Pravděpodobnost a matematická statistika (NMSA202)

Petr Velička *
přednášející: doc. RNDr. Michal Pešta, Ph.D. †

LS 2024/25

*petrvel@matfyz.cz
†pesta@karlin.mff.cuni.cz

1 Náhodné jevy

Začneme nejdříve základními definicemi, bez nichž vůbec nemůžeme mluvit o pravděpodobnosti.

Definice 1.1. *Výběrovým prostorem* rozumíme množinu Ω všech možných výsledků nějakého experimentu. Prvky $\omega \in \Omega$ této množiny nazýváme *elementárními jevy*. Podmnožině $A \subset \Omega$ říkáme *(náhodný) jev*.

Pro ilustraci uvedeme následující motivační příklad, kde podrobně popíšeme souvislosti s právě zadefinovanými pojmy.

Příklad 1.2. Házíme dvakrát férovou mincí. Naším výběrovým prostorem bude množina $\Omega = \{PP, PO, OP, OO\}$. Událost, že první hod je panna, je tedy $A = \{PP, PO\}$. V tomto zápise písmeno P odpovídá tomu, že padla panna, kdežto písmeno O odpovídá orlu.

Dále uvažujme jevy H_1 – při prvním hodu padne panna, a H_2 – při druhém hodu padne panna. Nechť jsou všechny výsledky stejně pravděpodobné (jinými slovy, mince je férová), potom pravděpodobnost, že padne alespoň jedna panna (tj. nastane jev $H_1 \cup H_2$) je $\frac{3}{4}$.

Důkaz. Zřejmě z předchozího máme $H_1 = \{PP, PO\}$ a $H_2 = \{OP, PP\}$. Pravděpodobnost spočteme jako podíl velikosti $|H_1 \cup H_2| = 3$ a velikosti celého prostoru $|\Omega| = 4$. $\square$

Tato jednoduchá intuice však selže v případě nekonečné (nespočetné) množiny Ω, neboť jak již čtenář jistě ví z přednášky základů teorie míry, na nespočetné množině neexistuje "rozumný" způsob, jak měřit množiny. Musíme proto pracovat pouze s jistou třídou podmnožin Ω, které budeme říkat σ-algebra.

Definice 1.3. Nechť $\Omega \neq \emptyset$ je množina a $\mathcal{A} \subset 2^\Omega$ soubor jejích podmnožin. Této množině $\mathcal{A}$ říkáme σ-algebra, jestliže jsou splněny následující podmínky:

(i) $\emptyset \in \mathcal{A}$,

(ii) Pokud $A \in \mathcal{A}$, pak $A^C := \Omega \setminus A \in \mathcal{A}$,

(iii) Pokud $A_1, A_2, \dots \in \mathcal{A}$, pak $\bigcup_{i=1}^\infty A_i \in \mathcal{A}$.

Dvojici $(\Omega, \mathcal{A})$ nazýváme *měřitelný prostor*.

Každé události $A \in \mathcal{A}$ přiřadíme číslo $\mathbb{P}(A)$, které nazýváme *pravděpodobnost* jevu A. Jelikož chceme, aby se zachovala intuice z předchozího příkladu, musíme tuto představu náležitým způsobem formalizovat.

Definice 1.4. Nechť $(\Omega, \mathcal{A})$ je měřitelný prostor. Zobrazení $P : \mathcal{A} \to [0, 1]$ nazýváme *pravděpodobnostní mírou (pravděpodobností)*, jestliže:

(i) $P(\Omega) = 1$,

(ii) Pro libovolné po dvou disjunktní měřitelné množiny $A_i \in \mathcal{A}$, $i \in \mathbb{N}$ platí $P(\bigcup_{i=1}^\infty A_i) = \sum_{i=1}^\infty P(A_i)$.

Trojici $(\Omega, \mathcal{A}, P)$ nazýváme *pravděpodobnostní prostor.*

Přímo z této definice již můžeme odvodit pár základních vlastností pravděpodobnosti, se kterými dále budeme pracovat. Ve všech následujících tvrzeních pracujeme s pravděpodobnostním prostorem $(\Omega, \mathcal{A}, P)$.

Pozorování 1.5 (Základní vlastnosti pravděpodobnostní míry)**.** *Pro výše jmenovaný pravděpodobnostní prostor platí následující tvrzení:*

1. $P(\emptyset) = 0$,
2. *Pro* $A, B \in \mathcal{A}$ *disjunktní platí* $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$.
3. *Pro* $A \in \mathcal{A}$ *platí* $P(A^C) = 1 - P(A)$,
4. *Pro* $A, B \in \mathcal{A}, A \subset B$ *platí* $P(A) \leq P(B)$.

Důkaz.

1. Uvažujme posloupnost $A_1 = \Omega, A_2 = A_3 = \dots = \emptyset$. Potom z vlastnosti (ii) z definice máme, že $P(\Omega) = P(\Omega \cup \emptyset \cup \emptyset \dots) = P(\Omega) + \sum_{n=2}^{\infty} P(\emptyset)$. Tedy $\sum_{n=2}^{\infty} P(\emptyset) = 0$, což může nastat pouze v případě $P(\emptyset) = 0$ (jde o součet nekonečně mnoha nezáporných čísel).
2. Nechť $A_1 = A, A_2 = B, A_i = \emptyset$ pro $i > 2$. Tvrzení plyne přímo z vlastnosti (ii) z definice pravděpodobnostní míry a již dokázané vlastnosti 1.
3. $1 = P(\Omega) = P(A \cup A^C) = P(A) + P(A^C)$. Tato rovnost platí, neboť množina je vždy disjunktní se svým komplementem.
4. $P(B) = P(A \cup B \setminus A) = P(A) + P(B \setminus A)$. Jelikož funkce P je nezáporná, snadno vidíme, že $P(B) \geq P(A)$.

$\square$

Lemma 1.6 (Pravděpodobnost sjednocení)**.** *Pro libovolné* $A, B \in \mathcal{A}$ *platí* $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$.

Důkaz. Rozepíšeme $A \cup B = (A \cap B^C) \cup (A \cap B) \cup (A^C \cap B)$. Tyto tři množiny jsou zřejmě po dvou disjunktní. Dále díky aditivitě pravděpodobnosti máme $P(A \cup B) = P(A \cap B^C) + P(A \cap B) + P(A^C \cap B) + P(A \cap B) - P(A \cap B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$. $\square$

Věta 1.7 (Spojitost pravděpodobnosti)**.** *Buď* $A_n \uparrow A$ *nebo* $A_n \downarrow A$ *pro* $A_n, A \in \mathcal{A}$. *Potom platí* $P(A_n) \to P(A)$.

Důkaz. Nechť $A_n \uparrow A$. Potom z definice $A_1 \subset A_2 \dots$ a platí $A = \bigcup_{i=1}^{\infty} A_i$. Definujme posloupnost B_n: $B_1 = A_1, B_n = A_n \setminus A_{n-1}$. Potom B_i jsou po dvou disjunktní a platí $A_n = \bigcup_{i=1}^{n} B_i$. Zřejmě také platí $A \equiv \bigcup_{n=1}^{\infty} A_n = \bigcup_{n=1}^{\infty} B_n$. Pak $P(A_n) = P(\bigcup_{i=1}^{n} B_i) = \sum_{i=1}^{n} P(B_i)$. Z toho již můžeme odvodit $\lim_{n\to\infty} P(A_n) = \lim_{n\to\infty} \sum_{i=1}^{n} P(B_i) = \sum_{i=1}^{\infty} P(B_i) = P(\bigcup_{i=1}^{\infty} B_i) = P(A)$.

