de \mathbf{X}_2 .
Une estimation de $\rho_{i,j|q+1,\dots,m}$ est alors :

$$\widehat{\rho_{i,j|q+1,\dots,m}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \frac{\widehat{\sigma_{i,j|q+1,\dots,m}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)}{\widehat{\sigma_{i,i|q+1,\dots,m}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)^{\frac{1}{2}} \widehat{\sigma_{j,j|q+1,\dots,m}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)^{\frac{1}{2}}},$$

où

$$((\widehat{\sigma_{i,j|q+1,\dots,m}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)))_{1 \leq i,j \leq p} = \widehat{\Sigma_{1,1}} - \widehat{\Sigma_{1,2}} \widehat{\Sigma_{2,2}}^{-1} \widehat{\Sigma_{2,1}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2).$$

La distribution asymptotique d'un coefficient de corrélation partielle est la même que pour une corrélation simple, c'est-à-dire :

$$\sqrt{n} (\widehat{\rho_{i,j|q+1,\dots,m}} - \rho_{i,j|q+1,\dots,m}) \approx \mathcal{N}(0, (1 - \rho_{i,j|q+1,\dots,m}^2)^2).$$

Ce résultat n'est applicable que si $n \geq 30$. Ne s'en servir que si l'on ne peut pas faire autrement.

On peut maintenant s'intéresser au test de nullité du coefficient de corrélation partielle des composantes du vecteur gaussien \mathbf{X}_1 connaissant le vecteur \mathbf{X}_2 .

$$\mathcal{H}_0 : \rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$$

contre

$$\mathcal{H}_1 : \rho_{i,j|q+1,\dots,m} \neq 0.$$

Ces hypothèses sont équivalente à :

\mathcal{H}_0 : Les composantes $X_{1,j}$ et $X_{1,j}$ de \mathbf{X}_1 sont indépendantes sans l'effet de \mathbf{X}_2 contre

\mathcal{H}_1 : Les composantes $X_{1,j}$ et $X_{1,j}$ de \mathbf{X}_1 sont liées sans l'effet de \mathbf{X}_2 .

Sous l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 , alors :

$$t_{i,j|q+1,\dots,m}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \sqrt{n - m + q - 2} \frac{\widehat{\rho_{i,j|q+1,\dots,m}}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)}{\sqrt{1 - \widehat{\rho_{i,j|q+1,\dots,m}}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)^2}}$$

est la réalisation d'une variable aléatoire T qui suit une loi de Student à $n - m + q - 2$ degrés de liberté, i.e. $T \sim \mathcal{T}_{n-m+q-2}$.

On rejette l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 au niveau $(1 - \alpha)$ % lorsque

$$|t_{i,j|q+1,\dots,m}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)| > t_{n-m+q-2,\alpha/2}$$

On peut aussi appliquer la transformation z dans ce contexte, voir la page 53.

Si $\rho_0 \neq 0$, la propriété de la page 132 ci-dessus ne permet pas de tester des hypothèses du type :

$\mathcal{H}_0 : \rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0$ contre

$\mathcal{H}_1 : \rho_{i,j|q+1,\dots,m} \neq \rho_0$.

Il existe alors deux possibilités.

- Si l'on souhaite faire un test de ce type à la main, on utilise la transformation de Fisher introduite ci-dessus, à la page 53, pour obtenir un intervalle de confiance pour $\rho_{i,j|q+1,\dots,m}$ de niveau approximatif $(1 - \alpha) \%$:

$$\left[\tanh \left(\hat{z} - \frac{z_{\alpha/2}}{(n-3)^{\frac{1}{2}}} \right), \tanh \left(\hat{z} + \frac{z_{\alpha/2}}{(n-3)^{\frac{1}{2}}} \right) \right]$$

où $\hat{z} = \tanh(\widehat{\rho_{i,j|q+1,\dots,m}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2))$ et $z_{\alpha/2}$ est le quantile de la loi $\mathcal{N}(0, 1)$.

- Certains logiciels, comme SPSS, R, SAS ou StatXact, proposent des versions exactes de l'intervalle de confiance.

Intéressons-nous au cas le plus simple. Soient X_1, X_2 et X_3 trois variables aléatoires réelles telles que la loi jointe de (X_1, X_1, X_3) soit multivariée de paramètres μ et Σ .

Ainsi on a ici $m = 3$ et $q = 2$. On montre alors la relation suivante :

$$\rho_{12|3} = \frac{\rho_{12} - \rho_{13}\rho_{23}}{\sqrt{1 - \rho_{13}^2} \sqrt{1 - \rho_{23}^2}}$$

où ρ_{12} est le coefficient de corrélation simple entre les variables X_1 et X_2 , ρ_{13} est le coefficient de corrélation simple entre les variables X_1 et X_3 et ρ_{23} est le coefficient de corrélation simple entre les variables X_2 et X_3 , voir la page 68.

