

Lage- und Streuparameter von Zufallsvariablen

Arno Fehringer, Juni 2018

Quellen :

Büchter, A.; Henn, H.-W. : Elementare Stochastik. Eine Einführung in die Mathematik der Daten und des Zufalls . Mathematik für das LEHRAMT. Hrsg.: Reiss, K.; Scharlau, R.; Sonar, T. ;Weigand H.-G. . Springer, 2.Aufl. 2006

Die Lage- und Streuparameter einer Zufallsvariablen

Sei X eine Zufallsvariable, welche die Werte x_1, \dots, x_k annehmen kann .

Erwartungswert (von X) :

$$E(X) := \sum_{i=1}^k x_i P(X=x_i)$$

Man schreibt auch $E(X) = \mu_X = \mu$.

Varianz (von X) :

$$V(X) := \sum_{i=1}^k (x_i - \mu)^2 P(X=x_i)$$

Standardabweichung (von X) :

$$S(X) := \sqrt{V(X)} = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - \mu)^2 P(X=x_i)}$$

Man schreibt auch $S(X) = \sqrt{V(X)} = \sigma_X = \sigma$. Damit ist $V(X) = \sigma^2$.

Die Zufallsvariablen X , Y , welche die Werte x_1, \dots, x_k , y_1, \dots, y_l annehmen können, heißen **unabhängig** , falls gilt :

$$P(X=x_i, Y=y_j) = P(X=x_i)P(Y=y_j) \quad \text{für alle Paare } (x_i, y_j)$$

Eigenschaften :

- 1) $E(aX+b) = aE(X) + b$
- 2) $E(X+Y) = E(X) + E(Y)$
- 3) $E(XY) = E(X) E(Y)$, falls X , Y unabhängig .
- 4) $E(X^2) = \sigma^2 + \mu^2$, $E(X^2) = V(X) + \mu^2$
- 5) $V(aX+b) = a^2 V(X)$
- 6) $V(X+Y) = V(X) + V(Y) + 2[E(XY) - \mu_X\mu_Y]$
 $V(X+Y) = V(X) + V(Y)$ genau dann , wenn X , Y unabhängig .

Beweise :

- 1)
$$E(aX+b) = \sum_{i=1}^k (ax_i+b) P(X=x_i)$$
$$E(aX+b) = \sum_{i=1}^k ax_i P(X=x_i) + \sum_{i=1}^k b P(X=x_i)$$
$$E(aX+b) = a \sum_{i=1}^k x_i P(X=x_i) + b \sum_{i=1}^k P(X=x_i)$$
$$E(aX+b) = aE(X) + b$$

- 2)
$$E(X+Y) = \sum_{i=1, j=1}^{k, l} (x_i+y_j) P(X=x_i, Y=y_j)$$
$$E(X+Y) = (x_1+y_1) P(X=x_1, Y=y_1) + \dots + (x_1+y_l) P(X=x_1, Y=y_l)$$
$$+$$
$$\cdot$$
$$\cdot$$
$$\cdot$$
$$+$$
$$(x_k+y_1) P(X=x_k, Y=y_1) + \dots + (x_k+y_l) P(X=x_k, Y=y_l)$$

$$\begin{aligned}
E(X+Y) &= x_1 [P(X=x_1, Y=y_1) + \dots + P(X=x_1, Y=y_l)] \\
&+ \\
&\cdot \\
&\cdot \\
&+ \\
&x_k [P(X=x_k, Y=y_1) + \dots + P(X=x_k, Y=y_l)] \\
&+ \\
&y_1 [P(X=x_1, Y=y_1) + \dots + P(X=x_k, Y=y_1)] \\
&+ \\
&\cdot \\
&\cdot \\
&\cdot \\
&+ \\
&y_l [P(X=x_1, Y=y_l) + \dots + P(X=x_k, Y=y_l)]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E(X+Y) &= x_1 P(X=x_1) \\
&+ \\
&\cdot \\
&\cdot \\
&\cdot \\
&+ \\
&x_k P(X=x_k) \\
&+ \\
&y_1 P(Y=y_1) \\
&+ \\
&\cdot \\
&\cdot \\
&\cdot \\
&+ \\
&y_l P(Y=y_l)
\end{aligned}$$