Případ klesající A_n se dokáže analogicky, stačí uvažovat $C_n = A_n^C$. $\square$

konec 1. přednášky (17.2.2025)

Uvedeme si ještě jeden příklad ilustrující intuitivní chápání pravděpodobnosti a zavedeme první takzvané pravděpodobnostní rozdělení. Uvažujme případ, že prostor Ω je konečný. Nechť všechny výsledky jsou stejně pravděpodobné, pak platí

$$P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}.$$

V tomto případě mluvíme o *rovnoměrném rozdělení pravděpodobnosti*.

Příklad 1.8 (Hod dvěma kostkami)**.** Výběrový prostor $\Omega = \{(i, j) : i, j \in \{1 \dots 6\}\}$ má 36 prvků. Jestliže všechny výsledky jsou stejně pravděpodobné, pak platí $P(A) = \frac{|A|}{36}$. Například, pravděpodobnost toho, že součet na kostkách je přesně 11, je $2/36$, protože pouze dva výsledky $(5, 6)$ a $(6, 5)$ odpovídají této události.

V praxi často chceme odlišit, zda pravděpodobnost výskytu jedné události nějakým způsobem závisí na výskytu jiné události. K tomu nám poslouží pojem nezávislosti jevů.

Definice 1.9. Dvě události $A, B \in \mathcal{A}$ jsou *nezávislé*, jestliže platí $P(A \cap B) = P(A)P(B)$. Obdobně, množina událostí $\{A_i : i \in I\}$ (kde indexová množina I je nejvýše spočetná) je nezávislá, jestliže platí

$$P\left(\bigcap_{j \in J} A_j\right) = \prod_{j \in J} P(A_j)$$

pro každou konečnou podmnožinu $J \subset I$.

Je důležité si uvědomit, že disjunktní události s kladnou pravděpodobností nejsou nezávislé (neboť součin jejich pravděpodobností není roven 0 – pravděpodobnost výskytu jejich prázdného průniku). Obecně se pracuje se dvěma typy nezávislosti – předpokládanou (plyne z podstaty zkoumané úlohy) a odvozenou (dokázaná pomocí jiných vlastností úlohy). Následující příklad ilustruje praktické použití právě zavedeného pojmu.

Příklad 1.10. Házíme férovou mincí 10krát. Nechť A je událost "padla aspoň jedna panna". Pak platí $P(A) = 1 - (1/2)^{10}$.

Důkaz. Nechť T_j je událost, že při j-tém hodu padne orel. Můžeme psát $P(A) = 1 - P(A^C) = 1 - P(\text{samé orly}) = 1 - P(T_1 \cap \dots \cap T_{10})$. Dále díky nezávislosti (v tomto případě jde o nezávislost předpokládanou) jevů T_j máme $1 - P(T_1 \cap \dots \cap T_{10}) = 1 - P(T_1) \cdots P(T_{10}) = 1 - (1/2)^{10} \approx 0.999$. $\square$

Dalším silným nástrojem v teorii pravděpodobnosti je podmíněná pravděpodobnost, která nám poskytuje odpověď na otázku "Pokud vím, že nastala událost B, jaká je pravděpodobnost události A?".

Definice 1.11. Mějme jevy $A, B \in \mathcal{A}$. Pokud $P(B) > 0$, pak *podmíněná pravděpodobnost* A za podmínky B je definována vztahem

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}.$$

Poznamenejme si několik základních vlastností podmíněné pravděpodobnosti, jejichž důkaz snadno plyne z příslušných definic.

Pozorování 1.12 (Vlastnosti podmíněné pravděpodobnosti)**.**

(i) *Pro pevné* $B \in \mathcal{A}, P(B) > 0$ *je* $P(\cdot|B)$ *pravděpodobnostní míra.*

(ii) *Obecně platí* $P(A|B) \neq P(B|A)$*, platí totiž* $P(A|B) = P(B|A)\frac{P(A)}{P(B)}$ *(pokud obě strany rovnosti dávají smysl).*

(iii) *Události* A *a* B *jsou nezávislé právě tehdy, když* $P(A|B) = P(A)$ *(předpokládáme nenulovost* $P(B)$*).*

(iv) $P(A \cap B) = P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A)$ *v případě, že* $P(A)P(B) > 0$.

Důkaz. Vlastnosti (iii) a (iv) plynou přímo z definice vynásobením vhodnou konstantou.

Vlastnost (ii) se dokáže následujícím protipříkladem, uvažujme hod dvěma férovými mincemi. Nechť H_1 je událost "padla aspoň jedna panna" a H_2 událost "padly dvě panny". Potom $P(H_1|H_2) = 1$ ale $P(H_2|H_1) = \frac{1}{3}$. Důkaz obecného vztahu je ponechán čtenáři jako snadné (ale užitečné) cvičení.

Nakonec, vlastnost (i) je důsledkem toho, že pro libovolnou množinu $A \in \mathcal{A}$ je $A \cap B$ měřitelná, a navíc pro libovolný systém po dvou disjunktních množin $A_i, i \in \mathbb{N}$ platí $P(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i|B) = \frac{1}{P(B)} P\left((\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i) \cap B\right) =$
$\frac{1}{P(B)} P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty}(A_i \cap B)\right) = \frac{1}{P(B)} \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i \cap B) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i|B)$. □

Použití podmíněné pravděpodobnosti v praxi však někdy může vést k neintuitivním výsledkům, které ilustruje následující příklad.

Příklad 1.13. Uvažujme nemoc D a test, který má dva možné výsledky. Pravděpodobnosti výsledků tohoto testu jsou uvedeny v následující tabulce. Zde sloupce odpovídají přítomnosti/absenci nemoci a řádky výsledkům testu.

	D	D^C
$+$	0.009	0.099
$-$	0.001	0.891

Z definice spočteme následující podmíněné pravděpodobnosti:

$$P(+|D) = \frac{P(+ \cap D)}{P(D)} = \frac{0.009}{0.009 + 0.001} = 0.9.$$

$$P(-|D^C) = \frac{P(- \cap D^C)}{P(D^C)} = \frac{0.891}{0.891 + 0.099} \approx 0.9.$$

Vychází nám, že test je docela přesný, neboť nemocní lidé mají test v 90% případů pozitivní, stejně tak zdraví lidé jsou v 90% případů negativní.

Dále předpokládejme, že pacient šel na test a získal pozitivní výsledek. Spočteme, s jakou pravděpodobností je opravdu nakažený.

$$P(D|+) = \frac{P(D \cap +)}{P(+)} = \frac{0.009}{0.009 + 0.099} \approx 0.08.$$

Vyšlo nám, že na první pohled zdánlivě precizní test ve skutečnosti má méně než 10% úspěšnost. Jedním z důvodů této diskrepance může být například velký nepoměr zdravých lidí vůči nakaženým (pouze jedno procento) ve zdrojových datech, což je jev který se obecně vyskytuje u většiny nemocí. V praxi se proto často pracuje s domněnkami – například testujeme jen pacienty, kteří vykazují nějaké symptomy apod.

