

# Rachunek prawdopodobieństwa 2R

Kycia

## Spis rozmaitości treściowalnych

<b>06.10.23 : Warunkowa wartość oczekiwana</b>	<b>3</b>
1.1. Prawdopodobieństwo warunkowe . . . . .	3
1.2. Konstrukcja warunkowej wartości oczekiwanej . . . . .	3
1.3. Prawdopodobieństwo warunkowe . . . . .	6
<b>09.10.23 : Własności WWO</b>	<b>8</b>
2.1. Istnienie i jedyność . . . . .	8
2.2. Własności wwo . . . . .	10

## Wykład 06.10.23 : Warunkowa wartość oczekiwana

### 1.1 Prawdopodobieństwo warunkowe

Tak jak zwykle do tej pory, pracować będziemy na przestrzeni probabilistycznej  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ .

Przypomnijmy definicję **prawdopodobieństwa warunkowego** z Rachunku Prawdopodobieństwa 1 (i z liceum). Dla zdarzenia  $A \in \mathcal{F}$  takiego, że  $\mathbb{P}[A] \in (0, 1)$  definiujemy prawdopodobieństwo warunkowe jako

$$\mathbb{P}[B | A] = \frac{\mathbb{P}[A \cap B]}{\mathbb{P}[A]}.$$

Wartość ta informuje nas o zajściu B wtedy, gdy jesteśmy pewni, że A zaszło. Ale co, jeśli nasza wiedza dotycząca A jest mniej pewna? To znaczy, *co jeśli*  $\mathbb{P}[A] = 0$ ? Dość naturalne wydaje się rozważenie zdarzenia przeciwnego i zsumowania obu prawdopodobieństw:

$$\mathbb{1}_A \mathbb{P}[B | A] + \mathbb{1}_{A^c} \mathbb{P}[B | A^c].$$

Zauważmy od razu, że wyrażenie  $\mathbb{1}_A \mathbb{P}[B | A]$  jest zmienną losową.

W przypadku, gdy mamy dwa zbiory,  $A_1, A_2 \in \mathcal{F}$ , i chcemy zbadać  $\mathbb{P}[B | A_1 \cap A_2]$  możemy powyższe rozumowanie rozszerzyć na wszystkie możliwe kombinacje  $A_1, A_2$  i ich dopełnień:

$$\mathbb{1}_{A_1 \cap A_2} \mathbb{P}[B | A_1 \cap A_2] + \mathbb{1}_{A_1 \cap A_2^c} \mathbb{P}[B | A_1 \cap A_2^c] + \mathbb{1}_{A_1^c \cap A_2} \mathbb{P}[B | A_1^c \cap A_2] + \mathbb{1}_{A_1^c \cap A_2^c} \mathbb{P}[B | A_1^c \cap A_2^c].$$

Działanie jak wyżej daje pełną informację o każdym zdarzeniu z ciała generowanego przez zdarzenia  $A_1$  i  $A_2$ . Nazywamy je **rozbiciem** względem  $\sigma$ -ciała generowanego przez  $A_1$  i  $A_2$ .

Analogicznie możemy zdefiniować  $\mathbb{E}[X | A]$  dla całkowalnej zmiennej losowej X (tzn.  $\mathbb{E}[|X|] < \infty$ ):

$$\mathbb{E}[X | A] = \int_{\Omega} X(\omega) \mathbb{P}[d\omega | A] = \frac{1}{\mathbb{P}[A]} \mathbb{E}[X \mathbb{1}_A],$$

gdzie całka wyżej tłumaczy się na całkę po X względem miary  $\mathbb{P}[B | A]$ .

Uzasadnimy, dlaczego wzór wyżej jest zasadną definicją prawdopodobieństwa warunkowego przy ograniczonej wiedzy o zdarzeniu A.

### 1.2 Konstrukcja warunkowej wartości oczekiwanej

Zanim zdefiniujemy **warunkową wartość oczekiwaną [wwo]** zmiennej losowej X, zaczniemy od przyjrzenia się bliżej motywacji i konstrukcji stojącej za tym pojęciem.

Niech Z będzie całkowalną zmienną losową przyjmującą przeliczalnie wiele wartości. Zdefiniujmy funkcję

$$h(z) = \begin{cases} \mathbb{E}[X | Z = z] & \mathbb{P}[Z = z] > 0 \\ 0 & \text{wpp} \end{cases}$$

oraz zmienną losową  $Y = h(Z)$ . Weźmy dowolny  $C \in \text{Bor}(\mathbb{R})$  i zbadajmy  $\mathbb{E}[Y \mathbb{1}_{\{Z \in C\}}]$ . Zaczniemy od skorzystania z faktu, że Z przyjmuje przeliczalnie wiele wartości, więc możemy zapisać sumę po

nich wszystkich

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} [Y \mathbb{1}_{\{Z \in C\}}] &= \sum_{z \in C} h(z) \mathbb{P} [Z = z] = \\
 &\stackrel{*}{=} \sum_{z \in C} \mathbb{E} [X \mathbb{1}_{\{Z=z\}}] \frac{1}{\mathbb{P} [Z = z]} \mathbb{P} [Z = z] = \\
 &= \sum_{z \in C} \mathbb{E} [X \mathbb{1}_{\{Z=z\}}] = \\
 &= \mathbb{E} \left[ \sum_{z \in C} X \mathbb{1}_{\{Z=z\}} \right] = \\
 &= \mathbb{E} [X \mathbb{1}_{\{Z \in C\}}]
 \end{aligned}$$

Równość  $\star$  wynika ze sposobu w jaki zdefiniowaliśmy  $\mathbb{E} [X | A]$  w poprzednim podrozdziale.