Dans la plupart des situations expérimentales que vous rencontrerez cette formule sera suffisante. On remarque également que la définition est symétrique en X_1 et X_2 , c'est-à-dire :

$$\rho_{12|3} = \frac{\rho_{12} - \rho_{13}\rho_{23}}{\sqrt{1 - \rho_{13}^2}\sqrt{1 - \rho_{23}^2}} = \frac{\rho_{21} - \rho_{23}\rho_{13}}{\sqrt{1 - \rho_{23}^2}\sqrt{1 - \rho_{13}^2}} = \rho_{21|3}$$

La corrélation partielle de X_1 et X_2 sachant X_3 est heureusement la même que celle de X_2 et X_1 sachant X_3 .

On peut maintenant s'intéresser au test de nullité du coefficient de corrélation partielle de X_1 et X_2 connaissant la variable X_3 .

$$\mathcal{H}_0 : \rho_{12|3} = 0$$

contre

$$\mathcal{H}_1 : \rho_{12|3} \neq 0.$$

Ces hypothèses sont équivalente à :

On considère un échantillon \mathbf{x} indépendant et identiquement distribué suivant la loi de X_1, X_2, X_3 . On note \mathbf{x}_1 l'échantillon des réalisations de X_1, \mathbf{x}_2 l'échantillon des réalisations de X_2 et \mathbf{x}_3 l'échantillon des réalisations de X_3 .

On tire de \mathbf{x} une estimation de $\rho_{12|3}$ en calculant des estimations de $\rho_{12}, \rho_{13}, \rho_{23}$ comme expliqué à la page 71.

\mathcal{H}_0 : Les variables X_1 et X_2 sont indépendantes sans l'effet de X_3
contre

\mathcal{H}_1 : Les variables X_1 et X_2 sont liées sans l'effet de X_3 .

Sous l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 , alors :

$$t_{12|3}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3) = \sqrt{n-3} \frac{\widehat{\rho}_{12|3}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3)}{\sqrt{1 - \widehat{\rho}_{12|3}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3)^2}}$$

est la réalisation d'une variable aléatoire T qui suit une loi de Student à $n - 3$ degrés de liberté, i.e. $T \sim \mathcal{T}_{n-3}$.

Si $\rho_0 \neq 0$, la propriété du paragraphe ci-dessus ne permet pas de tester des hypothèses du type :

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0 : \rho_{12|3} &= \rho_0 \\ &\text{contre} \\ \mathcal{H}_1 : \rho_{12|3} &\neq \rho_0. \end{aligned}$$

Il existe alors deux possibilités.

On rejette l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 au niveau $(1 - \alpha)$ % lorsque $|t_{12|3}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3)| > t_{n-3, \alpha/2}$.

On peut aussi appliquer la transformation z dans ce contexte, voir la page 53.

- Si l'on souhaite faire un test de ce type à la main, on utilise la transformation de Fisher introduite ci-dessus, à la page 53, pour obtenir un intervalle de confiance pour $\rho_{12|3}$ de niveau approximatif $(1 - \alpha)$ % :

$$\left[\tanh \left(\hat{z} - \frac{z_{\alpha/2}}{(n-3)^{\frac{1}{2}}} \right), \tanh \left(\hat{z} + \frac{z_{\alpha/2}}{(n-3)^{\frac{1}{2}}} \right) \right]$$

où $\hat{z} = \tanh \left(\widehat{\rho}_{12|3}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3) \right)$ et $z_{\alpha/2}$ est le quantile de la loi $\mathcal{N}(0, 1)$.

- Certains logiciels, comme SPSS, R, SAS ou StatXact, proposent des versions exactes de l'intervalle de confiance.

Exemple

Détaillons le traitement de la corrélation partielle dans la situation suivante où l'on dispose de trois variables continues réelles.

- Le BMI X_1 .
- Le poids^a X_2 .
- La taille X_3 .

a. D'un poids de vue physique, il s'agit de la masse.

Exemple

On rappelle que le BMI d'un individu est un indice qui se calcule à partir de la taille et du poids par la formule suivante :

$$\text{BMI} = \frac{\text{Weight}}{\text{Height}^2}$$

où le poids s'exprime en kg et la taille en m.

L'échantillon étudié a un effectif $n = 38$ et est exclusivement constitué d'individus de genre féminin.

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

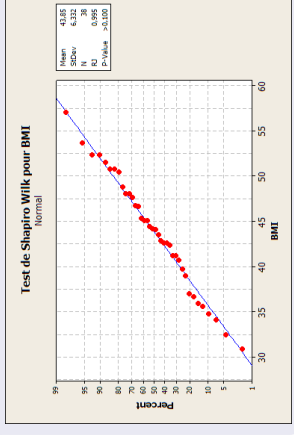
Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

On doit par exemple tester la normalité de $X_1 + X_2$, $X_2 + X_3$, $X_1 + X_3$ et $X_1 + X_2 + X_3$. Se référer à la page ?? pour un exposé détaillé des tests de multinormalité ou au livre de R. Christensen [3].

