

## Zdarzenia elementarne

Każdy możliwy wynik eksperymentu losowego nazywamy **zdarzeniem elementarnym**  $\omega$ , a zbiór wszystkich możliwych wyników eksperymentu (wszystkich zdarzeń elementarnych) nazywamy **zbiorem zdarzeń elementarnych** i oznaczamy  $\Omega$ , ( $\omega \in \Omega$ ).

## Aksjomaty prawdopodobieństwa

Dla danego zbioru zdarzeń elementarnych  $\Omega$  oraz  $\sigma$ -ciała zdarzeń losowych  $\mathcal{F}$ , **prawdopodobieństwem** nazywamy funkcję  $P: \mathcal{F} \rightarrow \mathcal{R}$  spełniającą:

1. Dla dowolnego zdarzenia losowego  $A \in \mathcal{F}$ ,  $P(A) \geq 0$ .
2.  $P(\Omega) = 1$ .
3. Dla dowolnego nieskończonego ciągu zdarzeń losowych  $A_1, A_2, \dots, \forall_{n \in \mathcal{N}} A_n \in \mathcal{F}$ , parami rozłącznych, mamy  $P(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n) = \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n)$ .

Dla dowolnych zdarzeń  $A, B$  mamy

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B).$$

## Prawdopodobieństwo warunkowe

Prawdopodobieństwo  $A$  pod warunkiem że zaszło zdarzenie  $B$ :  $P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$ .

Jeżeli  $P(A_1 \cap \dots \cap A_n) > 0$ , to  $P(A_1 \cap \dots \cap A_n) = P(A_1) \prod_{i=2}^n P(A_i | A_1 \cap \dots \cap A_{i-1})$ .

## Prawdopodobieństwo zupełne

Ciąg zdarzeń nazywamy zupełnym, jeśli:

1.  $\bigcup_i A_i = \Omega$ ,
2.  $\forall_{i \neq j} A_i \cap A_j = \emptyset$ ,
3.  $\forall_i P(A_i) > 0$ .

## Twierdzenie

Jeśli zdarzenia tworzą układ zupełny, to dla dowolnego zdarzenia  $B$  mamy  $P(B) = \sum_i P(B|A_i)P(A_i)$

## Reguła Bayesa

**Twierdzenie** Niech  $A_i$  tworzą układ zupełny. Wtedy dla dowolnego zdarzenia losowego  $B$ ,  $P(B) > 0$  i dowolnego  $j$  zachodzi  $P(A_j|B) = \frac{P(B|A_j)P(A_j)}{\sum_i P(B|A_i)P(A_i)}$

## Niezależność zdarzeń

**Definicja** Zdarzenia są wzajemnie niezależne gdy  $P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$

Jeżeli zdarzenia  $A$  i  $B$  są niezależne, to nieza-

leżne są również zdarzenia  $A$  i  $\overline{B}$ ,  $\overline{A}$  i  $B$ ,  $\overline{A}$  i  $\overline{B}$ .

Zdarzenia są wzajemnie niezależne jeśli  $P(\bigcap_{j=1}^k A_{i_j}) = \prod_{j=1}^k P(A_{i_j})$ .

Jeśli  $A_1 \dots$  są zdarzeniami wzajemnie niezależnymi, to  $P(\bigcup_{i=1}^n A_i) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P(A_i))$

## Łączenie prawdopodobieństw

szeregowe:  $P(A_s) = \prod_{i=1}^n p_i$   
równoległe:  $P(A_r) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_i)$

## Dystrybuanta

$$F(x) = P(X \leq x) = P(\{\omega \in \Omega : X(\omega) \leq x\})$$

Własności:

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0, \lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1$$

niemalejąca, prawostronnie ciągła.

$$P(a < X \leq b) = F(b) - F(a)$$

## Zmienne losowe dyskretne

$p(a) = P(X = a)$  - funkcja prawdopodobieństwa, własności:

$$p(x) \geq 0, \sum_{x \in X} p(x) = 1$$

Dystrybuanta dyskretna zmiennej  $X$  o nośniku  $\chi$ :  $F(x) = \sum_{\{x_i \in \chi: x_i \leq x\}} p(x_i)$ .

