

Preuve

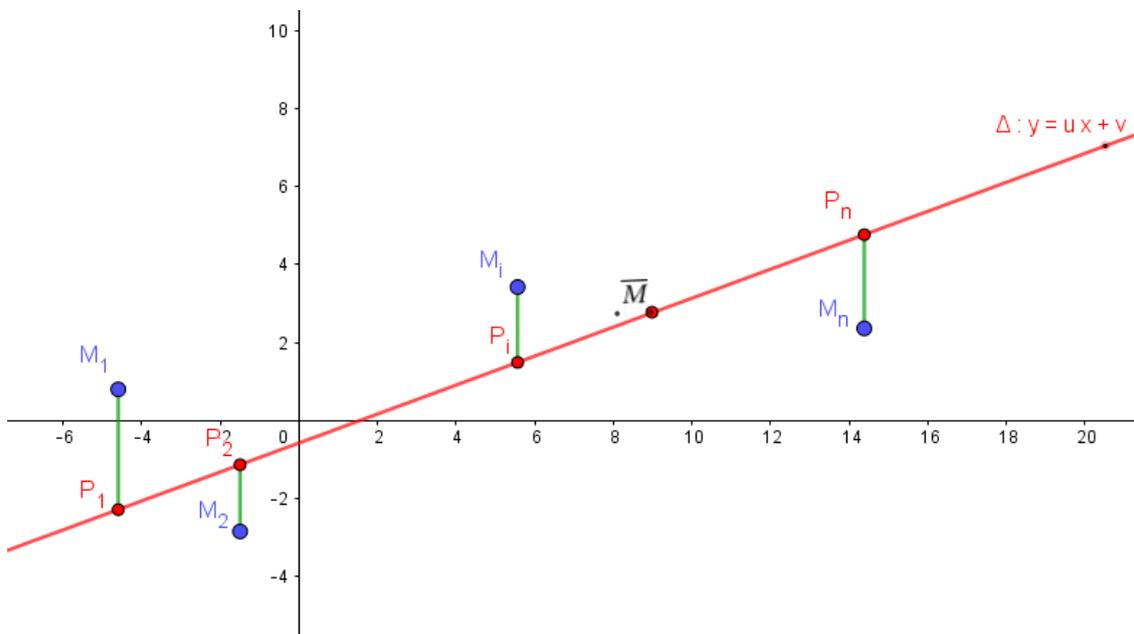
Soit $n \in \mathbb{N}^*$ et soient $x = (x_1; \dots; x_n)$ et $y = (y_1; \dots; y_n)$ deux séries statistiques à n termes réels.

Soient $M_1(x_1; y_1); \dots; M_n(x_n; y_n)$ les points de coordonnées respectives $(x_1; y_1); \dots; M(x_n; y_n)$ dans un repère orthogonal du plan.

Soit $\bar{M}(\bar{x}; \bar{y})$ le point de coordonnées les moyennes \bar{x} et \bar{y} séries statistiques x et y .

Soit $(u; v)$ un couple de nombres réels et soit Δ la droite d'équation $y = ux + v$.

Pour tout entier i entre 1 et n , soit P_i le point d'abscisse x_i de la droite Δ .



La droite Δ d'équation $y = ux + v$ passe par le point moyen $\bar{M}(\bar{x}; \bar{y})$ si et seulement si

$$\bar{y} = u\bar{x} + v$$

$$v = \bar{y} - u\bar{x} \quad (1)$$

Par définition, le point M_i a pour coordonnées $(x_i; y_i)$, et le point P_i étant le point d'abscisse x_i de la droite Δ d'équation $y = ux + v$, les coordonnées du point P_i sont $(x_i; ux_i + v)$.

Les points P_i et M_i ayant la même abscisse x_i , la distance $P_i M_i$ est la valeur absolue de la différence de leurs

ordonnées, de telle sorte que

$$\begin{aligned} P_i M_i^2 &= (y_i - (ux_i + v))^2 \\ &= (y_i - ux_i - v)^2 \end{aligned}$$

et puisque $v = \bar{y} - u\bar{x}$ d'après (1), on obtient

$$\begin{aligned} P_i M_i^2 &= (y_i - ux_i - \bar{y} + u\bar{x})^2 \\ &= ((y_i - \bar{y}) - u(x_i - \bar{x}))^2 \\ &= (y_i - \bar{y})^2 - 2(y_i - \bar{y})u(x_i - \bar{x}) + (u(x_i - \bar{x}))^2 \\ &= (y_i - \bar{y})^2 - 2u(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) + u^2(x_i - \bar{x})^2 \\ &= (x_i - \bar{x})^2 u^2 - 2(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})u + (y_i - \bar{y})^2 \end{aligned}$$