Zauważmy, że dowolne zdarzenie  $F \in \sigma(Z)$  jest postaci  $F = \{z \in C\}$  dla pewnego  $C \in \text{Bor}(\mathbb{R})$ . Wyprowadziliśmy więc równość:

$$\mathbb{E} [Y \mathbb{1}_F] = \mathbb{E} [X \mathbb{1}_F] \quad F \in \sigma(Z).$$

Pozostaje zapytać, co z tej zależności wynika?

Dla  $F = \Omega$  dostajemy

$$\mathbb{E} [h(Z)] = \mathbb{E} [Y] = \mathbb{E} [X].$$

### Dygresja.

W tym miejscu kuszące byłoby rozpisanie  $Y = h(Z)$  wprost z definicji, tzn.  $h(Z) = \mathbb{E} [X | Z = Z]$ , ale jest to całkowitą brednią. W definicji funkcji  $h$  podanej na samym początku przykładu  $z$  jest teoretycznym punkcikiem, natomiast przy definiowaniu  $Y = h(Z)$  ów  $Z$  jest już obserwowaną przez nas, konkretną zmienną losową. W takim razie, bardziej poprawny byłby zapis

$$h(Z(\omega)) = \mathbb{E} [X | \{\omega' : Z(\omega') = Z(\omega)\}].$$

## Przykład(y) 1.1

1. Ze zbioru  $\{1, 2, \dots, 10\}$  losujemy w sposób jednostajny liczbę i oznaczamy ją jako  $N$ . W drugim losowaniu, również w sposób jednostajny, wybieramy liczbę ze zbioru  $\{1, \dots, N\}$  i nazywamy ją  $M$ . Chcemy znaleźć średnią wartość liczby  $M$ . Oczywiście, nie jest trudno zrobić to metodami poznanymi na poprzednich przygodach probabilistycznych, jednak w tym przypadku użyjemy konstrukcji wyżej.

Funkcja  $h$  będzie wyglądać następująco:

$$h(n) = \mathbb{E} [M | N = n] = \sum_{1 \leq i \leq n} \frac{i}{n} = \frac{1}{n} \cdot \frac{n(n+1)}{2} = \frac{n+1}{2}$$

czyli  $h(N) = \frac{N+1}{2}$ .

Stosując notację jak wyżej, mamy

$$\begin{aligned}
 Z &= N \\
 X &= M
 \end{aligned}$$

czyli podstawiając do wzoru:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[M] &= \mathbb{E}[h(N)] = \mathbb{E}\left[\frac{N+1}{2}\right] = \\ &= \frac{1}{2}(\mathbb{E}[N] + 1) = \frac{1}{2}\left(\sum_{1 \leq i \leq 10} \frac{i}{10} + 1\right) = \\ &= \frac{1}{2}\left(\frac{11}{2} + 1\right) \frac{13}{4}\end{aligned}$$

Rozbicie jak wyżej można w elegancki sposób zamienić w bardziej abstrakcyjną definicję warunkowej wartości oczekiwanej.

### Definicja 1.1.

Niech  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$  będzie  $\sigma$ -ciałem, a  $X$  całkowalną zmienną losową.

Zmienną losową  $Y$  nazywamy **warunkową wartością oczekiwaną** [wwo]  $X$  pod warunkiem  $\mathcal{G}$ , jeśli następujące warunki są spełnione:

(W1)  $Y$  jest  $\mathcal{G}$ -mierzalne

(W2)  $(\forall G \in \mathcal{G}) \mathbb{E}[X1_G] = \mathbb{E}[Y1_G]$

Nasuwać się teraz pytania o poprawność  $Y$  zdefiniowanego jak wyżej. Czy zawsze istnieje i czy jest on jedyny?

### Przykład(y) 1.2

1. Niech  $\mathcal{G} = \sigma(Z)$ , gdzie  $Z$  jest zmienną losową przyjmującą przeliczalnie wiele wartości. Wówczas  $Y = h(Z)$  dla  $h(z) = \mathbb{E}[X | Z = z]$  jest wwo  $X$  względem  $\mathcal{G}$ .

### Twierdzenie 1.1 : poprawność wwo.

Dla  $\sigma$ -ciała  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$  i całkowalnej zmiennej losowej  $X$  **istnieje jedyna zmienna losowa**  $Y$  będąca wwo  $X$  względem  $\mathcal{G}$ . Będziemy ją oznaczać

$$\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] = Y.$$

Jeśli  $Y, Y'$  są wwo  $X$  względem  $\mathcal{G}$ , to  $Y = Y'$  prawie wszędzie.

### Dowód

Dowód na następnym wykładzie.



