

PA081: Programování numerických výpočtů

10. Modelování experimentálních dat, metoda nejmenších čtverců

Aleš Křenek

jaro 2011

Modelování experimentálních dat

- ▶ v experimentu naměříme v bodech x_i hodnoty y_i
 - ▶ x může být libovolná veličina: čas, napětí, poloha, ...
- ▶ chování systému popisujeme modelem $y = \mathbf{M}(x)$
- ▶ model závisí na sadě parametrů a_i , tj.

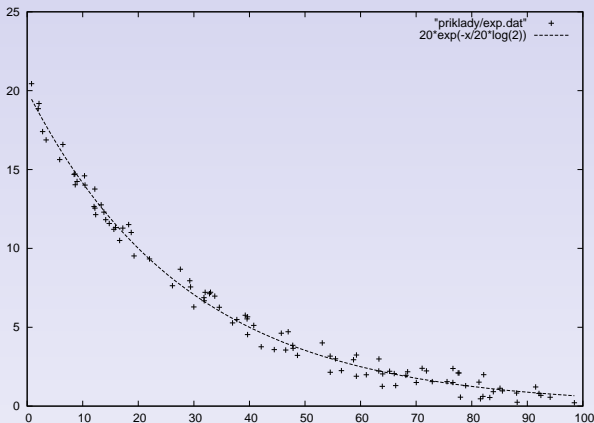
$$y = \mathbf{M}(x, a_1, \dots, a_M)$$

- ▶ hledáme takové hodnoty a_i , pro něž model odpovídá nejlépe experimentu

Modelování experimentálních dat

Příklad

- ▶ radioaktivní rozpad $N = N_0 e^{-\frac{t \ln 2}{T}}$
- ▶ N je počet atomů ve vzorku (N_0 v čase $t = 0$), T poločas rozpadu



Metoda nejmenších čtverců

Odvození

- ▶ „Jaká je pravděpodobnost, že konkrétní sada parametrů a_i je správná?“
 - ▶ špatně položená otázka
 - ▶ neexistuje „náhodná veličina modelů“
 - ▶ naopak, náhodnou veličinou jsou měřená data zatížena chybou
- ▶ tedy „Při daných parametrech a_i , jaká je pravděpodobnost měření (x_i, y_i) ?“

Metoda nejmenších čtverců

Odvození

- ▶ „Jaká je pravděpodobnost, že konkrétní sada parametrů a_i je správná?“
 - ▶ špatně položená otázka
 - ▶ neexistuje „náhodná veličina modelů“
 - ▶ naopak, náhodnou veličinou jsou měřená data zatížená chybou
- ▶ tedy „Při daných parametrech a_i , jaká je pravděpodobnost měření (x_i, y_i) ?“
 - ▶ nulová, je-li y spojitá veličina
 - ▶ musíme přidat „plus/minus odchylka měření Δy “
- ▶ model považujeme za správný, maximalizuje-li tuto pravděpodobnost
 - ▶ i tak je to velmi intuitivní konstrukce

Metoda nejmenších čtverců

Odvození

- ▶ předpokládáme normální rozložení chyby měření
- ▶ pravděpodobnost výskytu dané sady měření

$$\prod e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y_i - \mathbf{M}(x_i)}{\sigma} \right)^2} \Delta y$$

- ▶ maximalizace odpovídá minimalizaci logaritmu, tj.

$$\left(\sum \frac{(y_i - \mathbf{M}(x_i))^2}{2\sigma^2} \right) - N \ln \Delta y$$

- ▶ $N, \sigma, \Delta y$ jsou konstanty

Metoda nejmenších čtverců

Poznámky

- ▶ rozložení chyby všech měření nemusí být stejné
 - ▶ používá se modifikovaná funkce

$$\chi^2 = \sum \frac{(y_i - \mathbf{M}(x_i))^2}{2\sigma_i^2}$$

Metoda nejmenších čtverců

Poznámky

- ▶ rozložení chyby všech měření nemusí být stejné
 - ▶ používá se modifikovaná funkce

$$\chi^2 = \sum \frac{(y_i - \mathbf{M}(x_i))^2}{2\sigma_i^2}$$

- ▶ rozložení chyby nemusí být normální
 - ▶ počet měření v jednom bodě bývá příliš malý
 - ▶ zatížení chybou typu „někdo kopl do váhy“
 - ▶ metoda je na takové chyby nepřiměřeně citlivá
 - ▶ tzv. robustní statistiky