Na závěr uvedeme dvě velmi užitečné věty, které se často používají v nejrůznějších úlohách a týkají se podmíněné pravděpodobnosti. Zformulujeme je pro spočetné rozklady, ale obdobná tvrzení platí i pro konečné rozklady s velmi podobným důkazem.

Věta 1.14 (Zákon úplné pravděpodobnosti)**.** *Nechť $A_1, A_2, \dots$ je spočetný disjunktní rozklad Ω takový, že $P(A_i) > 0$ pro každé $i \in \mathbb{N}$. Potom pro libovolnou událost $B \in \mathcal{A}$ platí:*

$$P(B) = \sum_{i=1}^{\infty} P(B|A_i)P(A_i).$$

Důkaz. Definujme posloupnost množin $C_i = B \cap A_i$ pro $i \in \mathbb{N}$. Zjevně $\{C_i, i \in \mathbb{N}\}$ je disjunktní pokrytí B. Potom $P(B) = \sum_{i=1}^{\infty} P(C_i) = \sum_{i=1}^{\infty} P(B \cap A_i) = \sum_{i=1}^{\infty} P(B|A_i)P(A_i)$. □

Věta 1.15 (Bayes)**.** *Nechť $A_1, A_2, \dots$ je spočetný disjunktní rozklad Ω takový, že $P(A_i) > 0$ pro každé $i \in \mathbb{N}$. Mějme událost $B \in \mathcal{A}$ s nenulovou pravděpodobností. Potom platí:*

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^{\infty} P(B|A_j)P(A_j)}.$$

Důkaz. Přímým výpočtem dostáváme

$$P(A_i|B) = \frac{P(A_i \cap B)}{P(B)} = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{P(B)} = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^{\infty} P(B|A_j)P(A_j)},$$

kde poslední rovnost získáme aplikací *Věty 1.14*. □

Použití Bayesovy věty si ukážeme na následujícím příkladu.

Příklad 1.16. Uvažujme e-mailovou schránku. Máme tři kategorie e-mailů: A_1 – spam, A_2 – nízká priorita, A_3 – vysoká priorita. Na základě předchozích zkušeností víme, že $P(A_1) = 0.7$, $P(A_2) = 0.2$, $P(A_3) = 0.1$. Nechť B je událost, že daný e-mail obsahuje slovo “zdarma”. Platí $P(B|A_1) = 0.9, P(B|A_2) =$

$0.01, P(B|A_3) = 0.01$[1]. Jaká je pravděpodobnost, že příchozí e-mail obsahující slovo "zdarma" je spam?

Přímým výpočtem z Bayesovy věty získáme

$$P(A_1|B) = \frac{0.9 \cdot 0.7}{0.9 \cdot 0.7 + 0.01 \cdot 0.2 + 0.01 \cdot 0.1} = 0.995.$$

Tedy pravděpodobnost, že tento e-mail je spam je přes 99%!

Věta 1.17 (O postupném podmiňování)**.** *Nechť* $\{A_i\}_{i=1}^n$ *jsou náhodné jevy takové, že* $P(\bigcap_{i=1}^n) > 0$*. Pak platí*

$$P(\bigcap_{i=1}^{n} A_i) = P(A_n|\bigcap_{i=1}^{n-1}) \cdot P(A_2|A_1) \cdot P(A_1).$$

Důkaz. Dokazujeme indukcí podle počtu náhodných jevů. Z definice podmíněné pravděpodobnosti víme, že $P(A_2 \cap A_1) = P(A_2|A_1)P(A_1)$. Dále

$$P\left(\bigcap_{i=1}^{n}\right) = P\left(A_n \cap \left(\bigcap_{i=1}^{n-1} A_i\right)\right) = P\left(A_n|\bigcap_{i=1}^{n-1}\right) P\left(\bigcap_{i=1}^{n-1}\right),$$

čímž je důkaz ukončen. □

[1] Tyto hodnoty se nutně nemusí sečíst na 1

2 Náhodné veličiny

V této kapitole se budeme věnovat náhodným veličinám, což bude formalizovat (a zobecňovat) jakýsi intuitivní chápání toho, že nějaká proměnná nabývá různých hodnot s určitými pravděpodobnostmi. Začneme ústřední definicí celé statistiky – náhodnou veličinou.

Definice 2.1. Nechť $(\Omega, \mathcal{A})$ je měřitelný prostor. *Náhodná veličina* je měřitelné zobrazení, které přiřazuje každému výsledku ω reálné číslo $X(\omega)$. Jinými slovy, $\{\omega \in \Omega : X(\omega) \leq x\} \in \mathcal{A} \forall x \in \mathbb{R}$.

konec 2. přednášky (18.2.2025)

Úmluva 2.2. Zavedeme značení $[X \in B] = \{\omega : X(\omega) \in B\}, [X \leq a] = \{\omega, X(\omega) \leq a\}$. Platí tedy $[X \in B], [X \leq a] \in \mathcal{A}$ pro všechna $B \in \mathcal{B}, a \in \mathbb{R}$. Jde o náhodné jevy a jsou tedy dobře definované jejich pravděpodobnosti $P[X \in B], P[X \leq a]$.

Příklad 2.3. Házíme mincí desetkrát. Nechť $X(\omega)$ je počet orlů v posloupnosti ω. Jestliže $\omega = OOPOOPOOPP$ (kde O je orel a P je panna), platí $X(\omega) = 6$.

V předchozí kapitole jsme mluvili o pravděpodobnostním rozdělení, je na čase tento pojem formálně zadefinovat.

Definice 2.4. *Rozdělením náhodné veličiny* $X : (\Omega, \mathcal{A}) \to (\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$ nazýváme indukovanou pravděpodobnostní míru P_X na $(\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$ definovanou jako

$$P_X(B) := P[\{\omega \in \Omega : X(\omega) \in B\}], B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}).$$

Máme tedy jakýsi obraz míry P v zobrazení P_X čímž se $(\Omega, \mathcal{A}, P)$ zobrazí na pravděpodobnostní prostor $(\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}), P_X)$. V opačném směru můžeme použít takzvané kanonické vnoření do prostoru $(\mathbb{R}, \mathcal{B}, P_X)$, kde naší zvolenou měřitelnou funkcí bude identita, tedy není potřeba se bát, že by příslušný prostor nemusel existovat. Následující věta říká, že nezáleží ve kterém z těchto dvou prostorů integrujeme libovolnou funkci.