### Uwaga 1.2.

O wwo  $X$  pod warunkiem  $\mathcal{G}$  należy myśleć jako o przybliżeniu  $X$  na podstawie informacji zawartych w  $\mathcal{G}$  (więcej na wykładzie 3).

### Przykład(y) 1.3

1. Jeśli  $X$  i  $\mathcal{G}$  są niezależne, to znaczy dla każdego  $B \in \text{Bor}(\mathbb{R})$  i dla każdego  $G \in \mathcal{G}$  zachodzi

$$\mathbb{P}[X \in B, G] = \mathbb{P}[X \in B] \mathbb{P}[G],$$

to wtedy  $\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] = \mathbb{E}[X] = Y$ .

Warunek (W1) jest oczywiście spełniony, bo  $Y$  jest funkcją stałą, więc jego przeciwobraz to całość lub  $\emptyset$  (czyli jest  $\mathcal{G}$ -mierzalny). Warunek (W2) sprawdzamy dla dowolnego  $G \in \mathcal{G}$ :

$$\mathbb{E}[X 1_G] = \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[1_G] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X] 1_G] = \mathbb{E}[Y 1_G].$$

2. Rozważmy pokrycie  $\Omega$  rozłącznymi zbiorami  $\{A_n\}_{n \in \mathbb{N}}$ , gdzie  $A_i \in \mathcal{F}$  dla każdego  $i$ . Niech  $\mathcal{G} = \sigma(A_i : i \in \mathbb{N})$  będzie  $\sigma$ -ciałem rozpinanym przez to pokrycie. Wówczas

$$\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] = \sum_{i \in \mathbb{N}} 1_{A_i} \mathbb{E}[X | A_i]$$

Spełnianie pierwszego warunku jest oczywiste, bo mamy doczynienia z funkcją prostą. Warunek (W2) wystarczy sprawdzić dla atomów, czyli  $G = A_j$ , bo wszystkie zmienne losowe  $\mathcal{G}$ -mieralne są stałe na  $A_j$ .

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\left[\left[\sum 1_{A_i} \mathbb{E}[X | A_i]\right] 1_{A_j}\right] &= \mathbb{E}\left[\mathbb{E}[X | A_j] 1_{A_j}\right] = \\ &= \mathbb{E}\left[1_{A_j} \frac{\mathbb{E}[X 1_{A_j}]}{\mathbb{P}[A_j]}\right] = \\ &= \mathbb{E}[1_{A_j}] \frac{\mathbb{E}[X 1_{A_j}]}{\mathbb{P}[A_j]} = \mathbb{E}[X 1_{A_j}], \end{aligned}$$

gdyż  $\mathbb{E}[1_{A_j}] = \mathbb{P}[A_j]$ .

3. Jeśli w przykładzie wyżej weźmiemy  $A_1 = A$ ,  $A_2 = A^c$  i  $A_3 = A_4 = \dots = \emptyset$  oraz  $\mathcal{G} = \sigma(A)$ , to dostajemy to samo co na samym początku tego wykładu:

$$\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] = 1_A \mathbb{E}[X | A] + 1_{A^c} \mathbb{E}[X | A^c].$$

### 1.3 Prawdopodobieństwo warunkowe

#### Definicja 1.2 : prawdopodobieństwo warunkowe.

Dla  $\sigma$ -ciała  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$  definiujemy **prawdopodobieństwo warunkowe** pod warunkiem  $\mathcal{G}$  jako

$$\mathbb{P}[A | \mathcal{G}] = \mathbb{E}[1_A | \mathcal{G}]$$

Prawdopodobieństwo  $\mathbb{P}[A | \mathcal{G}]$  jest zmienną losową taką, że:

🐟  $\mathbb{P}[A | \mathcal{G}]$  jest  $\mathcal{G}$ -mierzalna (ze względu na wwo w definicji)

🐟  $\mathbb{E}[\mathbb{P}[A | \mathcal{G}] 1_G] = \mathbb{E}[1_A 1_G] = \mathbb{P}[A \cap G]$

#### Przykład(y) 1.4

1. Niech  $E_1, E_2$  będą niezależnymi zmiennymi losowymi z rozkładem  $\exp(1)$ . Chcemy się zastanowić jak wygląda prawdopodobieństwo

$$\mathbb{P} [E_1 + E_2 > t \mid \sigma(E_1)]$$

dla  $t > 0$ . Ponieważ liczymy to prawdopodobieństwo względem  $\sigma(E_1)$ , to tak naprawdę wszystkie informacje o  $E_1$  mamy w ręku, gdyż tę zmienną obserwujemy. Czyli  $E_1$  możemy w takim przypadku potraktować jako zwykłą stałą i zgadnąć, że

$$\mathbb{P} [E_1 + E_2 > t \mid \sigma(E_1)] = e^{-(t-E_1)}.$$

Dla pewności, przeliczymy cały ten przykład wprost z definicji, żeby przekonać się że strzał był poprawny.