Exemple



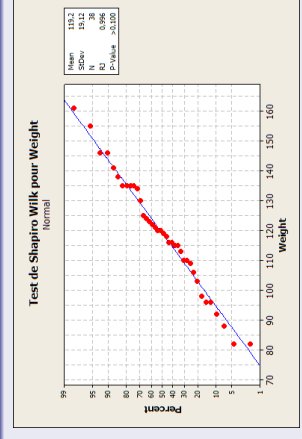
Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

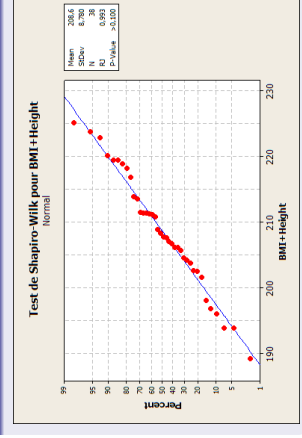
Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Association de variables quantitatives
Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

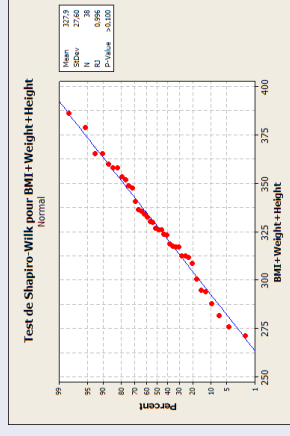
Exemple



Exemple



Exemple



157/214

Association de variables quantitatives

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

158/214

Frédéric Bertrand

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Association de variables quantitatives

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

Les p -valeurs sont toutes supérieures à 0, 100, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse de normalité de $X_1, X_2, X_3, X_1 + X_2, X_1 + X_3, X_2 + X_3$ et de $X_1 + X_2 + X_3$. Attention, nous testons ici la multinormalité de (X_1, X_2, X_3) et nous avons procédé à sept tests de Shapiro-Wilk. Nous avons, comme d'habitude, fixé un seuil de $\alpha_{global} = 5\%$ pour le test global de multinormalité.

Exemple

Pour garantir ce risque global de 5 %, il faut fixer un risque différent de 5 % pour chaque test de Shapiro-Wilk, nous avons déjà évoqué ce problème à l'exemple page 88. En effet si le risque pour chacun des tests de Shapiro-Wilk est fixé à $\alpha_{ind} = 5\%$, alors le risque global est au maximum de $\alpha_{global} = 1 - (1 - 0,05)^7 = 0,302 \gg 0,05$. Ainsi on doit fixer un seuil de $\alpha_{ind} = 1 - \sqrt[7]{1 - \alpha_{global}} = 1 - \sqrt[7]{0,95} = 0,007$ pour chacun des sept tests de Shapiro-Wilk, ce qui revient à être moins exigeant pour chacun des tests individuels puisque $0,007 < 0,05$ et donc à accepter la normalité dans plus de cas.

159/214

Association de variables quantitatives

160/214

Frédéric Bertrand

Association de variables quantitatives

Exemple

Dans cet exemple cette correction ne change rien à la conclusion puisqu'aucune des p -valeurs n'étaient comprises entre 0,007 et 0,05. Suite à cette analyse sommaire rien ne permet de rejeter l'hypothèse de multinormalité de (X_1, X_2, X_3) . On peut donc utiliser une approche paramétrique. Commençons par étudier les coefficients de corrélation simple, dits de Pearson.

Exemple

Correlations: BMI; Weight; Height

	BMI	Weight
Weight	0,878 0,000	
Height	-0,038 0,820	0,441 0,006

Cell Contents: Pearson correlation
P-Value

Exemple

Ces résultats sont en accord avec la formule permettant de calculer le BMI à l'aide de la taille et du poids.

- La liaison est linéaire et positive pour le poids, ce que l'on retrouve bien ici avec la valeur de $\rho_{BW} = 0,878$ et une p -valeur de 0,000.

Exemple

On constate ainsi que :

- Au niveau $\alpha = 5\%$, on rejette l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 d'indépendance des variables BMI et Weight, car $0,000 < 0,05$.
- Au niveau $\alpha = 5\%$, on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 d'indépendance des variables BMI et Height, car $0,820 > 0,05$.
- Au niveau $\alpha = 5\%$, on rejette l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 d'indépendance des variables Height et Weight, car $0,006 < 0,05$.