Věta 2.5 (O přenosu integrace)**.** *Buď g měřitelná funkce na měřitelném prostoru $(\mathbb{M}, \mathcal{M})$ a $X : (\Omega, \mathcal{A}, P) \to (\mathbb{M}, \mathcal{M})$. Nechť P_X je míra na $\mathcal{M}$ indukovaná zobrazením X, tedy $P_X(M) = P[X^{-1}(M)]$ pro $M \in \mathcal{M}$. Potom, je-li aspoň jedna strana definována, platí*

$$\int_\Omega g[X(\omega)]dP(\omega) = \int_\mathbb{M} g(x)dP_X(x).$$

Důkaz. Důkaz této věty je poměrně technický, hlavní ideou je "klasický" postup z teorie míry postupným důkazem nejdříve pro charakteristickou funkci, poté pro jednoduchou měřitelnou (nabývající jen konečně mnoha hodnot), pak pro nezápornou měřitelnou a na závěr pro obecnou měřitelnou funkci.

Nechť $g = \chi_B, B \in \mathcal{M}$. Tedy $g(X(\omega)) = 1$ pro $X(\omega) \in B$ (a všude jinde nulová), tedy pro $\omega \in X^{-1}(B)$. Potom máme

$$\int_\Omega g(X(\omega)dP(\omega) = \int_{X^{-1}(B)} dP(\omega) = P[X^{-1}(B)].$$

Pro pravou stranu máme

$$\int_{\mathbb{M}} g(x)dP_X(x) = \int_B dP_X(x) = P_X(B) = P[X^{-1}(B)].$$

Dále nechť g je jednoduchá měřitelná, tedy $g(\cdot) = \sum_{k=1}^n c_k \chi_{B_k}(\cdot)$ pro $n \in \mathbb{N}$, $c_k \in \mathbb{R}$ a $B_k \in \mathcal{M}$ pro všechna k. Z linearity integrálu plyne (vytkneme sumu) $\int_\Omega g(X(\omega)dP(\omega) = \int_{X^{-1}(B)} dP(\omega) = P[X^{-1}(B)]$.

Je-li g nezáporná měřitelná, potom existuje posloupnost g_n jednoduchých měřitelných funkcí takových, že $g_n \nearrow g$. Potom dle Léviho věty o monotonní konvergenci máme

$$\int_\Omega g[X(\omega)]dP(\omega) = \lim_{n\to\infty} \int_\Omega g_n[X(\omega)]dP(\omega)$$

$$= \lim_{n\to\infty} \int_{\mathbb{M}} g_n(x)dP_X(x) = \int_{\mathbb{M}} g(x)dP_X(x),$$

kde třetí rovnost plyne z již dokázané části pro jednoduché měřitelné funkce.

Nakonec, pro g měřitelnou existuje rozklad $g = g^+ - g^-$ takový, že g^+, g^- jsou nezáporné měřitelné, tedy požadované tvrzení plyne z části pro nezáporné měřitelné funkce. □

Na závěr poznamenejme, že se nám budou obzvlášť hodit volby $(\mathbb{M}, \mathcal{M}) = (\mathbb{R}^n, \mathcal{B}(\mathbb{R}^n))$ pro $n \geq 1$.

Připomeňme si, že jsou-li μ, ν dvě σ-konečné míry na $(\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$ a je-li $\nu << \mu$ (tedy $\mu(B) = 0$ implikuje $\nu(B) = 0$), potom z Radonovy-Nikodymovy věty plyne existence nezáporné měřitelné funkce f takové, že $\nu(B) = \int_{\mathbb{R}} f d\mu$ pro všechna $B \in \mathcal{B}$. Této funkci f říkáme Radonova-Nikodymova derivace a píšeme $f = \frac{d\nu}{d\mu}$. Taková funkce f je navíc určena jednoznačně až na množinu μ-míry 0.

Využijeme těchto poznatků tak, že zvolíme vhodnou referenční míru na $\mathbb{R}$ a rozdělení P_X pak bude popsáno právě zavedenou Radonovou-Nikodymovou derivací. Vhodné referenční míry jsou např.

- Lebesgueova míra λ,
- Čítací míra na spočetné podmnožině $\mathbb{R}$, platí $\mu_S(B) = |B \cap S|$ kde S je nejvýše spočetná podmnožina $\mathbb{R}$.

Definice 2.6. Buď X náhodná veličina a P_X její rozdělení. Nechť P_X je absolutně spojité vůči μ, kde μ je σ-konečná míra na $\mathbb{R}$. Pak funkci f_X splňující $P_X(B) = \int_B f_X d\mu$ pro všechny $B \in \mathbb{B}$ nazveme *hustotou* rozdělení náhodné veličiny X vůči míře μ.

Je třeba si dát pozor na to, aby zvolená referenční míra opravdu byla absolutně spojitá, například při hodu kostkou má výsledek 1 nenulovou pravděpodobnost, ale $\lambda(\{1\}) = 0$.

Věta 2.7. *Buď X náhodná veličina a P_X její rozdělení. Je-li f_X hustota (rozdělení) vůči σ-konečné míře μ, pak*

$$P[X \in B] = \int_B f_X d\mu.$$

Důkaz. Jde o přímý důsledek Radonovy-Nikodymovy věty a vztahu mezi P_X a P. □

Další funkcí, která plně charakterizuje rozdělení náhodné veličiny je tzv. distribuční funkce.

Definice 2.8. Buď X náhodná veličina na $(\Omega, \mathcal{A}, P)$ a P_X její rozdělení. *Distribuční funkce F_x* náhodné veličiny X je definována vztahem

$$F_X(a) := P((-\infty, a]) = P[X \leq a].$$

Uvedeme si několik užitečných vlastností distribučních funkcí:

Důsledek 2.9 (Základní vlastnosti distribučních funkcí)**.**

(i) Distribuční funkce jednoznačně určuje rozdělení (jinými slovy, $F_X = F_Y$ implikuje $P_X = P_Y$).

(ii) Různé náhodné veličiny mohou mít stejné distribuční funkce, tedy stejné rozdělení.

konec 3. přednášky (24.2.2025)

Příklad 2.10. Hodíme dvěma kostkami, označme Y počet sudých čísel na těchto dvou kostkách. Potom $Y \in \{0, 1, 2\}$. Z definice $F_Y(a) = P[Y \leq a]$, tedy

$$F_Y(a) = \begin{cases} 0, a < 0, \\ \frac{1}{4}, 0 \leq a < 1, \\ \frac{3}{4}, 1 \leq a < 2, \\ 1, a \geq 2. \end{cases}$$

Dále, z toho, že $P_Y(0) = \frac{1}{4} > 0$, plyne, že míra P_Y není absolutně spojitá vůči Lebesgueově míře λ, tedy musíme uvažovat čítací míru $\mu_{\mathbb{Z}}$ na množině celých čísel. Potom hustota f_Y má následující tvar:

$$f_Y(a) = \begin{cases} \frac{1}{4}, a = 0, \\ \frac{1}{2}, a = 1, \\ \frac{1}{4}, a = 2, \\ 0, \text{jinak}. \end{cases}$$

Vidíme, že hustota odpovídá skokům distribuční funkce v daném bodě. V následující větě uvedeme charakterizaci distribučních funkcí.

Věta 2.11 (Charakterizace distribučních funkcí)**.** *Buď X náhodná veličina a F_X její distribuční funkce. Pak*

(i) *F_X je neklesající;*

(ii) $\lim_{a\to-\infty} F_X(a) = 0$, $\lim_{a\to+\infty} F_X(a) = 1$*;*

(iii) *F_X je zprava spojitá.*

Navíc, každá funkce F splňující body (i)-(iii) z této věty je distribuční funkcí nějaké náhodné veličiny.