Niech  $G \in \sigma(E_1)$ , wtedy zgodnie z wcześniejszą obserwacją istnieje pewne  $C \in \text{Bor}(\mathbb{R})$  takie, że  $G$  jest postaci  $G = \{E_1 \in C\}$ . Policzmy  $\mathbb{E} [\mathbb{P} [\{E_1 + E_2 > t\} \mid \sigma(E_1)]]$  gdyż jak wyżej zauważyliśmy,  $\mathbb{P} [A \mid \mathcal{G}]$  jest zmienną losową. Mamy więc

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [\mathbb{P} [E_1 + E_2 > t \mid \sigma(E_1)] \mathbb{1}_G] &\stackrel{*}{=} \mathbb{P} [\{E_1 + E_2 > t\} \cap G] = \\ &= \mathbb{P} [\{E_1 + E_2 > t\} \cap \{E_1 \in C\}] = \\ &= \iint_{\substack{C \times \mathbb{R}_+ \\ x+y>t}} e^{-x} e^{-y} dx dy = \\ &= \int_C e^{-x} \underbrace{\left[ \int_{x+y>t} e^{-y} dy \right]}_{**} dx = \\ &= \int_C e^{-x} e^{-(t-x)_+} dx = \mathbb{E} [e^{-(t-E_1)_+} \mathbb{1}_{\{E_1 \in C\}}] = \mathbb{E} [e^{-(t-E_1)_+} \mathbb{1}_G] \end{aligned}$$

Równość  $*$  wynika z uwagi pod definicją prawdopodobieństwa warunkowego. Całka  $**$  jest równa 1 gdy  $x > t$  (gdyż wtedy dla każdego  $y$  mamy  $x + y > t$ ), natomiast dla  $x \leq t$  wynosi ona  $e^{-(t-x)}$ .

## Wykład 09.10.23 : Własności WWO

Na tym wykładzie zajmiemy się dowodzeniem własności wwo, w tym pokażemy jej istnienie i jedyność.

### 2.1 Istnienie i jedyność

#### Lemat 2.1 : WWO jest całkowalna.

To znaczy, że mając całkowalną zmienną losową  $X$  oraz  $\sigma$ -ciąto  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$ , to zachodzi  $\mathbb{E} [|\mathbb{E} [X | \mathcal{G}]|] < \infty$ .

#### Dowód

Rozważmy zbiór

$$A = \{\omega : \mathbb{E} [X | \mathcal{G}] (\omega) > 0\} = \{\omega : \mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \in (0, \infty)\} = [\mathbb{E} [X | \mathcal{G}]]^{-1}((0, \infty))$$

jako przeciwobraz zbioru  $(0, \infty) \in \text{Bor}(\mathbb{R})$  przez funkcję  $\mathcal{G}$ -mierzalną  $\mathbb{E} [X | \mathcal{G}]$  wiemy, że  $A \in \mathcal{G}$ . Ponieważ  $\mathbb{E} [X | \mathcal{G}]$  jest wwo  $X$  pod warunkiem  $\mathcal{G}$ , to musi warunek (W2):

$$0 \leq \mathbb{E} [\mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \mathbb{1}_A] = \mathbb{E} [X \mathbb{1}_A] \leq \mathbb{E} [|X| \mathbb{1}_A] < \infty$$

bo  $X$  jest całkowalna.

Analogicznie postępujemy dla zbioru  $A^c$ :

$$0 \leq \mathbb{E} [-\mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \mathbb{1}_{A^c}] = \mathbb{E} [-X \mathbb{1}_{A^c}] \leq \mathbb{E} [|X| \mathbb{1}_{A^c}] < \infty.$$

Zauważmy, że

$$|\mathbb{E} [X | \mathcal{G}]| = \mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \mathbb{1}_A - \mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \mathbb{1}_{A^c}$$

Dodając obie te nierówności (i korzystając z liniowości wartości oczekiwanej) uzyskujemy

$$0 \leq \mathbb{E} [\mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \mathbb{1}_A] - \mathbb{E} [\mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \mathbb{1}_{A^c}] = \mathbb{E} [\mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \mathbb{1}_A - \mathbb{E} [X | \mathcal{G}] \mathbb{1}_{A^c}] = \mathbb{E} [|\mathbb{E} [X | \mathcal{G}]|] < \infty$$



#### Lemat 2.2 : jedyność p.w..

Niech  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$  będzie  $\sigma$ -ciątem. Jeśli  $Y$  i  $Y'$  są obie wersjami  $\mathbb{E} [X | \mathcal{G}]$ , to  $Y = Y'$  p.w..

#### Dowód

Ustalmy  $\varepsilon > 0$  i rozważmy zdarzenie

$$A_\varepsilon = \{Y - Y' > \varepsilon\} \in \mathcal{G}$$

które jest  $\mathcal{G}$ -mierzalne, bo  $Y$  i  $Y'$  takie są.

$$\begin{aligned} \varepsilon \mathbb{P} [A_\varepsilon] + \mathbb{E} [Y' \mathbb{1}_{A_\varepsilon}] &= \mathbb{E} [\varepsilon \mathbb{1}_{A_\varepsilon}] + \mathbb{E} [Y' \mathbb{1}_{A_\varepsilon}] = \\ &= \mathbb{E} [(\varepsilon + Y') \mathbb{1}_{A_\varepsilon}] \leq \\ &\stackrel{*}{\leq} \mathbb{E} [Y \mathbb{1}_{A_\varepsilon}] \stackrel{(W2)}{=} \mathbb{E} [X \mathbb{1}_{A_\varepsilon}] = \\ &= \mathbb{E} [Y' \mathbb{1}_{A_\varepsilon}] \end{aligned}$$



gdzie \* wynika z tego, że na zbiorze  $A_\varepsilon$   $Y > Y' + \varepsilon$ .

