# 23. Numerické metody a matematická pravděpodobnost

numerické řešení algebraických a obyčejných diferenciálních rovnic, rozložení pravděpodobnosti, generování pseudonáhodných čísel.

# Na úvod malé opakovanie ako sa počítajú determinanty:

Nechť A je matice řádu n. Determinantem matice  $A = (a_{ij})$  nazýváme číslo

$$\det A = |A| = \sum_{i=1}^{n} (-1)^{\pi(i_1, i_2, \dots, i_n)} a_{1i_1} a_{2i_2} \dots a_{ni_n},$$

 $\det A = |A| = \sum_{i=1}^{n} (-1)^{\pi(i_1,i_2,\dots,i_n)} a_{1i_1} a_{2i_2} \dots a_{ni_n},$  kde se sčítá přes všechny permutace  $(i_1,i_2,\dots,i_n)$  množiny  $\mathbb{N}_n = \{1,2,\dots,n\}.$ 

#### Matica 2×2:

$$A = \left(\begin{array}{cc} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{array}\right).$$

Existují dvě permutace množiny  $\mathbb{N}_2 = \{1, 2\}$ , a to (1, 2) a (2, 1). Pak

$$\det A = (-1)^{\pi(1,2)} a_{11} a_{22} + (-1)^{\pi(2,1)} a_{12} a_{21} = a_{11} a_{22} - a_{12} a_{21}.$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a \\ c \\ d \end{pmatrix} \quad \det \mathbf{A} = ad - bc$$

#### Matica 3×3:

#### Sarrusovo pravidlo:

K matici pripíšeme na pravú stranu ešte raz jej prvý a druhý stĺpec v tomto poradí. Potom vyrátame všetky diagonálne súčiny, ktoré majú po tri činitele. Spolu je takýchto súčinov šesť. Výslednú sumu tvorí súčet týchto šiestich súčinov, pričom zo znamienkom "+" sú tie tri z nich, ktoré sú rovnobežné s hlavnou diagonálou, so znamienkom "-" sú zvyšné tri z nich, tj. tie, ktoré sú rovnobežné s vedľajšou diagonálou.

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{31} & a_{32} \end{bmatrix}$$

$$\det \mathbf{A} = a_{11}a_{22}a_{33} + a_{12}a_{23}a_{31} + a_{13}a_{21}a_{32} - a_{13}a_{22}a_{31} - a_{11}a_{23}a_{32} - a_{12}a_{21}a_{33}$$

#### Matice 4×4 a väčšie:

Matice musíme "rozsekat" na menšie matice (musíme sa dostať k maticiam 3×3, ktorých determinant vieme počítať). Vyberieme si niektorý stĺpec matice a postupujeme ako na nasledovnom príklade:

"Rozsekané" matice neobsahujú vybraný stĺpec a tiež riadok, v ktorom sa nachádza písmeno ktorým sa násobí matica.

V prvom kroku nemusíme vybrať stĺpec, ale môžeme aj riadok, "rozsekané" matice potom neobsahujú tento riadok a tiež jeden stĺpec (podľa toho čím sa násobí matica). Príklad zo skrípt:

$$A = \left(\begin{array}{rrrr} 1 & 2 & -3 & 4 \\ -4 & 2 & 1 & 3 \\ 3 & 0 & 0 & -3 \\ 2 & 0 & -2 & 3 \end{array}\right),$$

Použijeme Laplaceova rozvoje podle třetího řádku. Tento postup je výhodný zejména proto, že třetí řádek matice A obsahuje několik nul, takže odpovídající členy rozvoje budou nulové a nemusíme je počítat. Tedy

$$\det A = \begin{vmatrix} 1 & 2 & -3 & 4 \\ -4 & 2 & 1 & 3 \\ 3 & 0 & 0 & -3 \\ 2 & 0 & -2 & 3 \end{vmatrix} = (-1)^{3+1} \cdot 3 \cdot \begin{vmatrix} 2 & -3 & 4 \\ 2 & 1 & 3 \\ 0 & -2 & 3 \end{vmatrix} + (-1)^{3+2} \cdot 0 \cdot \begin{vmatrix} 1 & -3 & 4 \\ -4 & 1 & 3 \\ 2 & -2 & 3 \end{vmatrix} + (-1)^{3+3} \cdot 0 \cdot \begin{vmatrix} 1 & 2 & 4 \\ -4 & 2 & 3 \\ 2 & 0 & 3 \end{vmatrix} + (-1)^{3+4} \cdot (-3) \cdot \begin{vmatrix} 1 & 2 & -3 \\ -4 & 2 & 1 \\ 2 & 0 & -2 \end{vmatrix} = 3 \cdot (6 + (-16) + 0 - 12) - (-12) - (-18) + 3 \cdot (-4 + 0 + 4 - (-12) - 0 - 16) = 3 \cdot 20 + 3 \cdot (-4) = 0 - 12 = 48.$$

# 1 Numerické řešení soustavy lineárních rovnic

Budeme se zabývat řešením soustavy *n* lineárních rovnic

S neznámými  $x_1, x_2, ..., x_n$ . Matice  $A = (a_{ij})$  kde i, j = 1, ..., n se nazývá matice soustavy a sloupcový vektor  $b = (b_1, ..., b_n)^T$  vektor pravých stran. Všude v dalším textu budeme předpokládat, že matice soustavy je regulární, tj. že řešená soustava má právě jedno řešení.

# 1.1 Přímé metody pro řešení algebraických rovnic

Přímé metody vedou k řešení soustavy po konečném počtu kroků. Takto nalezené řešení by bylo přesné, kdybychom se v průběhu výpočtu nedopouštěli zaokrouhlovacích chyb.