Przykład:

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x < 1 \\ 0.4, & 1 \leq x < 2 \\ 1, & x \geq 2 \end{cases}$$

## Zmienne losowe ciągłe

$$P(X \in B) = \int_B f(x) dx$$

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$$

$$f(x) = F'(x)$$

$$P(a \leq X \leq b) = F(b) - F(a)$$

$$P(X = a) = 0 \text{ dla dowolnego } a \in \mathcal{R}$$

Własności funkcji gęstości:

$$\forall_{x \in \mathcal{R}} f(x) \geq 0, \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1$$

## Funkcje zmiennych losowych

### Dyskretne:

$$P(Y = y_i) = \sum_{\{x_j \in \mathcal{X}: g(x_j) = y_i\}} P(X = x_j)$$

**Ciągłe:** gęstość liniowej funkcji zm.los.

$$\forall_{a \neq 0} b \in \mathcal{R} f_{aX+b}(y) = \frac{1}{|a|} f_X\left(\frac{y-b}{a}\right)$$

gęstość kwadratu zm.los.

$$f_{X^2}(y) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ \frac{1}{2\sqrt{y}} [f_X(\sqrt{y}) + f_X(-\sqrt{y})], & x > 0 \end{cases}$$

Jeśli  $g$  jest ściśle monotoniczna i różniczkowalna, to  $Y = g(X)$ :  $f_Y(y) = f_X(g^{-1}(y)) \cdot \frac{1}{|g'(g^{-1}(y))|}$

## Wartość oczekiwana

$$\text{Dyskretne: } E[X] = \sum_{x_i \in X} x_i \cdot P(X = x_i)$$

$$\text{Ciągłe: } E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx$$

Dla typu mieszanego o  $F(x) = pF_d(x) + (1-p)F_c(x)$ ,  $E[X] = pE[X_d] + (1-p)E[X_c]$ .

Dla funkcji zmiennej losowej  $Y = g(X)$ :

$$E[g(X)] = \sum_i g(x_i)P(X = x_i) \text{ jeśli } X \text{ jest zm.los. dyskretną,}$$

$$E[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f_X(x)dx, \text{ jeśli } X \text{ jest zm.los. ciągłą.}$$

Jeśli istnieje wartość oczekiwana  $E[X]$ , to

$$E[aX + b] = aE[X] + b$$

## Momenty

Momentem rzędu  $n$ -tego względem  $c \in \mathcal{R}$  zmiennej losowej  $X$  nazywamy:  $E[(X - c)^n]$

Momenty zwykłe:  $c = 0$

Pierwszy moment:  $E[X]$

Jeśli istnieje  $n$ -ty moment zwykły, to istnieją wszystkie momenty rzędu mniejszego od  $n$

Momenty centralne:  $c = E[X]$

$$\text{Wariancja: } V(X) = \sigma_x^2 = \sigma^2 = E[(X - \mu)^2] =$$

$$E[X^2] - (E[X])^2, \text{ gdzie } \mu = E[X]$$

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

Odchylenie standardowe:  $\sigma = \sqrt{V(X)}$

Zmienna  $X$  jest standaryzowana jeśli  $E[X] = 0$  i  $V(X) = 1$

$$\text{Standaryzacja: } X^* = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

Współczynnik skośności:

$$\gamma_1 = E\left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma}\right)^3\right] = \frac{\mu_3}{\sigma^3} = \frac{E[(X - \mu)^3]}{(E[(X - \mu)^2])^{3/2}}$$

$$\text{Kurtosis: } \gamma_2 = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3$$

## Kwantyle, kwartyle

$$\text{Kwantyl: } \forall_{p \in (0,1)} x_p = Q(p) = F^{-1}(p) =$$

$$\inf\{x \in \mathcal{R} : p \leq F(x)\}$$

Mediana: kwantyl  $x_{0.5}$  rzędu 0.5.

Dolny kwantyl  $Q_1$  - kwantyl rzędu 0.25, górny kwantyl  $Q_3$  - kwantyl rzędu 0.75

$$\text{Rozkład międzykwartylowy } IQR = Q_3 - Q_1$$

## Doświadczenie Bernoulliego

Doświadczenie kończące się sukcesem z prawdopodobieństwem  $p$  lub porażką z prawdopodobieństwem  $1-p$ .