Exemple

- La liaison est négative pour la taille mais, vu sa faiblesse, $\rho_{BH} = -0,038$, on ne peut pas rejeter l'hypothèse d'indépendance entre ces deux variables, p -valeur de 0,820. La formule ci-dessus implique une **relation non linéaire** entre le BMI et la taille c'est pourquoi le coefficient de corrélation linéaire ne peut la mettre en évidence.
- La liaison positive entre la taille et la masse, $\rho_{WH} = 0,441$ et p -valeur de 0,006, est en accord avec notre connaissance a priori de l'existence d'une relation linéaire positive entre la taille et le poids d'un individu.

Exemple

Passons maintenant au calcul de la corrélation multiple R du BMI sur (Height, Weight), de la corrélation multiple R du Height sur (BMI, Weight) et de la corrélation multiple R du Weight sur (Height, BMI).

Pour effectuer ce calcul on utilise le fait que R^2 est égal au coefficient de détermination obtenu lorsque l'on fait la régression linéaire multiple de BMI sur (Height, Weight). On obtient par exemple avec Minitab.

Exemple

Regression Analysis: BMI versus Weight; Height

The regression equation is

$$\text{BMI} = 87,1 + 0,368 \text{ Weight} - 0,529 \text{ Height}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	87,090	1,899	45,85	0,000
Weight	0,367955	0,004146	88,75	0,000
Height	-0,52855	0,01252	-42,21	0,000

$$S = 0,432656 \quad R\text{-Sq} = 99,6\% \quad R\text{-Sq}(\text{adj}) = 99,5\%$$

Exemple

Pour calculer les autres coefficients de corrélation multiple, on procède de même en changeant les rôles de BMI, Height et Weight.

Exemple

Regression Analysis: Weight versus BMI; Height

The regression equation is

$$\text{Weight} = -236 + 2,71 \text{ BMI} + 1,44 \text{ Height}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-236,083	5,253	-44,95	0,000
BMI	2,70570	0,03049	88,75	0,000
Height	1,43599	0,03050	47,09	0,000

$$S = 1,17324 \quad R\text{-Sq} = 99,6\% \quad R\text{-Sq}(\text{adj}) = 99,5\%$$

Exemple

Regression Analysis: Height versus BMI; Weight

The regression equation is

Height = 164 - 1,86 BMI + 0,686 Weight

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	164,436	0,933	176,17	0,000
BMI	-1,85552	0,04396	-42,21	0,000
Weight	0,68556	0,01456	47,09	0,000

S = 0,810650 R-Sq = 98,4% R-Sq(adj) = 98,4%

Exemple

On a ainsi trouvé successivement :

$$\rho_{B/s(H,W)} = 99,6\%$$

$$\rho_{W/s(B,H)} = 99,6\%$$

$$\rho_{H/s(B,W)} = 98,4\%$$

Exemple

Calculons désormais les trois corrélations partielles

- $\rho(\text{Height,Weight}|\text{BMI})$;
- $\rho(\text{Weight,BMI}|\text{Height})$;
- $\rho(\text{Height,BMI}|\text{Weight})$.

Exemple

On applique la formule ci-dessus :

$$\rho_{HW|B} = \frac{\rho_{HW} - \rho_{HB}\rho_{WB}}{\sqrt{1 - \rho_{HB}^2}\sqrt{1 - \rho_{WB}^2}} \approx 0,992$$

$$\rho_{WB|H} = \frac{\rho_{WB} - \rho_{WH}\rho_{BH}}{\sqrt{1 - \rho_{WH}^2}\sqrt{1 - \rho_{BH}^2}} \approx 0,998$$

$$\rho_{HB|W} = \frac{\rho_{HB} - \rho_{HW}\rho_{BW}}{\sqrt{1 - \rho_{HW}^2}\sqrt{1 - \rho_{BW}^2}} \approx -0,990.$$

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

Ces résultats sont à comparer avec les valeurs de corrélation simple. En particulier la corrélation entre le poids et la taille en éliminant l'effet du poids semble significative. Pour aller plus loin et décider de la significativité de ces corrélations, on peut se référer à une table ou utiliser la loi du coefficient de corrélation partielle énoncée aux pages 131 et 139. Certains logiciels, comme SPSS, nous renseignent directement sur les p -valeurs associées aux corrélations partielles.