#### • <u>Cramerovo pravidlo</u>

Je-li matice soustavy regulární, tj. její determinant je nenulový, pak řešení soustavy lze vypočítat jako

$$x_1 = \frac{D_1}{D}, \quad x_2 = \frac{D_2}{D}, \quad x_n = \frac{D_n}{D},$$

kde D je determinant matice soustavy A a  $D_k$  kde k=1,...,n jsou determinanty matic, které vzniknou z matice A nahrazením k-tého sloupce této matice vektorem pravých stran b. Příklad:

$$2x_{1} + 3x_{2} = 5$$

$$-x_{1} + 2x_{2} = 8$$

$$D = \begin{vmatrix} 2 & 3 \\ -1 & 2 \end{vmatrix} = 7$$

$$D_{\underline{1}} = \begin{vmatrix} 5 \\ 8 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} 2 \\ 2 \end{vmatrix} = -14,$$

$$D_{\underline{2}} = \begin{vmatrix} 2 \\ -1 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} 5 \\ 8 \end{vmatrix} = -21$$

$$x_{1} = \frac{-14}{7} = -2$$

$$x_{2} = \frac{21}{7} = 3$$

Cramerovo pravidlo je vhodné pouze pro velmi malé soustavy rovnic.

#### • Gaussova eliminační metoda

Základem této metody je úprava soustavy na trojúhelníkový tvar pomocí elementárních úprav. Snažíme se získat 0 pod hlavní diagonálou matice. Postupně od řádků odečítáme předchozí řádky vynásobené tak aby v daném sloupci vznikla odečtením 0 (príklad zo skrípt je v súbore priklad\_gauss.pdf).

Základom metódy je úprava na trojuholníkový tvar matice pomocou elementárnych úprav. Najprv odpočítame prvú rovnicu od všetkých pod ňou, pričom vždy ju vynásobíme takým číslom aby sme v príslušnej rovnici vynulovali prvú neznámu. Následne pre druhú, a všetky ostatné postupujeme rovnako.

Nakoniec z poslednej rovnice vypočítame  $x_3$ , zo strednej  $x_2$  a z prvej  $x_1$  (v tomto poradí).

# 1.2 Iterační metody

Iterační metody na rozdíl od přímých metod, nevedou k přesnému řešení po konečném, předem daném počtu kroků U iteračních metod zvolíme počáteční aproximaci řešení a určitým postupem ji v každém kroku metody zlepšíme. K řešení se přibližujeme postupně a obecně ho dosáhneme až v limitě. Protože výpočet nelze provádět do nekonečna, po jisté době jej ukončíme. Výsledkem bude přibližné řešení soustavy.

#### Jacobiho metóda

Máme sústavu rovníc:

$$a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 = a_{14}$$
  
 $a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = a_{24}$   
 $a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = a_{34}$ 

Z prvej rovnice si vyjadríme  $x_1$ , z druhej  $x_2$  až na koniec z n-tej  $x_n$ .

$$x_1$$
 =  $\frac{a_{14} - a_{12}x_2 - a_{13}x_3}{a_{11}}$   
 $x_2$  =  $\frac{a_{24} - a_{21}x_1 - a_{23}x_3}{a_{22}}$   
 $x_3$  =  $\frac{a_{34} - a_{31}x_1 - a_{32}x_2}{a_{33}}$ 

Potom si zvolíme počiatočnú aproximáciu pre  $x_1$  až  $x_n$  (napr. 0;  $x^{(0)} = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)})^T$ ) a dosadíme do pravej strany rovníc. Z toho nám vyjde nová aproximácia, ktorú opätovne dosadzujeme do pravej strany až kým nemáme dostatočne presný výsledok. Každú ďalšiu aproximáciu riešenia získame pomocou predpisu (dúfam, že je jasné aký je princíp, a ako sa vytvorí nasledujúci predpis):

$$x_{1}^{(r+1)} = \frac{a_{14} - a_{12}x_{2}^{(r)} - a_{13}x_{3}^{(r)}}{a_{11}}$$

$$x_{2}^{(r+1)} = \frac{a_{24} - a_{21}x_{1}^{(r)} - a_{23}x_{3}^{(r)}}{a_{22}}$$

$$x_{3}^{(r+1)} = \frac{a_{34} - a_{31}x_{1}^{(r)} - a_{32}x_{2}^{(r)}}{a_{33}}$$

**Podmienky konvergencie:** Jacobiho metóda konverguje (neustále sa približuje k výsledku), ak je matica sústavy rovníc riadkovo alebo stĺpcovo diagonálne dominantná (keď je v každom riadku matice absolútna hodnota prvku na diagonále väčšia ako súčet absolútnych hodnôt všetkých ostatných prvkov v onom riadku, alebo keď je v každom stĺpci matice absolútna hodnota prvku na diagonále väčšia ako súčet absolútnych hodnôt všetkých ostatných prvkov v onom stĺpci).



Příklad:

$$15x_1 - x_2 + 2x_3 = 30$$

$$2x_1 - 10x_2 + x_3 = 23$$

$$x_1 + 3x_2 + 18x_3 = -22$$

Matice soustavy je diagonálně dominantní, protože platí:

$$|15| > |-1| + |2|, |-10| > |2| + |1|, |18| > |1| + |3|.$$

Proto je konvergence metody vždy zaručena. Vypíšeme iterační vztahy:

$$x_1^{(r+1)} = \frac{1}{15}(30 + x_2^{(r)} - 2x_3^{(r)})$$

$$x_2^{(r+1)} = -\frac{1}{10}(23 - 2x_1^{(r)} - x_3^{(r)})$$

$$x_3^{(r+1)} = \frac{1}{18}(-22 - x_1^{(r)} - 3x_2^{(r)})$$

Jako počáteční aproximaci zvolíme  $x = (0,0,0)^T$ . Postupné získávané aproximace řešení budeme zapisovat do tabulky:

r	$x_1^{(r)}$	$x_2^{(r)}$	$x_3^{(r)}$
0	0	0	0
1	2	-2,3	-1,2222
2	2,0096	-2,0222	-0,9500
3	1,9918	-1,9930	-0,9968
4	2,0000	-2,0013	-1,0007

Je vidět, že posloupnost postupných aproximací konverguje k řešení soustavy (2; -2; -1). Chybu můžeme určit jako absolutní hodnotu rozdílu výsledků dvou po sobě jdoucích iterací. Určuje se postupně pro jednotlivé proměnné.