Důkaz. Dokážeme pouze implikaci o vlastnostech distribuční funkce, opačná implikace (existuje rozdělení) vyžaduje pokročilý matematický aparát z analýzy a teorie míry, který prozatím postrádáme.

(i) $F_X(a) = P[X \le a]$. Bez újmy na obecnosti nechť $b > a$. Potom $F_X(b) = P[X \le b] = P([X \le a] \cup [a < X \le b]) = P[X \le a] + P[a < X \le b]$ z aditivity míry, druhý sčítanec je nezáporný, tedy dostáváme požadované tvrzení.

(ii) Platí $\lim_{a\to-\infty} = \lim_{n\to\infty} F_X(-n) = \lim_{n\to\infty} P[X \in (-\infty, -n]] =: \lim_{n\to\infty} P[X \in A_n] = 0$. Poslední rovnost platí ze spojitosti míry (Věta 1.7), neboť platí $A_n \searrow \emptyset$. Obdobně se ukáže tvrzení pro $a \to +\infty$ (cvičení).

(iii) Stačí uvažovat posloupnost $a_n = a + \frac{1}{n}$ pro $n \in \mathbb{N}$. Požadované tvrzení opět plyne z věty o spojitosti míry.

□

Pro každou funkci F splňující vlastnosti z předchozí věty existuje míra μ_F na $(\mathbb{R}, \mathcal{B})$ určená vztahem $\mu_F((-\infty, a]) = F(a)$ pro všechna a. Tato míra je konečná a platí $\mu_F((a, b]) = F(b) - F(a)$.

Definice 2.12 (Rozklad pravděpodobnostního rozdělení)**.** Každou pravděpodobnostní míru P_X můžeme rozdělit na tři složky $P_X = P_{X_{as}} + P_{X_{ds}} + P_{X_{sg}}$, kde $P_{X_{as}}$ je absolutně spojitá vůči Lebesgueově míře λ, $P_{X_{ds}}$ (diskrétní spojitá) je absolutně spojitá vůči čítací míře μ na nějaké spočetné podmnožině $\mathbb{R}$ a nakonec $P_{X_{sg}}$ (singulární) není absolutně spojitá vůči λ ani ji nelze napsat jako spočetnou kombinaci Diracových měr δ_x.

Příkladem singulární distribuční funkce je například integrál takzvaného Cantorova diskontinua. Obecně taková rozdělení nemají “hezké” vlastnosti, proto s nimi již nebudeme pracovat.

Definice 2.13. Náhodnou veličinu X nazveme *diskrétní*, jestliže existují $\emptyset \neq I \subset \mathbb{N}$, $\{x_i\}_{i\in I}$ a $\{p_i \in (0,1]\}_{i\in I}$ takové že $P[X \in B] = \sum_{i, x_i \in B} p_i$ pro všechny borelovské B.

Platí $P[X = x_i] = p_i$ a $\sum_{i\in I} p_i = 1$. Rozdělením takové veličiny je funkce $P_X = \sum_{i\in I} p_i \delta_{x_i}$, kde δ_u je Diracova míra v bodě u. Toto rozdělení je absolutně spojité vůči čítací míře na $S = \{x_i\}_{i\in I} \subset \mathbb{R}$. Potom funkce $f_X(u) := \begin{cases} p_i, u = x_i, \\ 0, \text{jinak} \end{cases}$ je hustotou (občas také pravděpodobnostní funkcí) zkoumaného rozdělení.

Definice 2.14. Náhodná veličina X se nazývá *(absolutně) spojitá*, pokud její rozdělení P_X je absolutně spojité vůči Lebesgueově míře λ.

Pro spojitou náhodnou veličinu X vždy existuje hustota f_X (nezáporná a jednoznačná až na množinu λ-míry 0) splňující $P[X \in B] = \int_B f_X(t)dt$ a speciálně $F_X(a) = \int_{-\infty}^a f_X(t)dt$ pro všechna $a \in \mathbb{R}$. Taková F_X má derivaci ve skoro všech bodech a platí $F_X'(a) = f_X(a)$ pro s.v. a. Analogicky pro diskrétní náhodnou veličinu Y je hustota funkcí, která nabývá v bodě a hodnoty distribuční funkce v daném bodě.

Ne každá veličina, se kterou se běžně setkáme je ryze spojitá nebo ryze diskrétní. Příkladem veličiny, která má obě složky nenulové, je například úhrn denních srážek, s nenulovou pravděpodobností nenaprší vůbec, ale když už začne pršet, úhrn srážek je spojitá náhodná veličina.

Lemma 2.15. *Nechť F_X je distribuční funkce náhodné veličiny X. Pak pro $a < b$ platí*

(i) $P[a < X \le b] = P[X \in (a, b]) = F_X(b) - F_X(a)$,

(ii) $P[X > a] = 1 - F_X(a)$,

(iii) $P[X = a] = F_X(a) - F_X(a^-)$, *kde* $F_X(a^-)$ *je limita zleva* $\lim_{h\to 0^+} F_X(a - h)$ *a odtud* $P[a \le X \le b] = F_X(b) - F_X(a^-)$.

(iv) pro spojitou náhodnou veličinu platí $P[a \le X \le b] = P[a \le X < b] = P[a < X \le b] = P[a < X < b] = F_X(b) - F_X(a)$.

Důkaz. Důkaz je jednoduchý, plyne z příslušných definic. Uvedeme např. důkaz pro bod (iii).

$P[X = a] = \lim_{h\to 0^+} P[a - h < X \le a] = F_X(a) - \lim_{h\to 0^+} F_X(a - h)$. $\square$

konec 4. přednášky (25.2.2025)

Dalším užitečným pojmem je funkce inverzní k distribuční funkci, které běžně říkáme kvantil.

Definice 2.16. Nechť X je náhodná veličina s distribuční funkcí F. *Inverzní distribuční funkce* neboli *kvantilová funkce* je definována jako

$$F^{-1}(q) = \inf\{x : F(x) > q\}$$

pro $q \in (0, 1)$. Hodnoty F^{-1} ve speciálních bodech mají své vlastní názvy:

- $F^{-1}(\frac{1}{4})$ je *první kvartil*,

- $F^{-1}(\frac{1}{2})$ je *medián*,
- $F^{-1}(\frac{3}{4})$ je *třetí kvartil*.

Je-li F ryze rostoucí a spojitá, je $F^{-1}(q)$ to jediné $x \in \mathbb{R}$ takové, že $F(x) = q$, jinými slovy, F je bijekce z $\mathbb{R}$ do $(0, 1)$. Takto definovaná kvantilová funkce je neklesající a zprava spojitá. Dále z F^{-1} můžeme jednoznačně určit F, tedy také charakterizuje rozdělení P_X. Nakonec, o dvou náhodný veličinách X a Y říkáme, že jsou stejně rozdělené, zapisujeme $X \stackrel{d}{=} Y$, právě tehdy, když $F_X(x) = F_Y(x)$ pro všechna x. To však neznamená, že $X = Y$.

