

Statystyczna analiza danych

Wykład 13



Analiza zależności dwóch zmiennych



Współczynnik korelacji próbkowej

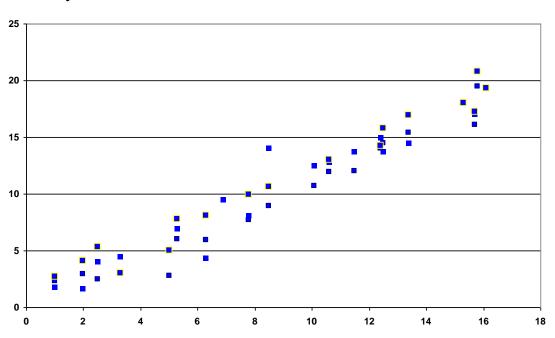
Niech $(x_1, y_1), (x_2, y_2), ..., (x_n, y_n)$ będzie próbką cechy dwuwymiarowej (X, Y).

Będziemy badali zależność Y od X.

X = zmienna niezależna (objaśniająca),

Y = zmienna zależna (objaśniana),

Wykres rozproszenia – graficzne przedstawienie próbki w postaci punktów na płaszczyźnie Oxy.





Współczynnik korelacji z próby

Definicja. Niech $(X_1,Y_1),(X_2,Y_2),...,(X_n,Y_n)$ będzie próbą losową. **Współczynnikiem korelacji z próby** losowej nazywamy zmienną losową

$$R = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{X_i - \overline{X}}{S_X} \right) \left(\frac{Y_i - \overline{Y}}{S_Y} \right),$$

gdzie \overline{X} i S_X oznaczają średnią i odchylenie standardowe dla $X_1,X_2,...,X_n$, a \overline{Y} i S_Y oznaczają średnią i odchylenie standardowe dla $Y_1,Y_2,...,Y_n$.

(np.
$$\overline{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} Y_i$$
, $S_Y^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \overline{Y})^2$, $S_Y = \sqrt{S_Y^2}$)



Współczynnik korelacji próbkowej

Współczynnikiem korelacji próbkowej nazywamy wartość współczynnika R obliczoną dla próbki $(x_1, y_1), (x_2, y_2), ..., (x_n, y_n)$:

$$r = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{x_i - \overline{x}}{s_X} \right) \left(\frac{y_i - \overline{y}}{s_Y} \right)$$

Własności współczynnika korelacji próbkowej

- $-1 \le r \le 1$.
- Jeśli r=1, to wszystkie punkty wykresu rozproszenia <u>leżą</u> na prostej o dodatnim współczynniku kierunkowym, tzn. istnieje dodatnia zależność liniowa między zmiennymi x i y próbki.
- Jeśli r = -1, to wszystkie punkty wykresu rozproszenia l<u>eżą</u> na prostej o ujemnym współczynniku kierunkowym, tzn. istnieje ujemna zależność liniowa między zmiennymi x i y próbki.
- Wartości r bliskie −1 lub 1 wskazują, że wykres rozproszenia jest skupiony wokół pewnej prostej.



Prosta regresji. Metoda najmniejszych kwadratów

Problem: W jaki sposób do wykresu rozproszenia, tzn. do punktów $(x_1, y_1), (x_2, y_2), ..., (x_n, y_n)$ dopasować "najlepiej" linię prostą?

Niech $y=b_0+b_1x$, $-\infty < x < \infty$, będzie równaniem prostej "dopasowanej" do punktów (x_i,y_i) , i=1,...,n, wykresu rozproszenia. $(b_1$ - współczynnik kierunkowy, b_0 - wyraz wolny).

Wówczas $\hat{y}_i = b_0 + b_1 x_i$ będzie przybliżeniem wartości y_i na podstawie zmiennej niezależnej x_i uzyskanym z zależności liniowej.