## • Gauss-Seidelova metóda

Je veľmi podobná Jacobiho metóde. Jediný rozdiel je, že v každom kroku (napríklad pri výpočte nového  $x_2$ ), už používame najnovšiu hodnotu  $x_1$  (nie hodnotu z predchádzajúcej iterácie). Pri rovniciach z príkladu u Jacobiho metódy by sme teda mali iteračné vzťahy vyjadrené takto:

$$x_{1}^{(r+1)} = \frac{a_{14} - a_{12}x_{2}^{(r)} - a_{13}x_{3}^{(r)}}{a_{11}}$$

$$x_{2}^{(r+1)} = \frac{a_{24} - a_{21}x_{1}^{(r+1)} - a_{23}x_{3}^{(r)}}{a_{22}}$$

$$x_{3}^{(r+1)} = \frac{a_{34} - a_{31}x_{1}^{(r+1)} - a_{32}x_{2}^{(r+1)}}{a_{33}}$$

**Podmínky konvergence:** Je-li matice soustavy pozitivně definitní, Gauss-Seidelova metoda konverguje. Ověření toho, že je daná matice pozitivně definitní, je náročné a pro velké matice prakticky neproveditelné. Naštěstí je u některých úloh z povahy řešeného problému předem jasné, že matice soustavy pozitivně definitní bude.

Neviem či treba toto vedieť (snáď nie):

Symetrická matice **A** rádu *n* se nazývá **pozitivně definitní**, jestliže pro každý nenulový sloupcový vektor  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$  platí

$$\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} > 0$$

Příklad: Pozitivně definitní je např. matice

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 5 \end{pmatrix}$$

protože pro každý vektor  $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T \neq (0, 0)^T$  platí

$$\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = x_1^2 + 4x_1x_2 + 5x_2^2 = (x_1 + 2x_2)^2 + x_2^2 > 0$$

zatím co matice

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} -1 & 2 \\ 2 & 5 \end{pmatrix}$$

není pozitivně definitní, protože např. pro  $\mathbf{x} = (1, 0)^T$  platí

$$(1,0)$$
**B** $\binom{1}{0}$  =  $(1,0)$  $\binom{-1}{2}$  =  $-1 < 0$ .

# 2 Numerické metódy riešenia jednej nelineárnej rovnice

Hľadáme korene x ( $x \in R$ ) v nelineárnej rovnici f(x) = 0. Pri hľadaní koreňov najprv zistíme, koľko má rovnica koreňov a nájdeme intervaly obsahujúce práve jeden koreň rovnice – separácia koreňov rovnice. Následne budeme niektorou z nasledujúcich metód hľadať približný koreň rovnice.

## • Separace kořenů

Pro nalezení počtu a polohy kořenů je vhodné prozkoumat vlastnosti funkce f a načrtnout její graf. U některých úloh je možné funkci rozdělit na dvě jejichž grafy známe (např.  $f_1$  parabola a  $f_2$  přímka a pod.)

$$f_1(x) = f_2(x)$$
.

V bodech, kde se grafy funkcí  $f_1$  a  $f_2$  protnou, se nacházejí kořeny původní rovnice. Při hledání kořenů je užitečná následující věta:

Je-li funkce f spojitá na intervalu  $\langle a, b \rangle$  a platí-li:

$$f(a) \cdot f(b) < 0$$

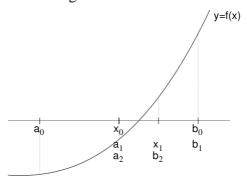
pak v intervalu  $\langle a,b \rangle$  leží alespoň jeden kořen rovnice f(x)=0. Znaménka funkčních hodnot v krajních bodech tohoto intervalu jsou opačná (tzn. funkce v tom intervalu někde protíná osu x). Kořenů rovnice muže být v uvedeném intervalu i více, o jejich počtu věta nic neříká. Na druhou stranu, není-li podmínka věty splněna, neznamená to, že v intervalu  $\langle a,b \rangle$  žádný kořen rovnice neleží.

# • Metóda polenia (půlení 😊 ) intervalov (metóda bisekcie)

Najjednoduchšia metóda hľadania koreňa rovnice. Majme interval  $\langle a,b \rangle$  taký, že  $f(a) \cdot f(b) < 0$  t.j. nachádza sa v ňom aspoň jeden koreň rovnice f(x) = 0 (funkcia musí byť spojitá v tomto intervale). V každom kroku tento interval rozpolíme – nájdeme stred

podľa vzorca  $x_k = \frac{a_k + b_k}{2}$  a vyberieme tú polovičku intervalu v ktorej je zaručená

existencia koreňa. Která z nich to je, rozeznáme podle znamének funkčních hodnot v krajních bodech. Je-li  $f(a_k) \cdot f(x_k) < 0$ , budeme pokračovat s intervalem  $< a_k, x_k >$ , v opačném případě s intervalem  $< x_k, b_k >$ . (Platí-li  $f(x_k) = 0$ , nalezli jsme kořen rovnice a výpočet ukončíme.) Iteráciu ukončíme pokial je polovica veľkosti posledného intervalu menšia alebo rovná požadovanej presnosti (podmienka ukončenia:  $b_k - a_k < 2\varepsilon$ ). Potom za koreň zoberieme stred aktuálneho intervalu. Táto metóda konverguje vždy ak sa v počiatočnom intervale nachádza aspoň jeden koreň. Ak je ich tam viac nájdeme jeden z nich. Nevýhodou je pomalá konvergencia.