Partial Correlations	
Control Variables	
Weight	Correlation
BMI	Significance (2-tailed)
	df
Height	Correlation
	Significance (2-tailed)
	df

Exemple

Partial Correlations	
Control Variables	
Weight	Correlation
BMI	Significance (2-tailed)
	df
Height	Correlation
	Significance (2-tailed)
	df

Exemple

Partial Correlations	
Control Variables	
Weight	Correlation
BMI	Significance (2-tailed)
	df
Height	Correlation
	Significance (2-tailed)
	df

Association de variables quantitatives
Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Exemple

Partial Correlations	
Control Variables	
Weight	Correlation
BMI	Significance (2-tailed)
	df
Height	Correlation
	Significance (2-tailed)
	df

Exemple

Partial Correlations	
Control Variables	
Weight	Correlation
BMI	Significance (2-tailed)
	df
Height	Correlation
	Significance (2-tailed)
	df

Exemple

Partial Correlations	
Control Variables	
Weight	Correlation
BMI	Significance (2-tailed)
	df
Height	Correlation
	Significance (2-tailed)
	df

Association de variables quantitatives
Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Association de variables quantitatives

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Association de variables quantitatives

Exemple

On constate ainsi que les trois tests sont significatifs au seuil $\alpha = 5\%$.

On ne peut conserver l'hypothèse d'indépendance de deux variables sachant la troisième et ce dans les trois cas qui se présentent ici : (Height, Weight)|BMI, (Weight, BMI)|Height et (Height, BMI)|Weight.

177/214

Frédéric Bertrand

Exemple

Avez-vous une critique à formuler quant au modèle que nous avons utilisé ici ? Par exemple l'hypothèse de multinormalité est-elle vraisemblable ? Bien que les tests utilisés ne l'infirmement pas, notre connaissance de la relation entre le BMI et le couple (Height, Weight) ne devait-elle pas nous faire exclure ce modèle ?

178/214

Frédéric Bertrand

Exemple

On réalise dans un collège deux tests d'évaluation communs à tous les élèves quel que soit leur âge mais exclusivement de genre masculin. L'un porte sur leur compétence en mathématiques et l'autre en sport, le temps mis à parcourir 100 m en course à pied. Les performances ont été notées sur 100 dans les deux tests puis ramenées à des notes sur 20. On dispose donc de deux variables aléatoires :

- l'une appelée Math (M) et associée à la note en mathématiques qu'a reçu un élève,
- l'autre appelée Sport (S) et associée à la note en sport qu'a reçu un élève.

179/214

Frédéric Bertrand

Exemple

Les données ont été reportées dans le tableau suivant :

Élève	Math	Sport	Élève	Math	Sport
1	7,15	2,69	16	12,29	13,16
2	7,79	10,56	17	11,56	7,92
3	8,57	8,91	18	14,31	9,11
4	7,14	6,04	19	11,33	13,49
5	5,47	7,53	20	9,49	10,99
6	4,43	4,04	21	16,99	16,54
7	4,52	7,45	22	14,86	16,03
8	6,63	4,58	23	18,91	16,41

180/214

Frédéric Bertrand

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Exemple

Élève	Math	Sport	Élève	Math	Sport
9	5,43	7,50	24	19,35	14,81
10	7,78	10,18	25	19,24	17,63
11	9,79	13,59	26	14,62	18,78
12	13,40	6,92	27	20,00	18,54
13	8,68	7,51	28	19,19	20,00
14	11,35	9,59	29	19,28	15,64
15	10,62	13,19	30	16,59	19,73

L'échantillon étudié a un effectif $n = 30$ et est exclusivement constitué d'individus de genre masculin.

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Exemple

Comme nous l'avons fait remarquer, l'hypothèse nécessaire à l'approche paramétrique de la corrélation simple, multiple ou partielle qui vous a été présentée plus haut est que la loi du vecteur (M, S) est une loi multivariée sur \mathbb{R}^2 .

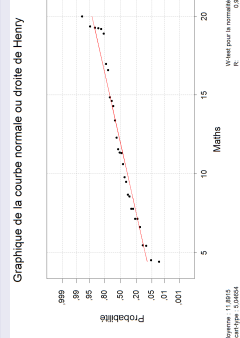
Ceci a pour conséquence qu'il faut que M, S aient une distribution normale mais comme nous l'avons déjà souligné ce n'est pas suffisant. On doit par exemple aussi tester la normalité de $M + S$ et $M - S$. Se référer à la page ?? pour un exposé détaillé des tests de multivariabilité ou au livre de R. Christensen [3].

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

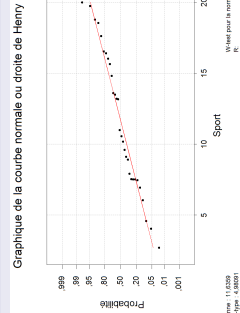
Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

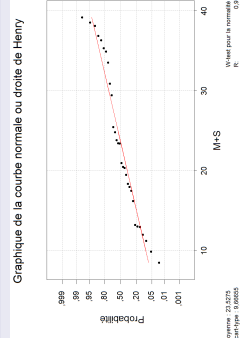


Moyenne : 11,813
Écart-type : 3,684
N : 30
Valeur de P (approximatif) : < 0,000
Valeur de P (approximatif) : < 0,000