Błąd przybliżenia, czyli różnicę $y_i - \widehat{y}_i$ nazywamy **wartością resztową,** lub **rezyduum.**



Miarą dopasowania prostej do próbki (punktów wykresu rozproszenia) jest suma kwadratów błędów (rezyduów):

$$S(b_0, b_1) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - (b_0 + b_1 x_i))^2$$

Prostą dla której $S(b_0,b_1)$ osiąga wartość minimalną nazywamy prostą regresji lub też prostą wyznaczoną metodą najmniejszych kwadratów.

Współczynniki prostej regresji b_0 , b_1 wyznaczamy z warunku koniecznego minimum funkcji $S(b_0,b_1)$, tzn. przyrównując do zera obie pochodne cząstkowe.



Rozwiązując układ dwóch równań liniowych otrzymujemy:

$$b_{1} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{i}(y_{i} - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})^{2}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})^{2}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})y_{i}}{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})^{2}}$$
(1)

$$b_0 = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n y_i - b_1 \sum_{i=1}^n x_i \right) = \bar{y} - b_1 \bar{x}$$
 (2)

gdzie
$$\overline{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i$$
, $\overline{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i$.

Wartość $\hat{y} = b_0 + b_1 x$ nazywamy wartością przewidywaną zmiennej objaśnianej (zależnej), przy pomocy prostej regresji, na podstawie zmiennej objaśniającej (niezależnej) x.



Ocena "dobroci" dopasowania prostej regresji

Wprowadzamy oznaczenia:

$$SST = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \overline{y})^2$$

 $SST = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \overline{y})^2$ - całkowita suma kwadratów (*Total Sum of Squares*) (miara zmienności samych $y_1, ..., y_n$).

$$SSE = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

 $SSE = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$ - suma kwadratów błędów (*Error Sum of Squares*).

$$SSR = \sum_{i=1}^{n} (\widehat{y}_i - \overline{y})^2$$

 $SSR = \sum_{i=1}^{n} (\widehat{y}_i - \overline{y})^2 \begin{cases} -\text{regresyjna (modelowa) suma kwadratów} \\ (Regression/Model Sum of Squares) \\ (\text{miara zmienności } \widehat{y}_1, ..., \widehat{y}_n). \end{cases}$



Można pokazać, że zachodzi równość:

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$

$$SST = SSE + SSR$$

Współczynnik determinacji określony wzorem

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

jest miarą stopnia dopasowania prostej regresji do wykresu rozproszenia.

Określa stopień, w jakim zależność liniowa, między zmienną objaśnianą a objaśniającą, wyjaśnia zmienność wykresu rozproszenia.

Im mniejsze SSE, tym wykres rozproszenia jest bardziej skupiony wokół prostej regresji.



Wartość współczynnika determinacji jest ściśle związana z wartością współczynnika korelacji próbkowej.

Stwierdzenie.

Zachodzi równość

$$r^{2} = \frac{SSR}{SST} = R^{2} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\widehat{y}_{i} - \overline{y})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \overline{y})^{2}}$$

zmienność wyjaśniona przez model/ zmienność całkowita



Przykład. Zanotowano miesięczne wydatki na reklamę (w 10 000 PLN) pewnego artykułu oraz miesięczne dochody ze sprzedaży artykułu (w 100 000 PLN)

Miesiąc	i	1	2	3	4	5
Reklama	x_i	5	6	7	8	9
Dochód	y_i	4,5	6,5	8,4	7,6	8,4

Wyznaczyć liniową funkcję regresji oraz przewidywaną wartość dochodu przy wydatkach na reklamę 100 000 PLN (10 x 10 000).