Ciąg  $n$  doświadczeń z prawd. sukcesu  $p$  oznaczamy  $b(n, p)$ .

Prawdopodobieństwo uzyskania ciągu składającego się z  $k$  sukcesów, przy założeniu niezależności:  $p^k(1-p)^{n-k}$ .

Prawdopodobieństwo uzyskania  $k$  sukcesów w  $n$  niezależnych doświadczeniach z  $p \in [0, 1]$ :  $b(k; n, p) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$ .

**Poisson** (fr. Ryba)

Dla  $n \geq 25$  i  $\lambda = n \cdot p \leq 10$  możemy przybliżyć rozkładem Poissona:  $b(k; n, p) \approx e^{-np} \cdot \frac{(np)^k}{k!}$ ,

na przykład:

$$\sum_{k=0}^{14} b(k; 500, 0.02) \approx F(14; 500 \cdot 0.02), \text{ gdzie } F \text{ jest dystrybucją rozkładu Ryby, dostępną w tablicach.}$$

**Rozkłady zmiennych dyskretnych Bernoulli**

1. Eksperyment składa się z  $n$  mniejszych doświadczeń, zwanych próbami, gdzie  $n$  jest ustalone i znane przed doświadczeniem.

2. Każda próba kończy się sukcesem lub porażką.

3. Próby są niezależne.

$X$  ma rozkład Bernoulliego jeśli

$$p(x) = P(X = x) = \begin{cases} 1 - p, & x = 0 \\ p, & x = 1 \end{cases}$$

$$E[X] = p, V(X) = p(1 - p)$$

## Dwumianowy, czyli dalej Bernoulli

Zmienną losową  $X$  równą liczbie sukcesów w  $n$  niezależnych doświadczeniach Bernoulliego nazywamy zmienną o rozkładzie dwumianowym z param.  $(n, p)$ , oznaczamy  $X \sim b(n, p)$ .

$$P(X = k) = b(k; n, p) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$$

$$E[X] = np, V(X) = np(1 - p)$$

$$E[X] = np, V(X) = np(1 - p)$$

## Hipergeometryczny

1. Losujemy ze zbioru  $N$  elementów.

2. Każdemu z  $N$  obiektów można przypisać sukces lub porażka (mamy  $M$  sukcesów).

3. Wybieramy  $n$  obiektów bez zwracania tak, że wybór każdego  $n$  elementowego podzbioru ma to samo prawdopodobieństwo.

Liczba sukcesów  $X$  ma rozkład hipergeometryczny  $X \sim HG(n, M, N)$   $P(X = x) = h(x; n, M, N) = \frac{\binom{M}{x} \binom{N-M}{n-x}}{\binom{N}{n}}$ ,  $E[X] = \frac{nM}{N}$ ,  $V(X) = \left(\frac{N-n}{N-1}\right) \frac{nM}{N} \left(1 - \frac{M}{N}\right)$

**Ujemny dwumianowy (Pascala)**

1. Niezależne próby Bernoulliego. 2. Eksperyment kończy się w chwili uzyskania  $r$ -tego sukcesu,  $r$  ustalone.

$X$  - Liczba porażek do uzyskania  $r$ -tego sukcesu ma rozkład ujemny dwumianowy  $X \sim NB(r, p)$ ,  $nb(x; r, p) = \binom{x+r-1}{r-1} p^r (1-p)^x$ ,  $E[X] = \frac{r(1-p)}{p}$ ,  $V(X) = \frac{r(1-p)}{p^2}$

**Geometryczny**

$X$  równa liczbie porażek w ciągu niezależnych doświadczeń Bernoulliego, do uzyskania pierwszego sukcesu, ma rozkład geometryczny.

Dla  $Y = X + 1$ ,  $E[Y] = \frac{1}{p}$ ,  $V(Y) = \frac{1-p}{p^2}$

**Poisson, The Sequel**

1. Istnieje  $\lambda > 0$ , że w dowolnie krótkim przedziale czasowym  $\Delta t$  prawdop. zaobserwowania dokładnie jednego zdarzenia wynosi  $\lambda \cdot \Delta t + o(\Delta t)$ . 2. Prawdop. zaobserwowania w  $\Delta t$  więcej niż jednego zdarzenia wynosi  $o(\Delta t)$ . 3. Liczba zaobserwowanych zd.los. w  $\Delta t$  jest niezależna od liczby wcześniej zaobserwowanych zdarzeń.