Dostajemy więc, że

$$\varepsilon \mathbb{P}[A_\varepsilon] + \mathbb{E}[Y' 1_{A_\varepsilon}] \leq \mathbb{E}[Y' 1_{A_\varepsilon}]$$

co po przeniesieniu  $\mathbb{E}$  na jedną stronę daje

$$\varepsilon \mathbb{P}[A_\varepsilon] \leq 0$$

a ponieważ  $\varepsilon > 0$ , to musi być  $\mathbb{P}[A_\varepsilon] = 0$ .

Wówczas

$$\mathbb{P}[Y > Y'] = \mathbb{P}\left[\underbrace{(\exists n) Y \geq Y' + \frac{1}{n}}_{\mathbb{P}\left[A_{\frac{1}{n}}\right]}\right] = \mathbb{P}\left[\bigcup A_{\frac{1}{n}}\right] = \lim \mathbb{P}\left[A_{\frac{1}{n}}\right] = 0$$

ponieważ  $A_{\frac{1}{n}} \subseteq A_{\frac{1}{n+1}}$ .

Zamieniając miejscami  $Y$  i  $Y'$  w dowodzie dostaniemy  $\mathbb{P}[Y' > Y] = 0$ , czyli obie możliwości są miary zero.



### Twierdzenie 2.3 : o istnieniu WWO.

Niech  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$  będzie  $\sigma$ -ciałem, a  $X$  jest całkowalną zmienną losową. Istnieje zmienna losowa  $Y$  spełniająca oba postulaty wwo  $X$  pod warunkiem  $\mathcal{G}$ .

Jest to Twierdzenie 1.1 z poprzedniego wykładu.

Zanim jednak przejdziemy do dowodu 2.3, przypomnijmy *twierdzenie Radona-Nikodyma* z teorii miary:

#### Dygresja : twierdzenie Radona-Nikodyma.

Niech  $\mu$  i  $\nu$  będą  $\sigma$ -miarami na przestrzeni  $(\Omega, \mathcal{G})$  takimi, że  $\nu$  jest *absolutnie ciągła* względem  $\mu$  [ $\nu \ll \mu$ ], tzn  $\mu(A) = 0 \Rightarrow \nu(A) = 0$ . Wówczas istnieje  $\mathcal{G}$ -mierzalna funkcja  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  taka, że

$$\nu(A) = \int_A f(x) \mu(dx)$$

Funkcję  $f$  jak wyżej często oznaczamy  $f = \frac{d\nu}{d\mu}$  i nazywamy *pochodną Radona-Nikodyma*.

#### Dowód

Wracając do dowodu twierdzenia 2.3. Najpierw pokażemy prostszy przykład, gdy  $X \geq 0$ , a potem uogólnimy go do dowolnego  $X$ .

Założmy, że  $X \geq 0$  p.w. Wtedy możemy rozważyć miary  $\mu = \mathbb{P} \upharpoonright \mathcal{G}$  oraz  $\nu(A) = \mathbb{E}[X 1_A]$ . Od razu widać, że w takim ułożeniu  $\nu \ll \mu$ , więc na mocy twierdzenia Radona-Nikodyma istnieje  $f$   $\mathcal{G}$ -mierzalna taka, że

$$\mathbb{E}[f 1_A] = \int_A f(\omega) \mu(d\omega) = \nu(A) = \mathbb{E}[X 1_A].$$

Funkcja  $f$  spełnia (W1) z definicji wwo, bo jest  $\mathcal{G}$ -mierzalna, a (W2) jest potwierdzone przez rachunek wyżej. Czyli  $f$  jest wwo  $X$  pod warunkiem  $\mathcal{G}$ .

Niech teraz  $X$  będzie dowolną zmienną losową. Możemy ją rozbić jako

$$X = X^+ - X^-,$$

gdzie  $X^+ = \max(0, X) \geq 0$  oraz  $X^- = -\min(0, X) \geq 0$ . Do obu tych zmiennych możemy zastosować pierwszą część dowodu, by dostać zmienne  $\mathbb{E}[X^+ | \mathcal{G}]$  oraz  $\mathbb{E}[X^- | \mathcal{G}]$ . Wystarczy zauważyć, że dzięki liniowości  $\mathbb{E}$  możemy w prosty sposób pokazać

$$\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] = \mathbb{E}[X^+ | \mathcal{G}] - \mathbb{E}[X^- | \mathcal{G}]$$



## 2.2 Własności wwo

### Twierdzenie 2.4 : o arytmetyce wwo.

Niech  $\mathcal{G}, \mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2 \subseteq \mathcal{F}$  będą  $\sigma$ -ciałami, a  $X, X_1, X_2$  całkowalnymi zmiennymi losowymi