Par suite

$$\begin{aligned} P_1 M_1^2 + \dots + P_n M_n^2 &= \sum_{i=1}^n P_i M_i^2 \\ &= \sum_{i=1}^n \left[(x_i - \bar{x})^2 u^2 - 2(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})u + (y_i - \bar{y})^2 \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[(x_i - \bar{x})^2 u^2 \right] - \sum_{i=1}^n \left[2(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})u \right] + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \\ &= \left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right] u^2 - 2 \left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \right] u + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \\ &= n \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right] u^2 - 2n \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \right] u + n \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \right] \\ &= n \operatorname{var}(x) u^2 - 2n \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \right] u + n \operatorname{var}(y) \\ &= n \operatorname{var}(x) u^2 - 2n \operatorname{cov}(x; y) u + n \operatorname{var}(y) \quad \text{où} \quad \operatorname{cov}(x; y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \\ &= au^2 + bu + c \end{aligned}$$

avec

$$\begin{cases} a &= n \operatorname{var}(x) \\ b &= -2n \operatorname{cov}(x; y) \\ c &= n \operatorname{var}(y) \end{cases}$$

La tableau de variation de la fonction $au^2 + bu + c$ avec $a > 0$ est

| | | | |
|-----------------|-----------|-----------------|-----------|
| u | $-\infty$ | $-\frac{b}{2a}$ | $+\infty$ |
| $au^2 + bu + c$ | | | |

avec $\Delta = b^2 - 4ac$.

Par suite, $P_1 M_1^2 + \dots + P_n M_n^2 = au^2 + bu + c$ est minimal lorsque

$$u = -\frac{b}{2a} = -\frac{-2n \operatorname{cov}(x; y)}{2n \operatorname{var}(x)} = \frac{\operatorname{cov}(x; y)}{\operatorname{var}(x)}$$

et le minimum de $P_1 M_1^2 + \dots + P_n M_n^2 = au^2 + bu + c$ est

$$\begin{aligned} -\frac{\Delta}{4a} &= -\frac{1}{4a} \times (b^2 - 4ac) \\ &= -\frac{1}{4n \operatorname{var}(x)} \times \left[(-2n \operatorname{cov}(x; y))^2 - 4 \times n \operatorname{var}(x) \times n \operatorname{var}(y) \right] \\ &= -\frac{1}{4n \operatorname{var}(x)} \times [4n^2 \operatorname{cov}(x; y)^2 - 4n^2 \operatorname{var}(x) \operatorname{var}(y)] \\ &= -\frac{4n^2}{4n \operatorname{var}(x)} \times [\operatorname{cov}(x; y)^2 - \operatorname{var}(x) \operatorname{var}(y)] \\ &= -\frac{n}{\operatorname{var}(x)} \times [\operatorname{cov}(x; y)^2 - \sigma_x^2 \sigma_y^2] \\ &= \frac{n}{\operatorname{var}(x)} \times [\sigma_x^2 \sigma_y^2 - \operatorname{cov}(x; y)^2] \\ &= \frac{n \sigma_x^2 \sigma_y^2}{\operatorname{var}(x)} \times \left[1 - \frac{\operatorname{cov}(x; y)^2}{\sigma_x^2 \sigma_y^2} \right] \\ &= \frac{n \sigma_x^2 \sigma_y^2}{\operatorname{var}(x)} \times \left[1 - \left(\frac{\operatorname{cov}(x; y)}{\sigma_x \sigma_y} \right)^2 \right] \\ &= k [1 - r^2] \quad \text{avec } r = \frac{\operatorname{cov}(x; y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad \text{et } k = \frac{n \sigma_x^2 \sigma_y^2}{\operatorname{var}(x)} \end{aligned}$$

Puisque $k(1 - r^2)$ est le minimum de $P_1 M_1^2 + \dots + P_n M_n^2 \geq 0$, on a

$$k(1 - r^2) \geq 0$$

et compte tenu que $k \geq 0$ puisque $k = \frac{n \sigma_x^2 \sigma_y^2}{\operatorname{var}(x)}$, on a $1 - r^2 \geq 0$, soit $r^2 \leq 1$, ou encore

$$-1 \leq r \leq 1$$

Notons également que, lorsque $r = \pm 1$, on a $k(1 - r^2) = 0$, c'est-à-dire

$$P_1 M_1^2 + \dots + P_n M_n^2 = 0$$

$$\forall i \in \{1; \dots; n\} \quad P_i M_i^2 = 0$$

$$\forall i \in \{1; \dots; n\} \quad M_i = P_i$$

autrement dit tous les points P_1, \dots, P_n sont alignés sur la droite Δ .

Pour conclure, notons que si on considère

$$P_1 M_1^2 + \dots + P_n M_n^2 = k(1 - r^2) \quad \text{avec } r = \frac{\operatorname{cov}(x; y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad \text{et } k = \frac{n \sigma_x^2 \sigma_y^2}{\operatorname{var}(x)}$$

comme une fonction $f(r) = k(1 - r^2)$ de $r \in [-1; 1]$ avec $k \geq 0$, on a $f'(r) = -2kr$ et

| | | | |
|---------|----|---|---|
| r | -1 | 0 | 1 |
| $f'(r)$ | | + | - |
| $f(r)$ | 0 | 0 | 0 |

de telle sorte que le nuage de points $M_1(x_1; y_1); \dots; M_n(x_n; y_n)$ a une forme d'autant plus allongée que $f(r)$ est proche de 0 soit que r est proche de ± 1 .