Jeśli 1-3 spełnione, to  $P_k(t)$ , że liczba zdarzeń zaobserwowanych do chwili  $t$  jest równa  $k$  wynosi  $P_k(t) = e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^k}{k!}$ ,  $E[X] = \lambda = V(X)$

**Rozkłady zmiennych ciągłych**

**Jednostajny**

$X$  ma rozkład jednostajny na  $[a, b]$ ,  $X \sim U(a, b)$  jeśli  $f(x) = \frac{1}{b-a}$  dla  $x \in [a, b]$  i 0 dla pozostałych. Dla  $x \in [a, b]$ ,  $F(x) = \frac{x-a}{b-a}$ , dla  $x < a$   $F(x) = 0$ , dla  $x \geq b$   $F(x) = 1$

$E[X] = \frac{a+b}{2}$ ,  $V(X) = \frac{(b-a)^2}{12}$

**Normalny**

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$

$F(x) = P(X \leq x) = \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$ , gdzie  $\Phi$  patrz poniżej,  $E[X] = \mu$ ,  $V(X) = \sigma^2$

Jeśli  $X$  ma normalny, to  $Y = aX + b \sim N(a\mu + b, a^2\sigma^2)$

**Standardowy normalny**

$U \sim N(0, 1)$ , gęstość:  $\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2}$ ,

$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-t^2/2} dt$ .

**Wykładniczy**

Własność braku pamięci:  $P(X > s + t | X > t) = P(X > s)$

$X \sim \exp(\lambda)$ ,  $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ ,  $x \geq 0$  i 0 gdy  $x < 0$ .  $F(x) = 1 - e^{-\lambda x}$ ,  $x \geq 0$ .

**Gamma**

Gamma Eulera:

$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty x^{\alpha-1} e^{-x} dx$ ,  $\alpha > 0$

Własności:

- 1.  $\Gamma(\alpha + 1) = \alpha \cdot \Gamma(\alpha)$
- 2.  $\forall_{n \in \mathbb{N}} \Gamma(n) = (n - 1)!$
- 3.  $\forall_{x \in (0,1)} \Gamma(x) \Gamma(1 - x) = \frac{\pi}{\sin(x\pi)}$

$X \sim \gamma(\alpha, \beta)$ ,  $f(x) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x}$  dla  $x \geq 0$  i 0 w p.p.

$\alpha X \sim \gamma(\alpha, \frac{\beta}{\alpha})$ ,  $E[X] = \frac{\alpha}{\beta}$ ,  $V(X) = \frac{\alpha}{\beta^2}$

**Zmienne losowe dwuwymiarowe**

dystybuanta:  $F(x, y) = P(X \leq x, Y \leq y)$

Własności: 1.  $\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x, y) = 0$ ,  $\lim_{y \rightarrow -\infty} F(x, y) = 0$ ,  $\lim_{x, y \rightarrow \infty} F(x, y) = 1$ . 2. Niemalająca ze względu na każdą ze zmiennych. 3. Prawostronnie ciągła ze względu na każdą ze zmiennych. 4.  $F(x_1, y_1) + F(x_2, y_2) - F(x_1, y_2) - F(x_2, y_1) \geq 0$

**Dyskretne**

funkcja prawdop.  $p(x, y) = P(X = x, Y = y)$

Własności: 1.  $p(x, y) \geq 0$  2.  $\sum_x \sum_y p(x, y) = 1$

Rozkłady brzegowe X:  $p_X(x) = P(X = x) = \sum_{y \in Y} p(x, y)$ , y analogicznie

Zmienne  $X$  i  $Y$  są niezależne, gdy  $p(x, y) = p_X(x) \cdot p_Y(y)$

**Ciągłe**

$f$  gęstość, jeśli:  $P\{(X, Y) \in A\} = \iint_A f(x, y) dx dy$

$F(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f(u, v) du dv$

$f(x, y) \geq 0$ ,  $\iint_{R^2} f(x, y) dx dy = 1$

Gęstości brzegowe X:  $f_X(x) = \int_{-\infty}^\infty f(x, y) dy$ , y analogicznie