1.  $\mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}]] = \mathbb{E}[X]$
2. Jeśli  $X \geq 0$ , to również  $\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \geq 0$
3.  $\mathbb{E}[aX_1 + bX_2 | \mathcal{G}] = a\mathbb{E}[X_1 | \mathcal{G}] + b\mathbb{E}[X_2 | \mathcal{G}]$
4.  $|\mathbb{E}[X | \mathcal{G}]| \leq \mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}]$
5. Jeśli  $\mathcal{G}_1 \subseteq \mathcal{G}_2$ , to wówczas

$$\mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_1] | \mathcal{G}_2] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_2] | \mathcal{G}_1] = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}_1]$$

To znaczy, że mając informacje o  $X$  w dwóch zawartych w sobie ciałach, to mniejsze zawsze wygrywa.

6. Jeśli  $Y$  jest  $\mathcal{G}$ -mierzalna i  $XY$  jest całkowalna, to  $\mathbb{E}[XY | \mathcal{G}] = Y\mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$ , czyli  $Y$  możemy traktować jako stałą.

### Dowód

1. Wystarczy wstawić  $G = \Omega$  w warunek (W2):

$$\mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}]] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \mathbf{1}_\Omega] \stackrel{(W2)}{=} \mathbb{E}[X \mathbf{1}_\Omega] = \mathbb{E}[X]$$

2. Wynika z dowodu twierdzenia o istnieniu, bo  $\frac{d\nu}{d\mu} = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$ . Gdyby  $A = \{\omega : \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] < 0\}$ , to wówczas

$$\mathbb{E}[X \mathbf{1}_A] = \nu(A) = \int_A \mathbb{E}[X | \mathcal{G}](\omega) \mu(d\omega) = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \mathbf{1}_A] < 0$$

ale przecież  $X \geq 0 \Rightarrow \mathbb{E}[X \mathbf{1}_A] \geq 0$ , więc  $A = \emptyset$ .

3. Można to zrobić na dwa sposoby: licząc wszystko pokolei, albo można sprawdzić, czy  $Y = a\mathbb{E}[X_1 | \mathcal{G}] + b\mathbb{E}[X_2 | \mathcal{G}]$  spełnia warunki wwo tej samej zmiennej co  $\mathbb{E}[aX_1 + bX_2 | \mathcal{G}]$ . Wówczas obie te zmienne są równe prawie wszędzie.

Warunek  $\mathcal{G}$ -mierzalności dla  $Y$  jest spełniony, bo  $Y$  jest kombinacją liniową dwóch funkcji  $\mathcal{G}$ -mierzalnych. Wystarczy więc sprawdzić warunek (W2). W tym celu ustalmy  $A \in \mathcal{G}$ .

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[Y1_A] &\stackrel{*}{=} a\mathbb{E}[\mathbb{E}[X_1 | \mathcal{G}] 1_A] + b\mathbb{E}[\mathbb{E}[X_2 | \mathcal{G}] 1_A] = \\ &= a\mathbb{E}[X_1 1_A] + b\mathbb{E}[X_2 1_A] = \\ &= \mathbb{E}[(aX_1 + bX_2)1_A] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[aX_1 + bX_2 | \mathcal{G}] 1_A]\end{aligned}$$

4. Wiemy, że  $-|X| \leq X \leq |X|$ . Korzystając z punktu 2 dostajemy

$$0 \leq X + |X| \Rightarrow 0 \leq \mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}] + \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \Rightarrow -\mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}] \leq \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$$

$$0 \leq |X| - X \Rightarrow 0 \leq \mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}] - \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \Rightarrow \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \leq \mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}]$$

Po złożeniu tych dwóch nierówności:

$$-\mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}] \leq \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \leq \mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}]$$

wiemy, że  $-\mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}] \leq \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \leq \mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}]$ , więc musi być

$$|\mathbb{E}[X | \mathcal{G}]| \leq \mathbb{E}[|X| | \mathcal{G}].$$

5. Zaczniemy od sprawdzenia, że  $\mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_2] | \mathcal{G}_1] = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}_1]$ . Wybierzmy  $A \in \mathcal{G}_1 \subseteq \mathcal{G}_2$ :

$$\mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_1] 1_A] = \mathbb{E}[X 1_A] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_2] 1_A]$$

co potwierdza warunek (W2).  $\mathcal{G}_1$ -mierzalność  $\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_2]$  jest oczywista, gdyż  $\mathcal{G}_1 \subseteq \mathcal{G}_2$ ,  $\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_2]$  jest  $\mathcal{G}_2$ -mierzalne, a po obcięciu do  $\mathcal{G}_1$  dostajemy funkcję  $\mathcal{G}_1$ -mierzalną.

Pozostaje nam sprawdzić czym jest  $\mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_1] | \mathcal{G}_2]$ . Roboczo nazwiemy  $Y = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}_1]$ . Jest to funkcja  $\mathcal{G}_1$ -mierzalna, ale dzięki  $\mathcal{G}_1 \subseteq \mathcal{G}_2$  mamy też  $\mathcal{G}_2$ -mierzalność. W takim razie (tak jak w jednym z przykładów z pierwszego wykładu)  $\mathbb{E}[Y | \mathcal{G}_2] = Y$ . Pisząc bez używania litery  $Y$  dostajemy

$$\mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}_1] | \mathcal{G}_2] = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}_1]$$

6. Ćwiczenie, a poniżej moja próba.