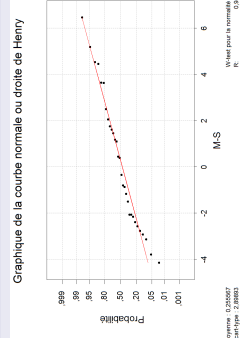


Moyenne : 11,029
Écart-type : 4,631
N : 30
Valeur de P (approximatif) : < 0,000
Valeur de P (approximatif) : < 0,000

Exemple



Moyenne : 23,273
Écart-type : 10,625
N : 30
Valeur de P (approximatif) : < 0,000
Valeur de P (approximatif) : < 0,000



Moyenne : 0,22627
Écart-type : 2,6845
N : 30
Valeur de P (approximatif) : < 0,000
Valeur de P (approximatif) : < 0,000

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

Les p -valeurs sont toutes supérieures à 0,100, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse de normalité de M, S, M + S et M - S.

Attention, nous testions ici la multinormalité de (M, S) et nous avons procédé à quatre tests de Shapiro-Wilk. Nous avons, comme d'habitude, fixé un seuil de $\alpha_{global} = 5\%$ pour le test global de multinormalité. Pour garantir ce risque global de 5%, il faut fixer un risque différent de 5% pour chaque test de Shapiro-Wilk.

Exemple

On peut donc utiliser une approche paramétrique et utiliser le coefficient de corrélation de M et S.

Corrélation de Pearson de Maths et Sport = 0,833
Valeur de $p = 0,000$

On constate ainsi qu'au seuil $\alpha = 5\%$, on rejette l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 d'indépendance des variables Maths et Sport, car $0,000 < 0,05$.

Exemple

En effet si le risque pour chacun des tests de Shapiro-Wilk est fixé à $\alpha_{ind} = 5\%$, alors le risque global est au maximum de $\alpha_{global} = 1 - (1 - 0,05)^4 = 0,185 > 0,05$. Ainsi on doit fixer un seuil de $\alpha_{ind} = 1 - \sqrt[4]{1 - \alpha_{global}} = 1 - \sqrt[4]{0,95} = 0,013$ pour chacun des tests de Shapiro-Wilk, ce qui revient à être moins exigeant pour chacun des tests individuels puisque $0,013 < 0,05$ et donc à accepter la normalité dans plus de cas. Dans cet exemple cette correction ne change rien à la conclusion puisqu'aucune des p -valeurs n'étaient comprises entre 0,013 et 0,05. Suite à cette analyse sommaire rien ne permet de rejeter l'hypothèse de multinormalité de (M, S).

Exemple

On décide donc qu'il y a une corrélation significative entre les résultats en mathématiques et en sport. La valeur de l'estimation, 0,833, du coefficient de corrélation étant positive, l'association est positive, c'est-à-dire, plus on est fort en sport plus on est fort en mathématiques. Qu'en pensez-vous ? **De quel autre facteur faudrait-il tenir compte ?**

Exemple

Il est évident que les résultats des élèves à ces tests dépend de leur âge puisque le même questionnaire est posé à tous les élèves quelque soit leur niveau, donc aussi bien en classe de 6^{ème} qu'en classe de 3^{ème}.

Fort heureusement il a été possible de retrouver l'âge, et même une information encore plus précise, la date de naissance, de chacun des élèves qui a participé à l'évaluation. On a alors décidé de coder l'âge comme une variable aléatoire quantitative continue, appelée Age et parfois abrégée en A. Cette décision correspond à l'idée, relativement raisonnable, suivante : le développement d'un enfant ne serait pas exactement le même si celui-ci est né en début ou en fin d'année civile.

Exemple

Élève	Math	Sport	Age	Élève	Math	Sport	Age
1	7,15	2,69	11,72	16	12,29	13,16	14,02
2	7,79	10,56	12,33	17	11,56	7,92	15,02
3	8,57	8,91	11,91	18	14,31	9,11	13,40
4	7,14	6,04	11,92	19	11,33	13,49	13,70
5	5,47	7,53	12,64	20	9,49	10,99	14,14
6	4,43	4,04	12,07	21	16,99	16,54	15,56
7	4,52	7,45	12,12	22	14,86	16,03	16,31
8	6,63	4,58	11,23	23	18,91	16,41	16,30

Exemple

Élève	Math	Sport	Age	Élève	Math	Sport	Age
9	5,43	7,50	12,65	24	19,35	14,81	16,23
10	7,78	10,18	12,40	25	19,24	17,63	15,89
11	9,79	13,59	13,99	26	14,62	18,78	15,44
12	13,40	6,92	14,50	27	20,00	18,54	16,29
13	8,68	7,51	14,04	28	19,19	20,00	16,62
14	11,35	9,59	14,64	29	19,28	15,64	16,07
15	10,62	13,19	14,60	30	16,59	19,73	15,27

Exemple

Puisque nous introduisons une nouvelle variable aléatoire Age, pour étudier les corrélations du vecteur (Math, Sport, Age) nous devons tester la normalité du vecteur (Math, Sport, Age).