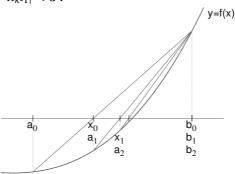
## Metóda regula falsi

Je veľmi podobná metóde polenia intervalov. Jediný rozdiel je v tom, že interval nedelíme v polovici, ale v mieste priesečníku úsečky medzi bodmi  $[a_k, f(a_k)]$  a  $[b_k, f(b_k)]$ . Priesečník vypočítame ako:

$$x_k = b_k - \frac{b_k - a_k}{f(b_k) - f(a_k)} \cdot f(b_k).$$

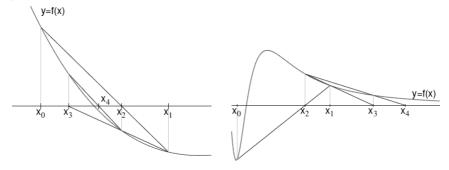
Metóda vždy konverguje, je obvykle rýchlejšia ako predchádzajúca metóda ale v určitých prípadoch môže byť pomalšia.

Podmienka ukončenia:  $|x_k - x_{k-1}| < \varepsilon$ .



## Metoda sečen (sečníc)

Metoda sečen je velmi podobná jako metoda regula falsi. Vyjdeme z intervalu  $\langle a, b \rangle$  obsahujícího kořen rovnice. Označíme  $x_0 = a$  a  $x_1 = b$ . Vedeme sečnu body  $[x_0, f(x_0)]$  a  $[x_1, f(x_1)]$  a najdeme její průsečík s osou x. Ten označíme  $x_2$ . Na rozdíl od metody regula falsi však nyní nevybíráme interval obsahující kořen, ale vedeme sečnu body  $[x_1, f(x_1)]$ ,  $[x_2, f(x_2)]$ , její průsečík označíme  $x_3$ , pak vedeme sečnu body  $[x_2, f(x_2)]$  a  $[x_3, f(x_3)]$  atd. – viz obrázek.



Metoda sečen může divergovat.

V k-tem kroku metody počítáme aproximaci kořene podle vzorce

$$x_{k+1} = x_k - \frac{x_k - x_{k-1}}{f(x_k) - f(x_{k-1})} \cdot f(x_k)$$

kde  $x_0 = a$ ,  $x_1 = b$ . Výpočet ukončíme, když je splněna podmínka  $|x_k - x_{k-1}| < \varepsilon$ .

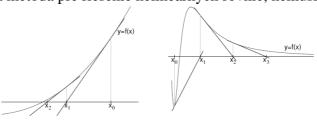
Metoda sečen je rychlejší než metoda regula falsi, nemusí ale vždy konvergovat. Protože je obtížné předem zjistit, zda metoda pro danou rovnici konverguje nebo diverguje, je vhodné zadat při vypočtu maximální počet kroku. Je-li tento počet překročen a kořen rovnice jsme nenašli, výpočet ukončíme s tím, že metoda diverguje. Pak je nutno změnit počáteční aproximace nebo zvolit jinou metodu.

## • Newtonova metóda (metóda dotyčníc (tečen))

Pracuje sa s dotyčnicami – predpokladáme, že funkcia f má deriváciu. Princíp je taký, že zvolíme počiatočnú aproximáciu  $x_0$ , vedieme dotyčnicu v bode  $[x_0, f(x_0)]$ , jej priesečník s osou x označíme  $x_1$ . Teda  $x_1$  je nová aproximácia a pokračujeme tak isto ako pri prvej aproximácii stále dokola až kým  $|x_k - x_{k-1}| < \varepsilon$ . Novú aproximáciu vypočítame rovnicou:

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}.$$

Je to najefektívnejšia metóda pre riešenie nelineárnych rovníc, nemusí však konvergovať.



Newtonova metoda může divergovat

**Podmienky konvergencie:** (Fourierova podmienka) Nech v intervale  $\langle a,b \rangle$  leží jediný koreň f(x)=0 a nech f'(x) a f''(x) sú spojité a nemenia znamienka na intervale  $\langle a,b \rangle$ . Ak zvolíme za počiatočnú podmienku aproximáciu  $x_0 \in \langle a,b \rangle$  tak, aby bola splnená podmienka

$$f(x_0) \cdot f''(x_0) > 0$$

Newtonova metóda bude konvergovať.

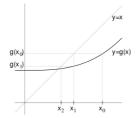
To, že f'(x) nemění znaménko na intervalu  $\langle a,b \rangle$ , znamená, že funkce f buď na celém intervalu roste, nebo na celém intervalu klesá. To, že znaménko nemění f''(x), znamená, že funkce f je buď na celém intervalu konvexní (nad tečnou), nebo je na celém intervalu konkávní (pod tečnou). Podmínka znamená, že za  $x_0$  vybereme bod, v němž má funkční hodnota stejné znaménko jako druhá derivace.

#### • Metóda prostej iterácie

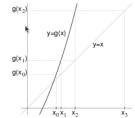
Princíp je v úprave funkcie f(x) = 0 na tvar x = g(x). Funkcia g sa nazýva iteračná funkcia. Miesto koreňa pôvodnej funkcie budeme hľadať pevný bod funkcie g(x). Zvolíme počiatočnú aproximáciu  $x_0$  a postupne budeme počítať novú aproximáciu podľa vzťahu:

$$x_{k+1} = g(x_k)$$

Funkcia nemusí konvergovať.