Jeśli  $Y$  jest  $\mathcal{G}$ -mierzalne, to  $Y\mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$  też takie jest jako iloczyn dwóch funkcji  $\mathcal{G}$ -mierzalnych. Pozostaje sprawdzić warunek (W2).

Zaczniemy od  $Y = \sum a_i 1_{A_i}$  dla  $A_i \in \mathcal{G}$ , czyli od funkcji prostej. Wybierając  $A \in \mathcal{G}$  możemy ograniczyć się do zbiorów  $A_i$ , gdyż są one rozłączne i na dowolnym innym zbiorze  $Y = 0$ . Mamy więc

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\mathbb{E}[XY | \mathcal{G}] 1_A] &\stackrel{(W2)}{=} \mathbb{E}[XY 1_A] = \mathbb{E}[a_i X 1_{A_i}] = a_i \mathbb{E}[X 1_{A_i}] = \\ &= a_i \mathbb{E}[\mathbb{E}[X | \mathcal{G}] 1_{A_i}] = \mathbb{E}[(a_i \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]) 1_{A_i}] = \\ &= \mathbb{E}[(Y \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]) 1_{A_i}]\end{aligned}$$

Czyli  $\mathbb{E}[XY | \mathcal{G}] = Y\mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$  dla przypadku gdy  $Y$  jest funkcją prostą.

Jeśli teraz  $Y$  jest dowolną nieujemną funkcją mierzalną, to istnieje ciąg funkcji prostych

$$s_1 \leq s_2 \leq \dots \leq s_n \leq \dots \quad \lim s_i = Y$$

Wówczas dla dowolnego  $A \in \mathcal{G}$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\mathbb{E}[XY | \mathcal{G}] \mathbf{1}_A] &= \mathbb{E}[XY \mathbf{1}_A] = \mathbb{E}[X \lim s_i \mathbf{1}_A] \stackrel{*}{=} \lim \mathbb{E}[X s_i \mathbf{1}_A] = \\ &\stackrel{**}{=} \lim \mathbb{E}[s_i \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \mathbf{1}_A] = \mathbb{E}[\lim s_i \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \mathbf{1}_A] = \\ &= \mathbb{E}[Y \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] \mathbf{1}_A] \end{aligned}$$

\* można zrobić na mocy twierdzenia o monotoniczności ciągu  $s_i$  dla zwykłej  $\mathbb{E}$ , natomiast \*\* stosuje poprzedni przypadek  $Y$ .

Pozostaje przypadek, gdy  $Y$  jest dowolną  $\mathcal{G}$ -mierzalną zmienną losową. Wówczas możemy rozbić  $Y = Y^+ - Y^-$  i skorzystać z liniowości wwo:

$$\mathbb{E}[XY | \mathcal{G}] = \mathbb{E}[XY^+ | \mathcal{G}] - \mathbb{E}[XY^- | \mathcal{G}] = Y^+ \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] - Y^- \mathbb{E}[X | \mathcal{G}] = Y \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$$



### Twierdzenie 2.5 : o zbieżności i ciągłości.

Niech  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$  będzie  $\sigma$ -ciałem, a  $X, X_1, X_2, \dots$  będzie ciągiem całkowalnych zmiennych losowych. Wówczas

1. Jeśli  $0 \leq X_1 \leq X_2 \leq \dots$  oraz  $X_n \nearrow X$ , to  $\mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}] \nearrow \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$  p.w. (twierdzenie o zbieżności monotonicznej)
2. Jeśli  $X \geq 0$ , to  $\mathbb{E}[\liminf_n X_n | \mathcal{G}] \leq \liminf_n \mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}]$  (lemat Fatou).
3. Jeśli  $|X_n| \leq Y$  oraz  $Y$  jest całkowalny i  $X_n \rightarrow X$  p.w., to  $\mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}] \rightarrow \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$  (twierdzenie o zbieżności ograniczonej)

### Dowód

1. Zauważamy, że ciąg  $\mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}]$  jest niemalejący i ograniczony przez  $\mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$  (na mocy punktu 2 z poprzedniego twierdzenia).

Niech  $Y = \lim \mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}]$ . Wystarczy, że pokażemy  $Y = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$  p.w., czyli sprawdzimy warunki (W1) i (W2). Oczywiście, warunek (W1) wynika z faktu, że granica ciągu funkcji  $\mathcal{G}$ -mierzalnych jest nadal  $\mathcal{G}$ -mierzalna. Dla sprawdzenia warunku (W2) wybierzmy  $A \in \mathcal{G}$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[Y \mathbf{1}_A] &= \mathbb{E}[\lim \mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}] \mathbf{1}_A] \stackrel{*}{=} \lim \mathbb{E}[\mathbb{E}[X_n | \mathcal{G}] \mathbf{1}_A] = \\ &= \lim \mathbb{E}[X_n \mathbf{1}_A] = \mathbb{E}[\lim X_n \mathbf{1}_A] = \mathbb{E}[X \mathbf{1}_A] \end{aligned}$$

czyli  $Y = \mathbb{E}[X | \mathcal{G}]$  p.w.