$$E(X+Y) = \sum_{i=1}^k x_i P(X=x_i) + \sum_{j=1}^l y_j P(Y=y_j)$$

$$E(X+Y) = E(X) + E(Y)$$

$$3) \quad E(XY) = \sum_{i=1, j=1}^{k, l} x_i y_j P(X=x_i, Y=y_j)$$

$$E(XY) = x_1 y_1 P(X=x_1, Y=y_1) + \dots + x_1 y_l P(X=x_1, Y=y_l) \\ + \dots \\ + x_k y_1 P(X=x_k, Y=y_1) + \dots + x_k y_l P(X=x_k, Y=y_l)$$

$$E(XY) = x_1 y_1 P(X=x_1)P(Y=y_1) + \dots + x_1 y_l P(X=x_1)P(Y=y_l) \\ + \dots \\ + x_k y_1 P(X=x_k)P(Y=y_1) + \dots + x_k y_l P(X=x_k)P(Y=y_l)$$

$$E(XY) = x_1 P(X=x_1) [y_1 P(Y=y_1) + \dots + y_l P(Y=y_l)] \\ + \dots \\ + x_k P(X=x_k) [y_1 P(Y=y_1) + \dots + y_l P(Y=y_l)]$$

$$E(XY) = x_1 P(X=x_1) E(Y) \\ + \dots \\ + x_k P(X=x_k) E(Y)$$

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

$$4) \quad E(X^2) = E((X-\mu+\mu)^2)$$

$$E(X^2) = E((X-\mu)^2 - 2(X-\mu)\mu + \mu^2)$$

$$E(X^2) = E((X-\mu)^2) - E(2(X-\mu)\mu) + E(\mu^2)$$

$$E(X^2) = E((X-\mu)^2) - 2\mu E(X-\mu) + E(\mu^2)$$

$$E(X^2) = E((X-\mu)^2) - 2\mu(E(X)-E(\mu)) + E(\mu^2)$$

$$E(X^2) = V(X) - 2\mu(\mu-\mu) + \mu^2$$

$$E(X^2) = \sigma^2 + \mu^2 \quad , \quad E(X^2) = V(X) + \mu^2$$

5) Wegen 1) ist $E(aX+b) = aE(X) + b = a\mu+b$, und es folgt

$$V(aX+b) = \sum_{i=1}^k (ax_i+b - (a\mu+b))^2 P(X=x_i)$$

$$V(aX+b) = \sum_{i=1}^k (ax_i - a\mu)^2 P(X=x_i)$$

$$V(aX+b) = a^2 \sum_{i=1}^k (x_i - \mu)^2 P(X=x_i)$$

$$V(aX+b) = a^2 V(X)$$

- 6) Wegen 4) ist $E(X^2) = \sigma^2 + \mu^2$, also $\sigma^2 = E(X^2) - \mu^2$ und damit $V(X) = E(X^2) - (E(X))^2$.

Wendet man dies auf die Variable $X+Y$ an, so folgt

$$V(X+Y) = E((X+Y)^2) - (E(X+Y))^2.$$

Wegen 2) ist $E(X+Y) = E(X) + E(Y) = \mu_X + \mu_Y$, und es folgt

$$V(X+Y) = E((X+Y)^2) - (\mu_X + \mu_Y)^2$$

$$V(X+Y) = E(X^2 + 2XY + Y^2) - \mu_X^2 - 2\mu_X\mu_Y - \mu_Y^2$$

$$V(X+Y) = E(X^2) + 2E(XY) + E(Y^2) - \mu_X^2 - 2\mu_X\mu_Y - \mu_Y^2$$

$$V(X+Y) = E(X^2) - \mu_X^2 + E(Y^2) - \mu_Y^2 + 2[E(XY) - \mu_X\mu_Y]$$

$$V(X+Y) = V(X) + V(Y) + 2[E(XY) - \mu_X\mu_Y].$$

Genau dann, wenn X , Y unabhängig sind gilt nach 3)

$$E(XY) = E(X) E(Y) = \mu_X\mu_Y$$

und

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

Schätzfunktionen für die Parameter

Gegeben sei eine Zufallsvariable X mit dem Erwartungswert μ_X und der Varianz σ_X und eine zugehörige Grundgesamtheit .