Obrázek 5.16: Metoda prosté iterace



**Obrázek 5.17**: Metoda prosté iterace může divergovat

**Podmienky konvergencie:** Nech g zobrazuje interval  $\langle a, b \rangle$  do seba a má na tomto intervale deriváciu. Ak existuje číslo  $\alpha \in \langle 0,1 \rangle$  tak, že

$$|g'(x)| \le \alpha \quad \forall x \in \langle a, b \rangle$$
,

potom v intervale <a, b> existuje pevný bod  $\xi$  funkcie g a postupnosť postupných aproximácií k nemu konverguje pre ľubovoľnú počiatočnú aproximáciu  $x_0 \in \langle a,b \rangle$ .

# 3 Numerické řešení obyčejných diferenciálních rovnic

Společným znakem všech dále uvedených metod je, že řešení nehledáme jako spojitou funkci, definovanou na celém zkoumaném intervalu < a, b>, ale hodnoty přibližného řešení počítáme pouze v konečném počtu bodů  $a=x_0< x_1< \ldots < x_n=b$ . Těmto bodům říkáme uzlové body nebo uzly sítě a množině  $x_0, x_1, \ldots, x_n$  říkáme sít. Rozdíl  $h_i=x_{i+1}-x_i$  se nazývá krok sítě v uzlu  $x_i$ .

Řešení diferenciální rovnice prvního řádu se zadanou počáteční podmínkou

$$y' = f(x, y), \quad y(x_0) = y_0.$$

Uvedené metody patří mezi jednokrokové – vycházejí jen z aktuálního stavu, vícekrokové metody používají historii stavů.

#### Eulerova metóda

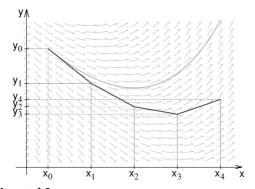
Je metóda prvého stupňa. Vo všetkých bodoch v sieti  $\{x_0, x_1, \dots, x_n\}$  platí:

$$y'(x_i) = f(x_i, y(x_i)) .$$

Derivácia funkcie  $y'(x_i)$  vlastne vyjadruje smernicu dotyčnice ku grafu pôvodnej funkcie v danom bode.

$$y_{i+1} = y_i + h \cdot f(x_i, y_i)$$

Pomocou tohto vzorcu môžeme počítať hodnoty v ďalších uzloch pomocou hodnôt v predchádzajúcom uzle. h je veľkosť kroku (x postupne zvyšujeme o h). Hodnoty riešenia v bode  $x_0$  poznáme z počiatočnej podmienky (napr.: PP: y(0) = 1;  $x_0 = 0$ ,  $y_0 = 1$ ). V reálnych príkladoch:  $y'(x_i) = f(x_i, y_i)$ .



## 1. modifikácia Eulerovej metódy:

$$k_1 = f(x_n, y_n)$$

$$k_2 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hk_1)$$

$$y_{n+1} = y_n + hk_2$$

# 2. modifikácia Eulerovej metódy:

$$k_1 = f(x_n, y_n)$$

$$k_2 = f(x_n + h, y_n + hk_1)$$

$$y_{n+1} = y_n + \frac{1}{2}h(k_1 + k_2)$$

## • Metódy Runge-Kutta

Obecný vzorec pre Runge-Kuttové metódy je:

$$y_{n+1} = y_n + h(w_1k_1 + ... + w_sk_s)$$

kde:

$$k_1 = f(x_n, y_n)$$
  
 $k_i = f(x_n + \alpha_i h, y_n + h \sum_{j=1}^{i-1} \beta_{ij} k_j), \quad i = 2, \dots, s$ 

a  $w_i$ ,  $\alpha_i$  a  $\beta_{ij}$  sú konštanty volené tak, aby metóda mala maximálny stupeň.

Modifikácie Eulerovej metódy patria tiež medzi Runge-Kuttové metódy.

Najznámejšia je nasledujúca Runge-Kutta metóda 4-tého stupňa. Často keď sa hovorí o Runge-Kutta metóde, myslí sa pravé tato.

$$y_{n+1} = y_n + \frac{1}{6}h(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)$$

$$k_1 = f(x_n, y_n)$$

$$k_2 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hk_1)$$

$$k_3 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hk_2)$$

$$k_4 = f(x_n + h, y_n + hk_3)$$

Runge-Kutta 2. stupňa (rádu):

$$k_1 = f(x_n, y_n)$$
  
 $k_2 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hk_1)$   
 $y_{n+1} = y_n + hk_2$ 

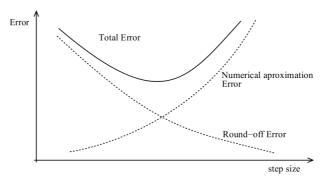
#### Vícekrokové metody

U vícekrokových metod počítáme přibližné řešení v dalším uzlovém bode sítě pomocí několika předchozích uzlu. K výpočtu následujícího členu je využito předchozích výsledků. Jejich slabina spočívá v pomalém "rozjezdu". Pokud je pro výpočet třeba např. čtyř předchozích členů, musíme je na začátku aproximace spočítat jedou z jednokrokových metod, většinou RK4. Vícekrokové metody přestávají být efektivní ve chvílí, kdy je funkce nespojitá. Při nespojitostech je třeba opětovného hledání prvních bodů a to metodu brzdí. (Neviem či má význam sa k nim učiť niečo viac, ja ich v poznámkach z matiky ani nemám.)

#### • Chyby numerických metod

Při každé aproximaci musíme počítat s faktorem chyby. Známe chyby dvojího typu – lokální a akumulované. Lokální chyby vznikají v každém kroku a může jít buď o chybu zaokrouhlovací (round-off error) nebo o chybu numerické aproximace (truncation error). Akumulované chyby se sbírají po celou dobu vypočtu.

Přesnost výpočtu je závislá na velikosti integračního kroku. Neplatí však, že čím menší krok, tím vyšší přesnost. Při zmenšení kroku pod určitou hodnotu dojde k velkému nárustu chyby numerické aproximace (je to záležitost toho jak počítač reprezentuje data a že bude mít málo platných číslic – viz reprezentace desetinných čísel). Obrázek ilustuje hledaní ideální délky kroku.