Kolejno obliczamy:

$$\overline{x} = 7.0$$
, $\overline{y} = 7.08$, $s_X = 1.58$, $s_Y = 1.64$

$$r = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{x_i - \overline{x}}{s_X} \right) \left(\frac{y_i - \overline{y}}{s_Y} \right) = 0,858$$

(współczynnik korelacji próbkowej)



Współczynniki prostej regresji

$$b_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2} = 0.89$$

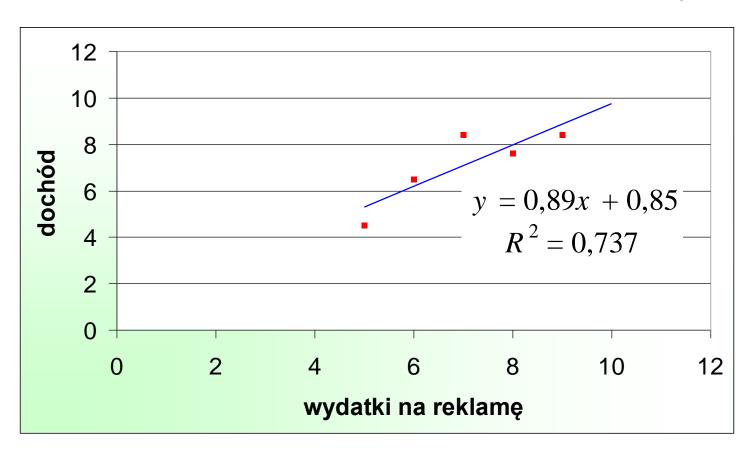
$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x} = 7,08 - 0,89 \times 7 = 0,85$$

Przewidywany dochód ze sprzedaży, przy wydatku na reklamę $x = 10 \; (x \; 10 \; 000 \; PLN)$

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x = 0.85 + 0.89 \times 10 = 9.75 \times 10000 \text{ PLN}$$



Wykres rozproszenia oraz empiryczna prosta regresji





$$SST = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2 = 10,748$$

$$SSE = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 = 2,827$$

$$SSR = \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \bar{y})^2 = 7,921$$

współczynnik determinacji
$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

$$R^2 = 0.737$$

Zmienność dochodu jest w prawie 74% wyjaśniona przez zmienność wydatków ma reklamę (zmienność wydatków na reklamę w 74% określa zmienność dochodu).



Model zależności liniowej (model regresji liniowej)

Załóżmy, że próbka $(x_1,y_1),...,(x_n,y_n)$ jest realizacją próby losowej $(x_1,Y_1),...,(x_n,Y_n)$, gdzie

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, i = 1,...,n,$$

oraz $\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2, ..., \mathcal{E}_n$ są <u>niezależnymi</u> zmiennymi losowymi o wartości oczekiwanej 0 i wariancji σ^2 , a znane liczby $x_1, ..., x_n$ nie wszystkie są jednakowe.

Prostą $y = \beta_0 + \beta_1 x$ nazywamy **prostą regresji.**

Współczynnik eta_0 - wyraz wolny prostej regresji.

Współczynnik eta_1 - współczynnik kierunkowy prostej regresji.

Zmienne losowe $\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2, ..., \mathcal{E}_n$ - losowe błędy w modelu $\text{Var}(\mathcal{E}_i) = \sigma^2$.



Własności zmiennej losowej Y_i , i = 1,...,n,

$$E(Y_i) = E(\beta_0 + \beta_1 x_i) + E(\varepsilon_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i$$

$$Var(Y_i) = Var(\beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i) = Var(\varepsilon_i) = \sigma^2$$

Założenia:

- $x_1,...,x_n$ są znane.
- Obserwujemy wartości zmiennych $Y_1,...,Y_n$.
- $\beta_0, \beta_1, \sigma^2$ są nieznanymi parametrami modelu.

Cel eksperymentu – wnioskowanie na temat parametrów modelu



Naturalne **estymatory** parametrów β_0 , β_1 otrzymujemy metodą najmniejszych kwadratów, wstawiając we wzorach (1), (2) zmienne losowe Y_i zamiast ich wartości y_i , i=1,...,n,

$$\widehat{b}_{1} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \overline{x})(Y_{i} - \overline{Y})}{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \overline{x})^{2}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \overline{x})Y_{i}}{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \overline{x})^{2}}.$$

$$\widehat{b_0} = \overline{Y} - \widehat{b_1} \overline{x}$$



Własności estymatorów $\hat{b_0}$, $\hat{b_1}$ podane są w następującym twierdzeniu.