Ukážeme si několik užitečných příkladů rozdělení (diskrétních a později i spojitých). Tato rozdělení se používají v praxi při modelování jednoduchých systémů, ale u komplikovanějších modelů se s těmito rozděleními bohužel nevystačíme.

2.1 Diskrétní náhodné veličiny

Definice 2.17 (Bodové rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *bodové rozdělení* v bodě a právě tehdy, když $P[X = x] = \chi_{\{x=a\}}, x \in \mathbb{R}$. Zapisujeme $X \sim \delta_a$. Potom platí $F_X(x) = \chi_{\{x \geq a\}}$.

Definice 2.18 (Diskrétní rovnoměrné rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *diskrétní rovnoměrné rozdělení* na $\{1, \ldots, k\}$ právě tehdy, když

$$f_X(x) = \begin{cases} 1/k, x = 1, \ldots, k; \\ 0, \text{jinak}. \end{cases}$$

Definice 2.19 (Bernoulliho rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *Bernoulliho rozdělení* s parametrem $p \in (0, 1)$ právě tehdy, když $f_X(x) = p^x(1-p)^{1-x}$ pro $x \in 0, 1$. Zapisujeme $X \sim \mathit{Alt}(p)$ nebo $X \sim \mathit{Be}(p)$. Tímto rozdělením modelujeme jevy, u kterých jsou pouze dva možné výsledky (úspěch/neúspěch, hod mincí).

Definice 2.20 (Binomické rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *binomické rozdělení* s parametry $n \in \mathbb{N}$ a $p \in (0, 1)$ právě tehdy, když

$$f_X(x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \chi_{\{x \in \{0, \ldots, n\}\}}.$$

Zapisujeme $X \sim \mathit{Bi}(n, p)$. Používáme toto v případě sčítaně nezávislých[2] veličin s Bernoulliho rozdělením (počet úspěchů mezi n pokusy).

Definice 2.21 (Geometrické rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *geometrické rozdělení* s parametrem $p \in (0, 1)$ (zapisujeme $X \sim \mathit{Geo}(p)$) právě tehdy, když

$$f_X(x) = p(1-p)^x$$

pro $x \in \mathbb{N}_0$. Taková náhodná veličina vyjadřuje počet neúspěchů před prvním úspěchem v posloupnosti nezávislých pokusů.

[2] Přesná definice nezávislých veličin bude uvedena později.

Definice 2.22 (Negativně binomické rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *negativně binomické rozdělení* s parametry $n \in \mathbb{N}$ a $p \in (0,1)$ (píšeme $X \sim NB(n,p)$), jestliže platí

$$f_X(x) = \binom{n+x-1}{n-1} p^n (1-p)^x$$

pro $x \in \mathbb{N}_0$. Rozdělení vyjadřuje počet neúspěchů před n-tým úspěchem v posloupnosti nezávislých pokusů. Specifický případ $NB(1,p) = Geo(p)$.

Definice 2.23 (Poissonovo rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *Poissonovo rozdělení* s parametrem $\lambda > 0$ (zapisujeme $X \sim Po(\lambda)$) právě tehdy, když

$$f_X(x) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{x!}$$

pro $x \in \mathbb{N}_0$. Jestliže $X \sim Po(\lambda_X)$ a $Y \sim Po(\lambda_Y)$ jsou nezávislé, potom $X+Y \sim Po(\lambda_X + \lambda_Y)$. Jestliže $n \to \infty$ a $np \to \lambda < \infty$, potom $Bi(n,p)$ konverguje k $Po(\lambda)$.

2.2 Absolutně spojité náhodné veličiny

Definice 2.24 (Spojité rovnoměrné rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *rovnoměrné rozdělení* na intervalu $[a,b]$ právě tehdy, když $f_X(x) = (b-a)^{-1}\chi_{\{x \in [a,b]\}}$. Zapisujeme $X \sim U(a,b)$ (uniform) nebo $X \sim R(a,b)$ (rovnoměrné).

Definice 2.25 (Normální rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *normální (Gaussovo) rozdělení* s parametry $\mu \in \mathbb{R}$ a $\sigma^2 > 0$ (zapisujeme $X \sim N(\mu, \sigma^2)$) právě tehdy, když

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{ -\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \right\}$$

pro $x \in \mathbb{R}$.

Toto rozdělení je enormně důležité, uvedeme si proto několik jeho vlastností. Nejprve, máme-li $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, potom $Z := (X-\mu)/\sigma \sim N(0,1)$. Tomuto rozdělení říkáme *standardní normální rozdělení*. Dále, máme-li dvě nezávislé normálně rozdělené veličiny $X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2), Y \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2)$, potom $X+Y \sim N(\mu_X + \mu_Y, \sigma_X^2 + \sigma_Y^2)$.

Distribuční funkce $N(0,1)$ nejde vyjádřit analyticky, máme jen $\Phi(x) := \int_{-\infty}^{x} \phi(t)dt$, kde $\phi(x) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp -x^2/2$ je hustota standardního normálního rozdělení. Její hodnoty proto vyhledáváme v tabulkách, případně počítáme numericky.

Příklad 2.26. Předpokládejme, ze $X \sim N(3,5)$. Spočteme $P[X \geq 1]$. Dále spočtěte $q = F_X^{-1}(0.2)$.

Důkaz. Počítáme přímo

$$P[X \geq 1] = 1 - P[X \leq 1] = 1 - P[Z \leq \frac{1-3}{\sqrt{5}}] \approx 1 - \Phi(-0.8944) = 0.81.$$

Dále z tabulek víme, že $\Phi(-0.8416) = 0.2$, potom

$$0.2 = P[X \leq q] = P[Z \leq \frac{q-\mu}{\sigma}] = \Phi[\frac{q-\mu}{\sigma}],$$

proto $-0.8416 = \frac{q-\mu}{\sigma} = \frac{q-3}{\sqrt{5}}$ a tedy $q = 3 - 0.8416\sqrt{5} \approx 1.1181$. □

Definice 2.27 (Exponenciální rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *exponenciální rozdělení* s parametrem $\lambda > 0$ (zapisujeme $X \sim Exp(\lambda)$) právě tehdy, když

$$f_X(x) = \lambda e^{-\lambda x} \chi_{\{x>0\}}.$$

Definice 2.28 (Gamma rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *Gamma rozdělení* s parametry $a, p > 0$ právě tehdy, když

$$f_X(x) = \frac{a^p}{\Gamma(p)} x^{p-1} e^{-ax} \chi_{\{x>0\}},$$

kde $\Gamma(p) = \int_0^\infty t^{p-1} e^{-t} dt$ je gamma funkce (spojité rozšíření faktoriálu). Zapisujeme $X \sim Gamma(a, p)$ nebo $X \sim \Gamma(a, p)$. Exponenciální rozdělení $Exp(a)$ je speciálním případem Gamma rozdělení s parametrem $p = 1$.

Opět máme součtový vzorec pro nezávislé veličiny $X \sim \Gamma(a, p_X), Y \sim \Gamma(a, p_Y)$, platí totiž $X + Y \sim \Gamma(a, p_X + p_Y)$.