Metoda nejmenších čtverců

Poznámky

- ▶ rozložení chyby všech měření nemusí být stejné
 - ▶ používá se modifikovaná funkce

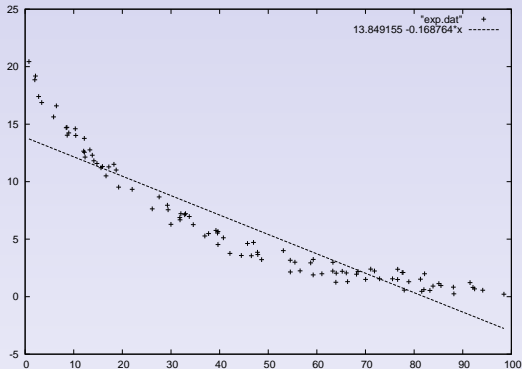
$$\chi^2 = \sum \frac{(y_i - \mathbf{M}(x_i))^2}{2\sigma_i^2}$$

- ▶ rozložení chyby nemusí být normální
 - ▶ počet měření v jednom bodě bývá příliš malý
 - ▶ zatížení chybou typu „někdo kopl do váhy“
 - ▶ metoda je na takové chyby nepřiměřeně citlivá
 - ▶ tzv. robustní statistiky
- ▶ systematická chyba
 - ▶ např. špatně kalibrovaný přístroj, závislost na související veličině

Metoda nejmenších čtverců

Zhodnocení vypočtených parametrů

- ▶ minimalizací χ^2 se téměř vždy hodnot a_i dopočítáme
- ▶ nevypovídá to ještě nic o kvalitě modelu
- ▶ např. lineární model radioaktivního rozpadu



Metoda nejmenších čtverců

Zhodnocení vypočtených parametrů

- ▶ „chi by eye“ nebo seriózní statistické zhodnocení
- ▶ hodnotíme pomocí *regularizované gamma funkce*
 - ▶ funkce konkrétního χ^2 a počtu stupňů volnosti ($N - M$)

$$Q\left(\frac{N - M}{2}, \frac{\chi^2}{2}\right)$$

- ▶ viz např. http://en.wikipedia.org/wiki/Incomplete_gamma_function
 - ▶ pravděpodobnost, že zcela náhodně vybraný vzorek (x_i, y_i) dá větší hodnotu χ^2
- ▶ čím větší tím lepší
 - ▶ $Q > 0.1$ je v pořádku
 - ▶ $Q \in [0.001, 0.1]$ je podezřelý, ale stále přijatelný, není-li distribuce chyb měření zcela normální, resp. je mírně podceněná
 - ▶ $Q < 0.001$ znamená špatný model nebo zcela nesmyslné měření

- ▶ data prokládáme přímkou $a + bx = 0$
- ▶ obecnější než se zdá na první pohled
 - ▶ data (x, y) lze předem libovolně (nelineárně) transformovat na (x', y')
- ▶ minimalizovaná funkce

$$\chi^2(a, b) = \sum \frac{(y_i - a - bx_i)^2}{2\sigma_i^2}$$

- ▶ minimum v bodě nulových prvních derivací

$$0 = \frac{\partial \chi^2}{\partial a} = -2 \sum \frac{y_i - a - bx_i}{\sigma_i^2}$$

$$0 = \frac{\partial \chi^2}{\partial b} = -2 \sum \frac{x_i(y_i - a - bx_i)}{\sigma_i^2}$$

- ▶ vhodným vyjádřením faktorů $S, S_x, S_y, S_{xx}, S_{xy}$
 - ▶ součty zlomků konstruovaných z x_i, y_i, σ_i
 - ▶ vše jsou to tady konstanty
- ▶ řešíme systém lineárních rovnic

$$\begin{aligned}Sa + S_x b &= S_y \\ S_x a + S_{xx} b &= S_{xy}\end{aligned}$$

- ▶ získáme řešení, ale nevíme nic o jeho kvalitě
 - ▶ odhad podle grafu nebo výpočet Q
 - ▶ uvedená lineární regrese na radioaktivní rozpad začíná být přijatelná až když připustíme $\sigma_i > 1.6$

Modelování experimentálních dat

Metoda nejmenších čtverců

Lineární regrese

Obecný model

Lineární modely

Vícerozměrná data

Obecný model

- ▶ $\mathbf{M}(x, a_1, \dots, a_M)$ je nelineární funkce v a_i
 - ▶ nelinearita v x by nevadila, viz dále
- ▶ výpočet minimálního χ standardními optimalizačními metodami
- ▶ existují speciální varianty právě pro tvar funkce

$$\chi^2(a_1, \dots, a_M) = \sum \frac{(y_i - \mathbf{M}(x_i, a_1, \dots, a_M))^2}{2\sigma_i^2}$$