Hledaní ideální délky kroku.

# 4 Pravdepodobnosť

Písmeno  $\Omega$  bude značit množinu všech hodnot, kterých náhodná veličina X může nabývat. Bude to zpravidla množina všech možných výsledku experimentu nebo hry. Velkými písmeny (např. A, B, ...) budeme označovat nějaké podmnožiny množiny  $\Omega$  a budeme jim říkat náhodné jevy. Když řekneme, že nastal jev A, budeme tím rozumět, že náhodná veličina X nabývá hodnoty z množiny A. Symbol P(A) bude označovat pravděpodobnost, že nastane jev A. Pravděpodobnost splňuje následující vlastnosti:

- $0 \le P(A) \le 1$
- $\Omega$  označuje jev jistý, jehož pravděpodobnost je  $P(\Omega) = 1$ , prázdná množina  $\emptyset$  znamená jev nemožný, pro který  $P(\emptyset) = 0$ .
- Pokud náhodné jevy  $A_1, A_2, \ldots, A_n$  jsou po dvou disjunktní, tj.  $A_i \cap A_j = \emptyset$  pro  $i \neq j$ , pak pravděpodobnost jejich sjednocení je rovna součtu jednotlivých pravděpodobností.

#### Klasická pravdepodobnosť

Klasická pravdepodobnosť javu A sa definuje ako podiel počtu priaznivých výsledkov (počet prvkov množiny A) a všetkých možných výsledkov (počet prvkov množiny  $\Omega$ ). Zvislé čiary v nasledujúcom vzorci označujú počet prvkov množiny.

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

Klasickú pravdepodobnosť môžeme použiť len vtedy ak je množina  $\Omega$  konečná a všetky výsledky pokusu alebo hry nastávajú s rovnakou pravdepodobnosťou (napr. hod kockou).

#### Geometrická pravdepodobnosť

Geometrická pravdepodobnosť javu A sa definuje ako podiel miery (CZ: míry) množiny priaznivých výsledkov (miery množ. A) a miery množiny všetkých možných výsledkov (miery množ.  $\Omega$ ). Miera množiny je zložitý pojem, zjednodušene sa dá povedať že mierou intervalu rozumieme jeho dĺžku, mierou roviny jej obsah a mierou časti priestoru jeho objem.

$$P(A) = \frac{m(A)}{m(\Omega)}$$

Geometrickú pravdepodobnosť používame vtedy ak je množina  $\Omega$  nespočetná a všetky výsledky pokusu alebo hry nastávajú s rovnakou pravdepodobnosťou (sú rovnako pravdepodobné).

# • Diskrétna pravdepodobnosť

Používame je vtedy keď množina  $\Omega$  je konečná ( $\Omega = \omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_k$ ) alebo spočetná ( $\Omega = \omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_n, \omega_{n+1}, \ldots$ ), pričom všetky  $\omega_i$  nemusia nastať s rovnakou pravdepodobnosťou. Musí však platiť že súčet pravdepodobností je 1:  $\sum_{\omega \in \Omega} P(\omega_i) = 1$ .

Diskrétnu pravdepodobnosť javu A definujeme ako súčet pravdepodobností tých elementárnych javov  $\omega_i$ , ktoré sú prvkami množiny A.

$$P(A) = \sum_{\omega_i \in \Omega} P(\omega_i)$$

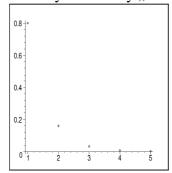
Právě jsme popsali rozdělení veličiny, kde jednotlivé elementární hodnoty 1, 2, 3, 4, ... nastávají s různou pravděpodobností. Těchto hodnot je nekonečně mnoho a víme, že musí splňovat vztah

$$\sum_{k=1}^{\infty} P(X=k) = 1.$$

Veličina X se nazývá **diskrétní náhodná veličina** – nikoliv proto, že je nenápadná, ale že nabývá tzv. diskrétních hodnot, což jsou například takové hodnoty, které se liší o násobek určité konstanty (v našem případe konstanty 1). Funkce, jejíž hodnoty jsme právě určili, se nazývá pravděpodobnostní funkce a označuje se většinou p(x), což je ještě více zkrácený zápis:

$$p(x) = P(X = x)$$

(čti: pravděpodobnost, že "velké X" nabývá hodnoty "malé x").



Príklad diskrétnej pravdepodobnostnej funkcie.

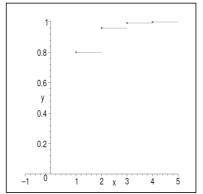
Pro popis rozdělení náhodných veličin se definuje tzv. **distribuční funkce** F(x) předpisem F(x) = P(X < x).

Aby nedošlo k nedorozumění, tento vztah čteme: hodnota funkce F v bode "malé x" je rovna pravděpodobnosti, že náhodná veličina " velké X" nabude hodnoty menší než "malé x", tj. hodnoty z intervalu  $(-\infty, x)$ .

Pro diskrétní veličinu lze dosadit do pravé strany tohoto definičního vztahu:

$$F(x) = P(X < x) = \sum_{k < x} p(k)$$
.

U diskrétní veličiny je distribuční funkce schodového tvaru - jedná se o funkci, která je po částech konstantní, pouze v bodech 1, 2, 3, ... dochází ke změně (ke schodu), kde velikost změny (= výška schodu) v bode k je rovna právě hodnotě p(k). Body vyznačené na levém konci každého ze schodu prázdným kolečkem naznačují, že funkční hodnota distribuční funkce v bode schodu je definována ne v bode prázdného kolečka, ale dole u paty nižšího schodu (ještě nezvýšená). Například F(2) = 0,8. Distribuční funkce je tedy zleva spojitá funkce.