Definice 2.29 (Beta rozdělení)**.** Náhodná veličina X má *Beta rozdělení* s parametry $\alpha, \beta > 0$ právě tehdy, když

$$f_X(x) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} \chi_{\{x \in (0,1)\}}.$$

Zapisujeme $X \sim Beta(\alpha, \beta)$ nebo $X \sim B(\alpha, \beta)$. Všimněme si, že na rozdíl od předchozích rozdělení jde o rozdělení na kompaktu.

konec 5. přednášky (3.3.2025)

Definice 2.30 (χ^2-rozdělení)**.** Náhodná veličina X má χ^2-rozdělení s p stupni volnosti (zapisujeme $X \sim \chi^2_p$) právě tehdy, když

$$f_X(x) = \frac{1}{\Gamma(p/2) 2^{(p/2)}} x^{p/2-1} e^{-x/2} \chi_{\{x>0\}}.$$

Máme-li soubor nezávislých náhodných veličin $X_1, \ldots, X_p \sim N(0,1)$, potom součet jejich druhých mocnin odpovídá χ^2-rozdělení, $\sum_{i=1}^p X_i^2 \sim \chi^2_p$.

Definice 2.31 (Studentovo t-rozdělení)**.** Náhodná veličina X má Studentovo t-rozdělení s ν stupni volnosti (zapisujeme $X \sim t_\nu$) právě tehdy, když

$$f_X(x) = \frac{\Gamma((\nu+1)/2)}{\Gamma(\nu/2)\sqrt{\pi\nu}} \frac{1}{(1 + x^2/\nu)^{(\nu+1)/2}}.$$

Definice 2.32 (Cauchyho rozdělení)**.** Cauchyovo rozdělení je speciální případ t-rozdělení, když $\nu = 1$. Potom platí

$$f_X(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)}.$$

K zajímavým vlastnostem Cauchyova rozdělení patří například to, že nemá střední hodnotu (bude upřesněno později).

Přejdeme dále k vícerozměrným náhodným veličinám, jedním z jejich využití je například možnost formální definice pojmu nezávislosti několika náhodných veličin.

Definice 2.33. Nechť $(\Omega, \mathcal{A})$ je měřitelný prostor. *Náhodný vektor* je měřitelné zobrazení, které každému výsledku ω přiřadí reálný d-rozměrný vektor $\vec{X}(\omega)$. To znamená, že

$$\vec{X} : \Omega \to \mathbb{R}^d \wedge \{\omega \in \Omega : \vec{X}(\omega) \le \vec{x}\} \in \mathcal{A} \forall \vec{x} \in \mathbb{R}^d.$$

Definice 2.34. *Rozdělením náhodného vektoru* $\vec{X} : (\Omega, \mathcal{A}) \to (\mathbb{R}^d, \mathcal{B}(\mathbb{R}^d))$ nazveme indukovanou pravděpodobnostní míru $P_{\vec{X}}$ na $(\mathbb{R}^d, \mathcal{B}(\mathbb{R}^d))$ definovanou jako

$$P_{\vec{X}}(B) := P[\{\omega \in \Omega : \vec{X}(\omega) \in B\}]$$

pro všechny $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$.

Již na první pohled je zřejmá analogie s jednorozměrnými náhodnými veličinami v tom, že $P_{\vec{X}}$ je obraz míry P v zobrazení $\vec{X}$, kde se původní pravděpodobnostní prostor zobrazí na $(\mathbb{R}^d, \mathcal{B}(\mathbb{R}^d), P_{\vec{X}})$. Platí, že pokud máme náhodný vektor $\vec{X} = [X_1, \ldots, X_d]^T$, potom X_i je náhodná veličina pro všechna $i \in \{1, \ldots, d\}$ (důsledek definice, avšak platí i opačná implikace).

Definice 2.35. Nechť $(\Omega, \mathcal{A}, P)$ je pravděpodobnostní prostor. *Sdružená distribuční funkce* náhodného vektoru $\vec{X}$ je funkce $F_{\vec{X}} : \mathbb{R}^d \to [0, 1]$ definovaná jako

$$F_{\vec{X}}(\vec{x}) = P(\vec{X} \le \vec{x}) = P(\bigcup_{l=1}^{d} \{X_l \le x_l\})$$

pro všechna $\vec{x} = [x_1, \ldots, x_d]^T \in \mathbb{R}^d$.

Analogicky s náhodnými veličinami si zformulujeme tvrzení o základních vlastnostech sdružených distribučních funkcí.

Věta 2.36 (Vlastnosti sdružené distribuční funkce)**.** *Pokud je F sdružená distribuční funkce d-rozměrného náhodného vektoru $\vec{X}$, pak platí*

(i) *F je po složkách neklesající a zprava spojitá;*

(ii) $\lim_{x_l \to -\infty} F(\vec{x}) = 0$ *pro každé $l = 1 \ldots d$;*

(iii) $\lim_{x_l \to +\infty \forall l} F(\vec{x}) = 1$.

Důkaz. Nejdříve dokážeme vlastnost (i). Fixujme $x_1, \dots, x_{l-1}, x_{l+1}, \dots, x_d \in \mathbb{R}$ a definujeme funkci $G(x) := F_{\vec{X}}(x_1, \dots, x_{l-1}, x, x_{l+1}, \dots, x_d)$. Z monotonie pravděpodobnosti je G neklesající a nezáporná. Jelikož je G neklesající, nutně existuje limita $\lim_{y \to x^+} G(y) \geq G(x)$. Dokážeme, že dochází k rovnosti (čímž dokážeme spojitost zprava).

Z Heineovy věty plyne, že $\lim_{y \to x^+} G(y) = \lim G(x + \frac{1}{n})$. Označme $B_n := (-\infty, x_1] \times \cdots \times (-\infty, x_{l-1}] \times (-\infty, x + \frac{1}{n}) \times (-\infty, x_{l+1}] \times \cdot \times (-\infty, x_n]$. Potom máme, že $B_n \searrow B := (-\infty, x_1] \times \cdots \times (-\infty, x_{l-1}] \times (-\infty, x]) \times (-\infty, x_{l+1}] \times \cdot \times (-\infty, x_n]$.

Dále s využitím věty o spojitosti míry (Věta 1.7) můžeme psát

$$\lim_{y \to x^+} G(y) = \lim_{n \to \infty} G(x + \frac{1}{n}) = \lim_{n \to \infty} P_{\vec{X}}(B_n) = P_{\vec{X}}\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} B_n\right) = P_{\vec{X}}(B) = G(x),$$

čímž je ukončen důkaz vlastnosti (i).

K důkazu vlastnosti (ii) opět mějme pevná $x_1, \dots, x_{l-1}, x_{l+1}, \dots, x_d \in \mathbb{R}$. Opět uvažujme funkci G z předchozí části důkazu, která je neklesající a nezáporná. Proto musí existovat její limita $\lim_{\vec{x} \to -\infty} = \lim_{n \to \infty} G(-n)$ (opět plyne z Heineovy věty). Definujme $C_n := (-\infty, x_1] \times \cdots \times (-\infty, x_{l-1}] \times (-\infty, -n]) \times (-\infty, x_{l+1}] \times \cdot \times (-\infty, x_n]$, potom platí že $C_n \searrow \emptyset$. Podobným argumentem jako posledně máme

$$\lim_{x_l \to -\infty} F(\vec{x}) = \lim_{x \to -\infty} G(x) = \lim_{n \to \infty} G(-n) = \lim_{n \to \infty} P_{\vec{X}}\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} C_n\right) = P_{\vec{X}}(\emptyset) = 0,$$

čímž jsme dokázali vlastnost (ii).