Zmienne  $X$  i  $Y$  są niezależne, gdy  $F(x, y) = F_X(x) \cdot F_Y(y)$ , co jest równoważne  $f(x, y) = f_X(x) \cdot f_Y(y)$

**Funkcje zmiennych losowych**

Dyskretne:

Jeśli  $X_1, \dots, X_n$  - niezależnie zmienne o jednakowych rozkładach Bernoulliego, to  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i \sim B(n, p)$ , wtedy  $P(S_n \leq s) = \sum_{k=0}^s \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$

Jeśli  $X_i \sim b(n_i, p)$ , to  $\sum_{i=1}^n X_i \sim b(\sum_{i=1}^n n_i, p)$ .

Jeśli  $X_i \sim P(\lambda_i)$ , to  $\sum_{i=1}^n X_i \sim P(\sum_{i=1}^n \lambda_i)$

Ciągłe: Niech  $Z = g(X, Y)$ . Dystybuanta  $F_Z(z) = P(Z \leq z) = \iint_{\{(x,y): g(x,y) \leq z\}} f(x, y) dx dy$

Gęstość sumy  $Z = X + Y$  :  $f_Z(z) = \int_{-\infty}^\infty f(x, z - x) dx$ , gdy  $X$  i  $Y$  niezależne,

to  $f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^\infty f_X(x) f_Y(z - x) dx$

Jeśli  $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$  (niezależne), to  $\sum_{i=1}^n \sim N(\sum_{i=1}^n \mu_i, \sum_{i=1}^n \sigma_i^2)$

Jeśli  $X_i \sim \gamma(\alpha_i, \beta)$ , to  $\sum_{i=1}^n X_i \sim \gamma(\sum_i \alpha_i, \beta)$

$E[h(X, Y)] = \sum_x \sum_y h(x, y) p(x, y)$  dla dyskretnych,  $E[h(X, Y)] = \int_{-\infty}^\infty \int_{-\infty}^\infty h(x, y) f(x, y) dx dy$  dla ciągłych.

$E[aX + bY] = aE[X] + bE[Y]$ ,  $V(aX + bY) = a^2V(X) + b^2V(Y) + 2abCov(X, Y)$

$Cov(X, Y) = E(X, Y) - E(X)E(Y)$

Współczynnik korelacji:  $\rho_{X,Y} = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_x \cdot \sigma_y}$

**Regresja liniowa**

Jeśli  $(X, Y)$  dwuwymiarowa zmienna losowa, dla której istnieją  $\sigma_X^2$ ,  $\sigma_Y^2$  oraz  $Cov$ , to  $E\{[Y - (aX + b)]^2\}$  osiąga minimum gdy  $a = \rho_{XY} \frac{\sigma_Y}{\sigma_X}$  oraz  $b = m_Y - am_X$  tzn. funkcja regresji zmiennej  $Y$  przy  $X = x$  jest równa  $\frac{y - m_Y}{\sigma_Y} = \rho_{XY} \frac{x - m_X}{\sigma_X}$

**Przybliżenie rozkładów**

**Przybliżenie normalne**

$P(S_n \leq x) \approx \Phi\left(\frac{S_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}}\right)$ , gdzie  $E[x_i] = \mu$ ,  $V(X_i) = \sigma^2$ ,  $n \geq 50$

**Rozkładu dwumianowego rozkładem normalnym**

Jeśli  $S_n \sim b(n, p)$ ,  $n \geq 25$ ,  $np \geq 5$ ,  $n(1 - p) \geq 5$ , to  $P(S_n \leq x) \approx \Phi\left(\frac{x + 0.5 - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right)$

**Rozkładu Poissona**

$F(k; \lambda) \approx \Phi\left(\frac{k + 0.5 - \lambda}{\sqrt{\lambda}}\right)$ ,  $\lambda > 10$

**Statystyka**

Rozstęp  $R = \max\{x_1, \dots, x_n\} - \min\{x_1, \dots, x_n\}$

Średnia:

dla danych nie pogrupowanych (naprawdę

musisz to sprawdzać?)

dla danych pogrupowanych:  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^k n_j \bar{x}_j$

Wariancja: nie pogrupowane:  $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2$

pogrupowane:  $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^k n_j (\bar{x}_j - \bar{x}_n)^2$