Twierdzenie

(i)
$$E(\hat{b_0}) = \beta_0$$
, $E(\hat{b_1}) = \beta_1$

(ii)
$$\operatorname{Var}(\widehat{b}_0) = \sigma^2 \left(\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right)$$

$$\operatorname{Var}(\widehat{b}_{1}) = \frac{\sigma^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \overline{x})^{2}}$$
(4)

(iv) Jeśli $\mathcal{E}_i \sim N(0,\sigma)$, i=1,...,n, to \widehat{b}_0 , \widehat{b}_1 mają rozkłady normalne o wartościach średnich i wariancjach określonych w (i) - (iii).



Estymator σ^2

Definicja

Błędem średniokwadratowym S^2 nazywamy estymator wariancji σ^2 określony następująco

$$S^{2} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_{i} - \widehat{Y}_{i})^{2}}{n-2} = \frac{SSE}{n-2}$$

Liczbę n-2 nazywamy liczbą stopni swobody rezyduów.

Stwierdzenie

 S^2 jest nieobciążonym estymatorem σ^2 , tzn.

$$E(S^2) = \sigma^2.$$

$$S = \sqrt{S^2}$$
 = estymator σ .



Wniosek (i) Nieobciążonym estymatorem wariancji $\mathrm{Var}(b_0)$ jest

$$[SE(\hat{b}_0)]^2 = S^2 \left(\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right),$$

Stąd naturalnyym estymatorem odchylenia standardowego $\sigma_{\widehat{b}_0}$ jest

$$SE(\hat{b}_0) = S \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}}$$

nazywany **błędem standardowym estymatora** \widehat{b}_0 , gdyż na mocy (3)

$$SE(\hat{b}_0) = \text{ estymator } \sigma_{\hat{b}_0} = \sqrt{Var(\hat{b}_0)}$$



(ii) Nieobciążonym estymatorem $\operatorname{Var}(\hat{b_1})$ jest

$$[SE(\widehat{b}_1)]^2 = \frac{S^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \overline{x})^2},$$

Stąd naturalnym estymatorem odchylenia standardowego $\sigma_{\widehat{b}_{\mathbf{i}}}$ jest

$$SE(\widehat{b}_1) = \frac{S}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x})^2}}$$

nazywamy **błędem standardowym** estymatora \widehat{b}_{1} , gdyż na mocy (4)

$$SE(\hat{b}_1) = \text{estymator } \sigma_{\hat{b}_1} = \sqrt{Var(\hat{b}_1)}.$$



Twierdzenie Jeśli $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma)$, i = 1,...,n, to:

(i)
$$\widehat{b_1} \sim N(\beta_1, \frac{\sigma}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \overline{x})^2}}),$$

(tzn. ma rozkład normalny ze wskazanymi parametrami),

$$\frac{\widehat{b}_1 - \beta_1}{SE(\widehat{b}_1)} \sim t_{n-2}$$

gdzie

$$SE(\widehat{b}_1) = \frac{S}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x})^2}}.$$

(tzn. ma rozkład Studenta o n-2 stopniach swobody).



(ii)
$$\widehat{b}_0 \sim N(\beta_0, \sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\overline{x}^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \overline{x})^2}}),$$

(tzn. ma rozkład normalny ze wskazanymi parametrami),

$$\frac{\widehat{b_0} - \beta_0}{SE(\widehat{b_0})} \sim t_{n-2}$$

$$SE(\hat{b}_0) = S \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}}$$

(tzn. ma rozkład Studenta o n-2 stopniach swobody).