Příklad diskrétní distribuční funkce.

#### • Spojitá pravdepodobnosť

Spojité rozdelenie k popisu veličiny X môžeme použiť vtedy, keď X nadobúda hodnoty z množiny  $\Omega$ , ktorá je nespočetne nekonečná (spravidla  $\Omega = \mathbf{R}$ ), pritom jednotlivé hodnoty nemusí nadobúdať s rovnakou pravdepodobnosťou. Rôznosť s akou veličina X nadobúda jednotlivé hodnoty je určena funkciou f(x) ktorá sa nazýva hustota. Musí pritom vždy platiť, že  $\int_{\Omega} f(x)dx = 1$ .

Spojitú pravdepodobnosť javu, že veličina X nadobudne hodnotu z intervalu  $\langle a, b \rangle$ , kde  $a \leq b$ , definujeme ako integrál z hustoty:

$$P(X \in \langle a, b \rangle) = \int_a^b f(x) dx$$
.

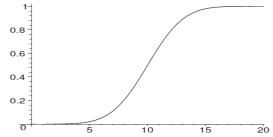
Podobne ako pri diskrétnej pravdepodobnosti, aj tu sa definuje distribučná funkcia (rovnakým spôsobom):

$$F(x) = P(X < x)$$
.

Teraz sa však ku konkrétnemu výpočtu funkčnej hodnoty používa hustota f(x):

$$F(x) = P(X < x) = P(X \in (-\infty, x)) = \int_{-\infty}^{x} f(t)dt .$$

Mezi hustotou a distribuční funkcí u spojitého rozdělení pravděpodobnosti platí zajímavý vztah, a sice hustota je derivací distribuční funkce F'(x) = f(x) v těch bodech x, kde existuje derivace funkce F(x).



Príklad spojitej distribučnej funkcie F(x) daného normálneho rozdelenia.

# 5 Rozloženie pravdepodobnosti

# • Binomické rozdělení pravděpodobnosti

Uvažujme experiment takové povahy, že mohou nastat jen dva různé výsledky, které se navzájem vylučují (nemůže k nim dojít současně): úspěch a neúspěch.

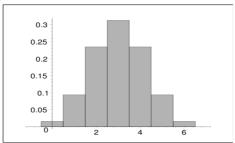
Pravděpodobnost úspěchu je p, pravděpodobnost neúspěchu 1-p. Náhodná veličina X, která udává počet výskytu úspěchu při N nezávislých opakováních experimentu, má tzv. binomické rozdělení pravděpodobnosti (s parametry N, p) a nabývá hodnot z množiny  $\{0, 1, 2, ..., N\}$  s pravděpodobností

$$P(X=r) = {N \choose r} \cdot p^r \cdot (1-p)^{N-r} .$$

Mluví se zde o nezávislých opakováních experimentu. Slovo "nezávislých" znamená, že výskyt úspěchu při prvním opakování experimentu nemá vliv na to, zda při druhém a dalších opakováních nastane úspěch nebo ne. Skutečnost, že veličina X má binomické rozdělení s parametry N, p, budeme označovat

$$X \sim Bi(N, p)$$
.

N je počet opakování pokusu, p je pravděpodobnost úspěchu, r je počet úspěchu pro které hledáme pravděpodobnost (např. pravděpodobnost že při 6 hodech kostkou padne  $3 \times$ šestka p = 1/6, N = 6, r = 3).



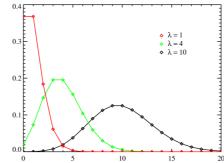
**Obrázek 11.63**: Histogram pravděpodobností binomického rozdělení pro  $N=6,\,p=0,5.$ 

#### • Poissnovo rozdelenie pravdepodobnosti

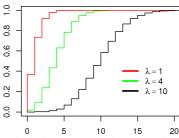
Pokud diskrétní veličina Y udává počet výskytu události za časovou jednotku t=1, její rozdělení se nazývá **Poissonovo rozdělení pravděpodobnosti**: veličina Y nabývá hodnot 0, 1, 2, 3, ... s pravděpodobností

$$p_k = P(Y = k) = \frac{\lambda^k}{k!} \cdot e^{-\lambda}$$
 pro  $k = 1, 2, 3, ...$ 

Konstanta  $\lambda$  označuje průměrný počet výskytů události za časovou jednotku t=1 a k počet výskytů pro které hledáme pravděpodobnost.



Poissnovo rozdelenie pravdepodobnosti.



Graf distribučnej funkcie (čo síce nie je ideálny graf - nemali by tam byť zvislé čiarky, ale budiš)

# • Exponenciálne rozdelenie pravdepodobnosti

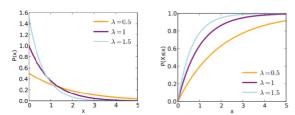
Pravdepodobnosť výskytu udalosti v intervale (t, t+h). Tá závisí iba na h, nie na počte udalostí ktoré nastali pred okamžikom t ani na t samotnom (používa sa na vyjadrenie doby čakania na určitú udalosť). Spojitá veličina X udáva dobu medzi dvoma výskytmi náhodnej udalosti. Pre hustotu f(t) exponenciálneho rozloženia platí:

$$f(t) = \begin{cases} 0 & \text{pro } t < 0 \\ \lambda \cdot e^{-\lambda t} & \text{pro } t \ge 0 \end{cases}$$

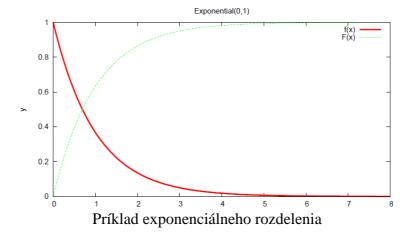
Distribučná funkcia:

$$F(x) = P(X < x) = \int_{-\infty}^{t} f(x)dx = \begin{cases} 0 & \text{pro } t < 0\\ \int_{0}^{t} f(x)dx & \text{pro } t \ge 0 \end{cases}$$