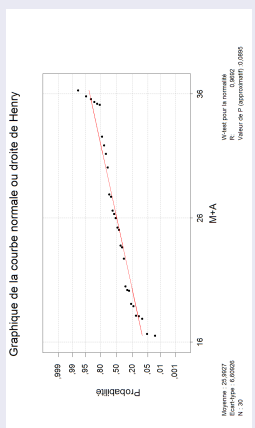
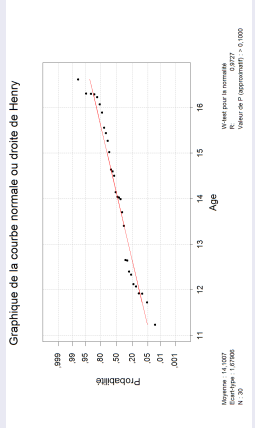
On procède comme précédemment. En s'appuyant sur les résultats des tests de normalité ci-dessus, on voit qu'il ne reste plus qu'à s'intéresser à la normalité de Age, Math + Age, Sport + Age et de Math + Sport + Age.

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

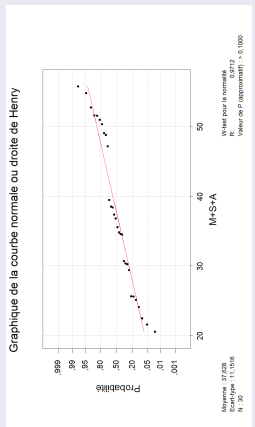
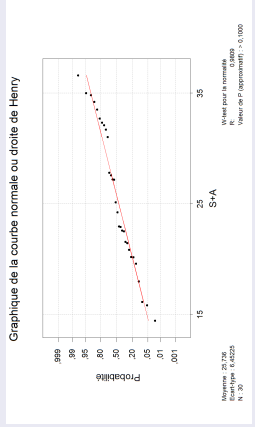
Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple



Exemple



Frédéric Bertrand

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Association de variables quantitatives

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

Aucun de ces tests n'est significatif au seuil 5 % et donc **a fortiori** ils ne seront pas significatifs au seuil inférieur qu'il faudrait fixer pour garantir un risque global de 5 %. En ajoutant ces résultats aux précédents, rien ne permet de rejeter l'hypothèse de normalité du vecteur (Math, Sport, Age).
On calcule donc les corrélations simples entre les composantes de ce vecteur.

Exemple

Corrélations : Maths; Sport; Age

	Maths	Sport
Sport	0,833	0,000
Age	0,909	0,837
	0,000	0,000

Contenu de la cellule : corrélation de Pearson
Valeur de p

Frédéric Bertrand

Association de variables quantitatives

Association de variables quantitatives

Association de variables quantitatives

Exemple

On note une corrélation positive et significative, au seuil $\alpha = 5\%$ pour chacune des associations possibles. Ainsi, comme on pouvait le prévoir, plus l'on est âgé, mieux l'on réussit en mathématiques et en sport.

Exerçons-nous encore au calcul de coefficients de corrélation multiple. Ainsi déterminons la corrélation multiple R du Math sur (Sport, Age), la corrélation multiple R du Sport sur (Math, Age) et la corrélation multiple R du Age sur (Math, Sport).

Exemple

Pour effectuer ce calcul on utilise le fait que R^2 est égal au coefficient de détermination obtenu lorsque l'on fait la régression linéaire multiple de Math sur (Sport, Age). On obtient par exemple avec Minitab.

Exemple

Regression Analysis: Maths versus Sport; Age

L'équation de régression est
Maths = - 20,9 + 0,244 Sport + 2,13 Age

Régresseur	Coef	Er-T	coef	T	P
Constante	-20,919	4,635	-4,51	0,000	
Sport	0,2437	0,1412	1,73	0,096	
Age	2,1258	0,4189	5,07	0,000	
S = 2,071	R-Sq = 84,3%	R-Sq(adj) = 83,2%			

Exemple

Regression Analysis: Sport versus Maths; Age

L'équation de régression est

$$\text{Sport} = -12,5 + 0,408 \text{ Maths} + 1,37 \text{ Age}$$

Régresseur	Coef	Er-T	coef	T	P	
Constante	-12,533	7,565	-1,66	0,109		
Maths	0,4077	0,2362	1,73	0,096		
Age	1,3701	0,7099	1,93	0,064		
S = 2,679					R-Sq = 73,1%	R-Sq(adj) = 71,1%