Przedział ufności na poziomie ufności $1-\alpha$ dla współczynnika β_1 :

$$[\widehat{b_1} - t_{1-\alpha/2,n-2} \times SE(\widehat{b_1}), \quad \widehat{b_1} + t_{1-\alpha/2,n-2} \times SE(\widehat{b_1})]$$

Przedział ufności na poziomie ufności 1-lpha dla współczynnika eta_0 :

$$[\hat{b_0} - t_{1-\alpha/2,n-2} \times SE(\hat{b_0}), \quad \hat{b_0} + t_{1-\alpha/2,n-2} \times SE(\hat{b_0})]$$



Testowanie hipotezy o wartości współczynnika eta_0

(A)
$$H_0: \beta_0 = \beta_{0,0}$$
,

gdzie $\beta_{0,0}$ jest ustaloną liczbą.

Statystyka testowa

$$T = \frac{\hat{b}_0 - \beta_{0,0}}{SE(\hat{b}_0)} = (\hat{b}_0 - \beta_{0,0}) / (S \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}})$$

Jeśli H_0 prawdziwa, to $T \sim t_{n-2}$. (ma rozkład Studenta o n-2 stopniach swobody).



Zbiory krytyczne dla różnych postaci hipotez alternatywnych

(a)
$$H_1: \beta_0 \neq \beta_{0,0}$$
.

Zbiór krytyczny $C = \{t : |t| \ge t_{1-\alpha/2, n-2} \}$

(b)
$$H_1: \beta_0 > \beta_{0,0}$$
.

Zbiór krytyczny $C = \{t : t \ge t_{1-\alpha, n-2}\}$

(c)
$$H_1: \beta_0 < \beta_{0,0}$$

Zbiór krytyczny
$$C = \{t : t \le -t_{1-\alpha,n-2}\}$$



Testowanie hipotezy o wartości współczynnika β_1

(B)
$$H_0: \beta_1 = \beta_{1,0}$$
,

gdzie $\beta_{1,0}$ jest ustaloną liczbą.

Statystyka testowa

$$T = \frac{\hat{b_1} - \beta_{1,0}}{SE(\hat{b_1})} = \frac{(\hat{b_1} - \beta_{1,0})\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}}{S}$$

Jeśli H_0 prawdziwa, to $T \sim t_{n-2}$. (ma rozkład Studenta o n-2 stopniach swobody).



Zbiory krytyczne dla różnych postaci hipotez alternatywnych

(a)
$$H_1: \beta_1 \neq \beta_{1,0}$$

Zbiór krytyczny $C = \{t : |t| \ge t_{1-\alpha/2, n-2}\}$.

(b)
$$H_1: \beta_1 > \beta_{1,0}$$
.

Zbiór krytyczny $C = \{t : t \ge t_{1-\alpha, n-2}\}$.

(c)
$$H_1: \beta_1 < \beta_{1,0}$$
.

Zbiór krytyczny
$$C = \{t : t \leq -t_{1-\alpha,n-2}\}$$
.



c)
$$H_0: \beta_1 = 0, H_1: \beta_1 \neq 0$$

Statystyka testowa

$$F = \frac{SSR/1}{SSE/(n-2)}$$

Jeśli H_0 prawdziwa, to F ma **rozkład** F **Snedecora** o (1,n-2) stopniach swobody.

$$\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \overline{Y})^2 = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \widehat{Y}_i)^2 + \sum_{i=1}^{n} (\widehat{Y}_i - \overline{Y})^2.$$

$$SST = SSE + SSR$$

$$n-1 = n-2 + 1$$

(Liczby stopni swobody SSx = liczba niezależnych zmiennych zmniejszona o liczbę ograniczeń występujących w określeniu SSx).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, ..., n$$



Zbiór krytyczny testu

$$C = \{F_{obl} : F_{obl} \ge f_{1-\alpha,1,n-2}\}.$$

Zauważmy, że

$$F = T^2$$

stąd test jest szczególnym przypadkiem testu z **(B)** gdy $\beta_{1,0} = 0$.