Nakonec si uvědomíme, že podmínka z vlastnosti (iii) je ekvivalentní tomu, že $\lim_{n \to \infty} \min\{x_l\} = \infty$. Z již několikrát použité věty o spojitosti pravděpodobnosti máme, že $1 \geq F_{\vec{X}}(\vec{x}) \geq F_{\vec{X}}(\min\{x_l\}[1, \dots, 1]^T)$. Stačí tedy dokázat, že poslední uvedená limita je rovna ∞.

Položme $H(x) := F_{\vec{X}}(x[1, \dots, 1]^T)$. Z monotonie pravděpodobnosti máme, že funkce H je neklesající. Dále $0 \leq H(x) \leq 1$, tedy existuje $\lim_{x \to \infty} H(x) = \lim_{n \to \infty} H(n)$ (jako limita posloupnosti). Položme $D_n := (-\infty, n]^d$. Opět z věty o spojitosti míry můžeme psát

$$\lim_{x_l \to +\infty \forall l} F(\vec{x}) = \lim_{n \to \infty} H(n) = \lim_{n \to \infty} P_{\vec{X}}(D_n) = P_{\vec{X}}(\mathbb{R}^d) = 1,$$

čímž jsme získali požadovanou rovnost. □

Věta 2.37 (Marginální distribuční funkce)**.** *Pokud je $F_{\vec{X}}$ sdružená distribuční funkce náhodného vektoru $\vec{X} = [X_1, \dots, X_d]^T$, pak*

$$\lim_{x_d \to +\infty} F_{\vec{X}}(x_1, \dots, x_d) = F(x_1, \dots, x_{d-1}), \forall \vec{x} = [x_1, \dots, x_d]^T \in \mathbb{R}^d,$$

kde F je distribuční funkce náhodného podvektoru $[X_1, \dots, X_{d-1}]^T$.

Důkaz. Nechť je dána libovolná posloupnost $\{z_n\}_{n=1}^{\infty}$ taková, že $\lim z_n = \infty$. Dále označme $B := \bigcap_{l=1}^{d-1}\{X_l \le x_l\}$, $B_n := B \cup \{X_d \le z_n\}$ a $D_n := \left(\bigcup_{m=n}^{\infty} B_m^C\right)^C$. Platí $D_n \subseteq B_n \subseteq B = \bigcup_{m=1}^{\infty} B_m$ a $D_n \nearrow B$. Ze spojitosti míry (Věta 1.7) máme, že $\lim_{n\to\infty} P(D_n) = P(B)$ a z monotonie míry máme, že $P(D_n) \le P(B_n) \le P(B)$. Potom (viz věta o dvou strážnících) máme $\lim_{n\to\infty} P(B_n) = P(B)$. Nakonec z Heineovy věty máme, že $\lim_{x_d\to\infty} P(B \cap \{X_d \le x_d\}) = P(B)$. $\square$

Výše zmíněný limitní přechod můžeme opakovat vícekrát a "marginalizovat" až na jednorozměrný případ. Navíc, složky můžeme permutovat, tedy v kombinaci s touto větou můžeme "vyřadit" libovolnou složku.

Definice 2.38 (Marginální rozdělení)**.** Nechť $J \subseteq \{1, \dots d\}$ a $|J| = m$. Potom *náhodný podvektor* definujeme jako $\vec{Y} \equiv \{X_l\}_{l\in J} : (\Omega, \mathcal{A}) \to (\mathbb{R}^m, \mathcal{B}(\mathbb{R}^m))$ a *marginálním rozdělením* rozumíme indukovanou pravděpodobnostní míru $P_{\vec{Y}}$ na prostoru $(\mathbb{R}^m, \mathcal{B}(\mathbb{R}^m))$.

Ve speciálním případě $J = \{1, \dots, m\}$ pak máme $P_{\vec{Y}}(B) = P_{\vec{X}}(B \times \mathbb{R}^{d-m})$. Pro $|J| = 1$ celkem snadno vidíme, že se jedná o náhodnou veličinu.

V následujících definicích definujeme spojité a diskrétní náhodné vektory podobně tomu, jak jsme to udělali u náhodných veličin.

Definice 2.39. Náhodný vektor $\vec{X} = [X_1, \dots, X_d]^T$ nazveme *diskrétní*, jestliže existují nejvýše spočetná množina $I \subseteq \mathbb{N}$ a posloupnosti $\{\vec{x}_i\}_{i\in I}$ prvků $\mathbb{R}^d$ a $\{p_i\}_{i\in I}$ prvků intervalu $(0, 1]$ takové, že platí

$$P_{\vec{X}} = \sum_{i\in I} p_i \delta_{\vec{x}_i} \text{ a } \sum_{i\in I} p_i = 1,$$

kde $\delta_{\vec{u}}$ značí Diracovu míru v $\vec{u} \in \mathbb{R}^d$.

Definice 2.40. Náhodný vektor $\vec{X} = [X_1, \dots, X_d]^T$ nazveme *(absolutně) spojitý*, jestliže $P_{\vec{X}}$ je absolutně spojitá vůči d-rozměrné Lebesgueově míře λ^d.

V případě diskrétního náhodného vektoru pak můžeme explicitně uvést sdruženou distribuční funkci $F_{\vec{X}}(\vec{x}) = \sum_{i\in I} p_i \chi_{[\vec{x}_i,\infty)}(\vec{x}) = \sum_{i\in I}^{\vec{x}_i \le \vec{x}} p_i$, kde relaci $\le$ uvažujeme po složkách (musí platit pro všechny složky zároveň).

Pro spojité náhodné vektory si uvědomíme, že sdružená distribuční funkce má derivaci $\frac{\partial^d}{\partial x_1 \dots \partial x_d} F_{\vec{X}}$ s.v. vzhledem k λ^d a platí následující vztah pro sdruženou hustotu

$$f_{\vec{X}}(\vec{x}) = \frac{\partial^d}{\partial x_1 \dots \partial x_d} F_{\vec{X}}.$$

Tento vztah platí λ^d-skoro všude a navíc v námi zkoumaných příkladech je $F_{\vec{X}}$ dostatečně hladká, tedy nezáleží na pořadí derivací. Potom také můžeme z hustoty spočítat distribuční funkci pomocí vztahu

$$F_{\vec{X}}(\vec{x}) = \int_{-\infty}^{x_1} \cdots \int_{-\infty}^{x_d} f_{\vec{X}}(t_1, \dots, t_d) dt_d \dots dt_1,$$

pro všechna $\vec{x} = [x_1, \dots, x_d]^T \in \mathbb{R}^d$. Díky Fubiniově větě opět nezáleží na pořadí integrálů.

konec 6. přednášky (4.3.2025)