Exemple

On a ainsi trouvé successivement :

$$\begin{aligned} \rho_{M/S}(S,A) &= 84,3\% \\ \rho_{S/M}(M,A) &= 73,1\% \\ \rho_{A/S}(M,S) &= 84,7\% \end{aligned}$$

Exemple

Regression Analysis: Age versus Maths; Sport

L'équation de régression est

$$\text{Age} = 10,3 + 0,230 \text{ Maths} + 0,0885 \text{ Sport}$$

Régresseur	Coef	Er-T	coef	T	P	
Constante	10,3401	0,3338	30,97	0,000		
Maths	0,22965	0,04525	5,07	0,000		
Sport	0,08848	0,04585	1,93	0,064		
S = 0,6807					R-Sq = 84,7%	R-Sq(adj) = 83,6%

Exemple

Calculons désormais les trois corrélations partielles

- $\rho(\text{Maths, Sport})|\text{Age}$;
- $\rho(\text{Maths, Age})|\text{Sport}$;
- $\rho(\text{Sport, Age})|\text{Maths}$.

Exemple

On applique la formule ci-dessus :

$$\rho_{MS|A} = \frac{\rho_{MS} - \rho_{MA}\rho_{SA}}{\sqrt{1 - \rho_{MA}^2}\sqrt{1 - \rho_{SA}^2}} \approx 0,833$$

$$\rho_{MA|S} = \frac{\rho_{MA} - \rho_{MS}\rho_{SA}}{\sqrt{1 - \rho_{MS}^2}\sqrt{1 - \rho_{SA}^2}} \approx 0,909$$

$$\rho_{SA|M} = \frac{\rho_{SA} - \rho_{MS}\rho_{MA}}{\sqrt{1 - \rho_{MS}^2}\sqrt{1 - \rho_{MA}^2}} \approx 0,837.$$

Exemple

Ces résultats sont à comparer avec les valeurs de corrélation simple. En particulier la corrélation entre le poids et la taille en éliminant l'effet du poids semble significative. Pour aller plus loin et décider de la significativité de ces corrélations on peut se référer à une table ou utiliser la loi du coefficient de corrélation partielle énoncée aux pages 131 et 139.

Exemple

Certains logiciels, comme SPSS, nous renseignent directement sur les ρ -valeurs associées aux corrélations partielles.

Exemple

Correlations			
Control Variables	Maths	Correlation	Sport
Age	Maths	Correlation	Sport
	Maths	Significance (2-tailed)	Sport
		df	Sport
	Sport	Correlation	Maths
	Sport	Significance (2-tailed)	Maths
		df	Maths
			Sport

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

Correlations	
Control Variables	Age Maths
Age	Correlation 1,000 ,699
Maths	Correlation ,000 ,27
Sport	Correlation ,699 ,000
df	27

209 / 214

Frédéric Bertrand
Association de variables quantitatives
Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Coefficient de corrélation simple
Le cas bidimensionnel
Le cas général ($n \geq 2$)
Corrélation multiple
Corrélation partielle

Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

Correlations	
Control Variables	Age Sport
Age	Correlation 1,000 ,348
Maths	Correlation ,064 ,27
Sport	Correlation ,348 ,064
df	27

210 / 214

Frédéric Bertrand
Association de variables quantitatives
Définition
Estimation
Asymptotique
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = 0$
Test de l'hypothèse $\rho_{i,j|q+1,\dots,m} = \rho_0, \rho_0 \neq 0$
Cas de trois variables réelles

Exemple

On constate ainsi que les trois tests ne sont pas significatifs au seuil $\alpha = 5\%$.
On conserve l'hypothèse d'indépendance de deux variables sachant la troisième et ce dans les trois cas qui se présentent ici : (Maths, Sport) | Age, (Maths, Age) | Sport et (Sport, Age) | Maths.

Exemple

On constate que les résultats à l'épreuve de sport et à celle de mathématiques sont indépendants si l'on tient compte de l'âge des élèves, ce qui est bien plus conforme à ce que l'on pouvait penser avant de réaliser cette expérience.



A. Boomsma.

Comparing approximations of confidence intervals for the product-moment correlation coefficient.
Statistica Neerlandica, 31 :179–186, 1977.



P. Chapouille.

Planification et analyse des expériences.
Masson, Paris, 1973.



R. Christensen.

Linear Models for Multivariate, Time Series, and Spatial Data.
Springer Texts in Statistics. Springer-Verlag, 1991.



P. Dagnélie.

Statistique Théorique et Appliquée, volume 2.
De Boeck & Larcier, Bruxelles, 1998.



J.-Y. Ouvrard.

Probabilités, volume 2.
Cassini, Paris, 2000.



E. Weisstein.

Correlation coefficient-bivariate normal distribution from mathworld—a wolfram web resource.
Lien internet : <http://mathworld.wolfram.com/Correlation-CoefficientBivariateNormalDistribution.html>.