Exponenciálne rozloženie pravdepodobnosti teda hovorí, že k výskytu náhodnej udalosti dochádza priemerne raz za  $\frac{1}{\lambda}$  časových jednotiek, t.j.  $\lambda$ -krát za časovú jednotku (taký je význam konštanty  $\lambda$ ).



exponenciálne rozdelene a jeho distribučná funkcia



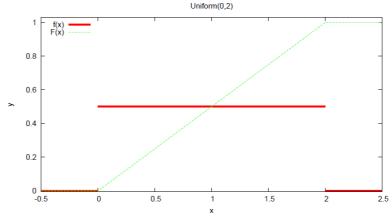
# • Rovnomerné rozdelenie pravdepodobnosti

Povedzme, že funkcia má rovnomerné rozdelenie pravdepodobnosti ak nadobúda hodnoty z intervalu <*a*, *b*> konečnej dĺžky a ľubovoľná hodnota z tohto intervalu je rovnako pravdepodobná ako tie ostatné. Hustota tejto veličiny je daná vzťahom:

$$f(t) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & t \in \langle a; b \rangle \\ 0 & jinak \end{cases}$$

Distribučná funkcia F(t):

$$F(t) = \begin{cases} 0 & t < a \\ \frac{t-a}{b-a} & t \in (a;b) \\ 1 & t > b \end{cases}$$



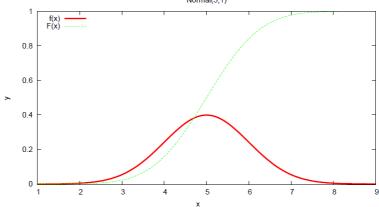
Príklad rovnomerného rozdelenia.

#### Normálne rozdelenie pravdepodobnosti

Normální rozdělení pravděpodobnosti je rozdělení pro veličiny spojitého typu a má hustotu

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot \sigma}} \cdot e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Vzorec této funkce na první pohled nemá příjemný tvar – asi by ji nikdo nechtěl potkat v noci na liduprázdné ulici. Dalo by se spočítat, že střední hodnota veličiny X s rozdělením zadaným touto hustotou je rovna parametru  $\mu$ , rozptyl je roven parametru  $\sigma^2$ . Proto budeme značit  $No(\mu, \sigma^2)$ .



Príklad normálneho rozdelenia.

# 6 Generovanie pseudonáhodných čísel

Generovanie skutočne náhodných čísel je problematické. Je na to potrebné špeciálne vybavenie a trvá to veľa času. Preto generujeme len pseudonáhodné čísla. Základom je kvalitný generátor rovnomerného rozloženia v intervale <0, 1). Typicky sa potom transformujú (tie vygenerované čísla) špeciálnymi algoritmami na potrebné rozloženie pravdepodobnosti.

## • Kongurentný generátor

Generuje rovnomerné rozloženie. Generuje konečnú postupnosť – perióda generátoru.

$$x_{i+1} = (a \cdot x_i + b) \bmod m$$

kde konštanty a, b, m musia mať vhodné hodnoty.

Generuje čísla v rozsahu  $0 \le x_i < m$ . Pre prevod do intervalu <0, 1) musíme spraviť modulo m. Na začiatku treba zvoliť  $x_0$ , tzv. seed.

# • Transformácie na iné rozloženia

metódy:

- <u>inverzná transformácia</u> vychádza z inverznej podoby distribučnej funkcie cieľového rozloženia Pri niektorých rozloženiach sa nedá použiť (napr. keď sa nedá disrib. funkcia vyjadriť elementárnymi funkciami).
- <u>vylučovacia</u> sériou pokusov hľadáme číslo, ktoré vyhovuje funkcii hustoty cieľového rozloženia. Nie je vhodná pre neobmedzené rozloženia.
- <u>kompozičná</u> zložitú funkciu hustoty rozložíme na niekoľko jednoduchších (intervaly, na každý sa dá použiť iná metóda).
- <u>iné</u> špecificky vytvorené pre dané rozloženia

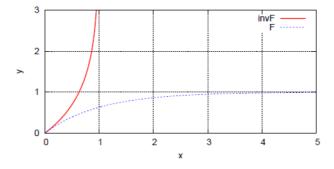
#### • Metóda inverznej transformácie

Používa sa inverzná transformačná funkcia. Tá je definovaná práve na intervale <0; 1). Generujú sa čísla v tomto intervale, a tie sa nahrádzajú funkčnou hodnotou inverznej distribučnej funkcie v danom bode.

- ullet inverze distribuční funkce:  $F^{-1}$
- generování x = R(0,1) (s rovnoměrným rozložením)
- výsledek:  $y = F^{-1}(x)$

#### Příklade

Exponenciální rozložení 
$$F(x) = 1 - e^{-\frac{x-A}{b}}$$
  $y = A - b \cdot ln(1-x)$ 

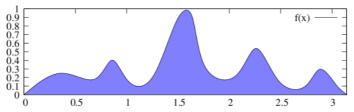


Obrázek 11: Inverzní transformace pro exponenciální rozložení.

# • Vylučovacia metóda

Využíva princíp náhodného bodu na obdĺžniku ohraničujúcom graf funkcie. Ak sa trafíme pod funkciu, berieme práve vygenerované náhodné číslo, inak ho zahodíme a generujeme novú dvojicu súradníc.

Táto metóda nie je vhodná pre funkcie ktoré sa blížia k nekonečnu alebo s malým pomerom plochy pod funkciou a obdĺžnika ohraničujúceho funkciu. Dokáže ale generovať funkcie pre ktoré je obtiažne vypočítať distribučnú funkciu a jej inverziu.



Obrázek 3.7: Příklad použití vylučovací metody