- ▶ včetně verzí s dostupnými prvními i druhými derivacemi
- ▶ díky speciálnímu použití další triky
- ▶ konkrétní metody
 - ▶ Levenberg-Marquardt
 - ▶ Moré
- ▶ např. NAG library

- ▶ model $\mathbf{M}(x, a_1, \dots, a_M)$ je lineární kombinace

$$\mathbf{M}(x, a_1, \dots, a_M) = \sum a_j X_j(x)$$

- ▶ linearita ve smyslu parametrů modelu a_j
- ▶ základní funkce X_j mohou být jakékoli
 - ▶ pro vyhodnocení modelu se použijí jen jejich konkrétní hodnoty v bodech x_i
- ▶ opět minimalizujeme χ^2
- ▶ definujeme matici \mathbf{A} a vektor \mathbf{b}

$$A_{ij} = \frac{X_j(x_i)}{\sigma_i} \quad b_i = \frac{y_i}{\sigma_i}$$

Modelování ex-
perimentálních
datMetoda
nejmenších
čtvercůLineární
regrese

Obecný model

Lineární
modely Vícerozměrná
data

- ▶ derivováním dostáváme M rovnic pro $k = 1, \dots, M$

$$0 = \sum_i \frac{1}{\sigma_i^2} \left(y_i - \sum_j a_j X_j(x_i) \right) X_k(x_i)$$

- ▶ po úpravách v maticovém vyjádření

$$(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \mathbf{a} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$$

- ▶ řešení bývá citlivé na zaokrouhlovací chyby
- ▶ preferovaná technika je QR rozklad

Lineární modely

Rozklad na singulární hodnoty

- ▶ model nemusí být dokonalý, mohou se objevit téměř lineární závislosti
 - ▶ některé základní funkce nebo jejich kombinace jsou pro danou datovou sadu irelevantní
- ▶ vede na téměř singulární matici
 - ▶ standardní metody inklinují k velkým hodnotám irelevantních parametrů
- ▶ SVD dokáže tyto problémy identifikovat
- ▶ algoritmus přímo hledá nejbližší řešení, tj. minimalizuje

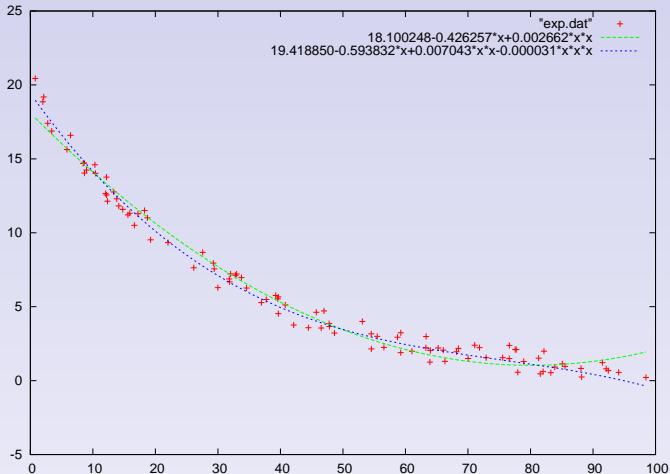
$$|\mathbf{Aa} - \mathbf{b}|^2$$

- ▶ zároveň detekuje problematické funkce

Lineární modely

Rozklad na singulární hodnoty

- ▶ stejná data, kvadratické a kubické funkce



- ▶ tabulka singulárních hodnot pro různé řády polynomu

řád	σ_i				
1	5.18	537.24			
2	39654.25	3.51	134.10		
3	31922200.00	66338.90	564.94	25.73	
4	2685350000.00	4133810.00	19913.70	272.78	99.50

- ▶ koeficienty u x^n pro $n > 4$ jsou téměř nulové

- ▶ místo dvojic (x_i, y_i) máme (\mathbf{x}_i, y_i)
 - ▶ \mathbf{x} je k -rozměrný vektor
- ▶ model M je funkce $\mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$
- ▶ jinak se nic nemění
 - ▶ minimalizujeme vůči parametrům
 - ▶ základní funkce se pouze vyhodnocují v \mathbf{x}_i
 - ▶ není třeba derivovat podle složek \mathbf{x}_i