2. Zaczniemy od dwóch obserwacji:

➡ Dla ciągu  $\{a_n\}$   $\liminf a_n$  to najmniejszy z jego punktów skupienia, równoważnie:

$$\liminf_n a_n = \lim_{k \rightarrow \infty} \inf_{n \geq k} a_n$$

✿ Dla dowolnej przeliczalnej rodziny zmiennych losowych  $\{Z_n\}_{n \in T}$  i dla dowolnego  $t \in T$  mamy

$$\inf_{s \in T} Z_s \leq Z_t$$

$$\mathbb{E} \left[ \inf_{s \in T} Z_s \right] \leq \mathbb{E} [Z_t]$$

$$\mathbb{E} \left[ \inf_{s \in T} Z_s \right] \leq \inf_{t \in T} \mathbb{E} [Z_t]$$

(co jest tak naprawdę wersją lematu Fatou dla  $\mathbb{E}$  z RP1R).

Stosując obserwację  $\rightsquigarrow$  w przejściach  $\star$ , obserwację  $\text{✿}$  w przejściu  $\star\star$  oraz pkt 1. ( $\inf_{n>k} X_n \leq \inf_{n>k+1} X_n$ ) w  $\star\star\star$ , dostajemy

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \liminf_n X_n \mid \mathcal{G} \right] &\stackrel{\star}{=} \mathbb{E} \left[ \lim_k \inf_{n>k} X_n \mid \mathcal{G} \right] \stackrel{\star\star\star}{=} \lim_k \mathbb{E} \left[ \inf_{n>k} X_n \mid \mathcal{G} \right] \leq \\ &\stackrel{\star\star}{\leq} \lim_k \inf_{n>k} \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}] \stackrel{\star}{=} \liminf_n \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}] \end{aligned}$$

3. Rozważmy zmienne  $X'_n = Y + X_n$ . Ponieważ  $|X_n| \leq Y$ , to  $Y + X_n \geq 0$ .

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [Y + \liminf X_n \mid \mathcal{G}] &= \mathbb{E} [\liminf (X_n + Y) \mid \mathcal{G}] \stackrel{3.}{\leq} \liminf \mathbb{E} [Y + X_n \mid \mathcal{G}] = \\ &= \mathbb{E} [Y] + \liminf \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}] \end{aligned}$$

To daje nam, że  $\mathbb{E} [\liminf X_n \mid \mathcal{G}] \leq \liminf \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}]$ .

Postępując analogicznie dla  $X_n'' = Y - X_n$  (które dalej jest  $\geq 0$ ) dostaniemy  $\mathbb{E} [\limsup X_n \mid \mathcal{G}] \geq \limsup \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}]$ :

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [Y - \limsup X_n \mid \mathcal{G}] &= \mathbb{E} [\limsup (Y - X_n) \mid \mathcal{G}] = \\ &= -\mathbb{E} [\liminf (X_n - Y) \mid \mathcal{G}] \stackrel{3.}{\geq} -\liminf \mathbb{E} [X_n - Y \mid \mathcal{G}] = \\ &= \limsup \mathbb{E} [Y - X_n \mid \mathcal{G}] \end{aligned}$$

Ale wiemy, że  $\liminf X_n = X$  oraz  $\limsup X_n = X$ , czyli

$$\liminf \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}] \geq \mathbb{E} [\liminf X_n \mid \mathcal{G}] = \mathbb{E} [X \mid \mathcal{G}] = \mathbb{E} [\limsup X_n \mid \mathcal{G}] \geq \limsup \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}]$$

ale przecież  $\liminf \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}] \leq \limsup \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}]$ , czyli musi być

$$\liminf \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}] = \mathbb{E} [X \mid \mathcal{G}] = \limsup \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}]$$

i ponieważ  $\liminf = \limsup = \lim$  to mamy

$$\lim \mathbb{E} [X_n \mid \mathcal{G}] = \mathbb{E} [X \mid \mathcal{G}].$$



### Twierdzenie 2.6.

Niech  $\mathcal{G} \subseteq \mathcal{F}$  będzie  $\sigma$ -ciałem. Załóżmy, że

🐟  $X$  jest  $\mathcal{G}$ -mierzalna

🐟  $Y$  jest niezależna od  $\mathcal{G}$

🐟 funkcja  $\psi : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  jest mierzalna taka, że

$$\mathbb{E} [\psi(X, Y)] < \infty.$$

Wówczas

$$\mathbb{E} [\psi(X, Y) \mid \mathcal{G}] = \Psi(X),$$

gdzie funkcja  $\Psi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  jest zdefiniowana jako  $\Psi(X) = \mathbb{E} [\psi(X, Y)]$ .

### Dowód

Jeśli  $\psi(x, y) = xy$ , to korzystając z punktu 3. twierdzenia 2.4 dostajemy

$$\psi(x) = \mathbb{E} [xY] = x\mathbb{E} [Y]$$