Die Entnahme einer Stichprobe vom Umfang n aus der Grundgesamtheit, kann man sich vorstellen als Realisierung von n **unabhängigen** Zufallsvariablen X_1, \dots, X_n , die alle identisch wie X verteilt sind .

Das Stichprobenmittel $\bar{X} = \frac{1}{n}(X_1 + \dots + X_n)$ ist nun ebenfalls eine Zufallsvariable für die man den Erwartungswert und Varianz berechnen kann :

$$E(\bar{X}) = E\left(\frac{1}{n}(X_1 + \dots + X_n)\right)$$

$$E(\bar{X}) = \frac{1}{n}E(X_1 + \dots + X_n)$$

$$E(\bar{X}) = \frac{1}{n}(E(X_1) + \dots + E(X_n))$$

$$E(\bar{X}) = \frac{1}{n}(\mu_X + \dots + \mu_X)$$

$$E(\bar{X}) = \frac{1}{n} n\mu_X$$

$$\boxed{E(\bar{X}) = \mu_X} \quad , \quad \mu_{\bar{X}} = \mu_X$$

$$V(\bar{X}) = V\left(\frac{1}{n}(X_1 + \dots + X_n)\right)$$

$$V(\bar{X}) = \frac{1}{n^2}V((X_1 + \dots + X_n))$$

$$V(\bar{X}) = \frac{1}{n^2}(V(X_1) + \dots + V(X_n))$$

$$V(\bar{X}) = \frac{1}{n^2}(V(X) + \dots + V(X))$$

$$V(\bar{X}) = \frac{1}{n^2} nV(X)$$

$$\boxed{V(\bar{X}) = \frac{1}{n} V(X)} \quad , \quad \sigma_{\bar{X}}^2 = \frac{1}{n}\sigma_X^2 \quad , \quad \sigma_{\bar{X}} = \frac{1}{\sqrt{n}}\sigma_X$$

Die Varianzen unterscheiden sich, man sagt, die Varianz $V(\bar{X})$ des Stichprobenmittels ist **keine erwartungstreue Schätzfunktion** für die Varianz $V(X)$.

Auffinden einer erwartungstreuen Schätzfunktion für die Varianz $V(X)$, die sogenannte empirische Varianz

Betrachte die Funktion $S^2 := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$.

$$S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i^2 - 2X_i\bar{X} + \bar{X}^2)$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - 2\bar{X} \sum_{i=1}^n X_i + n\bar{X}^2 \right)$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - 2\bar{X}n\bar{X} + n\bar{X}^2 \right)$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - 2n\bar{X}^2 + n\bar{X}^2 \right)$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 \right)$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2$$

$$E(S^2) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2\right)$$

$$E(S^2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i^2) - E(\bar{X}^2)$$

$$E(S^2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X^2) - E(\bar{X}^2)$$

$$E(S^2) = \frac{1}{n} n E(X^2) - E(\bar{X}^2)$$

$$E(S^2) = E(X^2) - E(\bar{X}^2)$$

Wegen 4) und $\mu_{\bar{X}} = \mu_X$ ist

$$E(X^2) = V(X) + \mu_X^2, \quad E(\bar{X}^2) = V(\bar{X}) + \mu_{\bar{X}}^2 = V(\bar{X}) + \mu_X^2, \quad \text{und es folgt}$$

$$E(S^2) = V(X) + \mu_X^2 - (V(\bar{X}) + \mu_X^2)$$

$$E(S^2) = V(X) - V(\bar{X})$$

Wegen $V(\bar{X}) = \frac{1}{n} V(X)$ folgt

$$E(S^2) = V(X) - \frac{1}{n} V(X)$$

$$E(S^2) = \frac{n-1}{n} V(X)$$

$$\frac{n}{n-1} E(S^2) = V(X)$$

$$E\left(\frac{n}{n-1} S^2\right) = V(X)$$

Man kann also die Funktion $\hat{S}^2 := \frac{n}{n-1} S^2$ als **erwartungstreue Schätzfunktion** für die Varianz $V(X)$ nehmen.

Es ist

$$\hat{S}^2 = \frac{n}{n-1} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

$$\hat{S}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

Die Funktion $\hat{S}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ heißt **empirische Varianz** !