

Analiza Numeryczna

Skrypt z wykładów

Semestr zimowy 2023/2024

Uniwersytet Wrocławski
Wydział Matematyki i Informatyki
Instytut Informatyki

Spis treści

1		3
2 Arytmetyka zmiennopozycyjna, podstawy teorii błędów		4
2.1 Błąd bezwzględny i błąd wzgldny		4
2.2 Reprezentacja liczb w komputerze		4
2.3 Zjawisko utraty cyfr znaczących		8
3 Uwarunkowanie zadania, algorytmy numeryczne poprawne		10
4 Rozwiązywanie równań nieliniowych		14
4.1 Metoda bisekcji		14
4.2 Metoda Newtona		15
4.3 Metoda siecznych		15
4.4 Warunki stopu		15
4.5 Wykładnik Zbieżności (Rząd Metody)		16
4.6 Twierdzenie (metody jednokrokowe)		16
5 Interpolacja wielomianowa – część I		17
5.1 Postacie wielomianu		17
5.2 Interpolacja wielomianowa		18
6 Interpolacja wielomianowa – część II		21
6.1 Postać Newtona wielomianu interpolacyjnego		21
6.2 Ilorazy różnicowe		21
6.3 Koszty i aktualizacja		22
6.4 Uwagi numeryczne		22
6.5 Błąd interpolacji i wybór węzłów		23
7 Naturalne interpolacyjne funkcje sklejane 3-go stopnia i ich zastosowania w grafice komputerowej		24
7.1 Definicja NIFS3		24
7.2 Postać klamrowa i przykład		25
7.3 Momenty i układ trójprzekątniowy		25
7.4 Algorytm O(n) (schemat z tablicy)		25
7.5 Istnienie i jednoznaczność		26
7.6 Zastosowanie w grafice komputerowej		26
8 Krzywe Béziera i ich zastosowania w grafice komputerowej		27
8.1 Oznaczenia i kombinacje wypukłe		27
8.2 Wielomiany Bernsteina		27

8.3	Krzywa Béziera	28
8.4	Algorytm de Casteljau	28
8.5	Uwagi praktyczne	29
9	Aproksymacja średniokwadratowa na zbiorze dyskretnym	30
9.1	Idea aproksymacji	30
9.2	Dyskretna norma średniokwadratowa	30
9.3	Zadanie aproksymacji	31
9.4	Model jednoparametrowy: funkcje stałe	31
9.5	Model jednoparametrowy: $\{ax^2\}$	31
9.6	Model jednoparametrowy: $\{ae^x\}$	32
9.7	Model dwuparametrowy: prosta regresji	32
9.8	Model ogólny	33
9.9	Pochodne cząstkowe – uwaga techniczna	33
10	Wielomianowa aproksymacja średniokwadratowa na zbiorze dyskretnym	34
10.1	Zadanie wykładu 10	34
10.2	Dyskretny iloczyn skalarny	34
10.3	Układ i ciąg ortogonalny	35
10.4	Rekurencja trójczłonowa	35
10.5	Postać rozwiązania optymalnego	35
10.6	Obliczanie wartości wielomianu	36
10.7	Podsumowanie	36

Wykład 1

Wykład 2 Arytmetyka zmiennopozycyjna, podstawy teorii błędów

2.1 Błąd bezwzględny i błąd względny

Weźmy liczby:

$$x = 1.23456789 \quad \tilde{x} = 1.2345679$$

$$y = 10^{50} + 1 \quad \tilde{y} = 10^{50}$$

Wtedy błąd bezwzględny to:

$$|x - \tilde{x}| = 10^{-8} \quad |y - \tilde{y}| = 1$$

Błąd względny to:

$$\frac{|x - \tilde{x}|}{|x|} = 0.8 \cdot 10^{-8} \quad \frac{|y - \tilde{y}|}{|y|} = 10^{-50}$$

Błąd względny jest lepszą miarą błędu.

Dodatkowo zdefiniujmy liczbę cyfr dokładnych:

$$acc(v, \tilde{v}) = -\log_{10} \left(\left| 1 - \frac{\tilde{v}}{v} \right| \right)$$

Wtedy:

$$acc(x, \tilde{x}) \approx 8.091 \quad acc(y, \tilde{y}) = 50$$

2.2 Reprezentacja liczb w komputerze

Potrafimy reprezentować wszystkie liczby całkowite z pewnego zakresu, ale nie potrafimy reprezentować wszystkich liczb rzeczywistych. Dlatego musimy wybrać pewną reprezentację, która będzie przybliżać liczby rzeczywiste.

a) $l \in \mathbb{Z}$,

$$l = \pm \sum_{i=0}^n e_i 2^i, \quad e_i \in \{0, 1\}, \quad e_n = 1$$

Jeśli $n < d$ to OK, a jeśli $n \geq d$ to przepełnienie.

b) $x \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$

TW. Dla każdej liczby rzeczywistej $x \neq 0$ istnieje trójkąt:

$$m \in \left[\frac{1}{2}, 1 \right) \quad (\text{mantysa})$$

$$c \in \mathbb{Z} \quad (\text{cecha})$$

$$s \in \{+1, -1\} \quad (\text{znak liczby})$$

dla których

$$x = s \cdot m \cdot 2^c$$

Trójka (s, m, c) jest wyznaczona jednoznacznie.

Reprezentacja mantysy:

$$m \in \left[\frac{1}{2}, 1\right), \quad m = \sum_{i=1}^{\infty} e_{-i} 2^{-i}, \quad e_{-i} \in \{0, 1\}, \quad e_{-1} = 1$$

Sposoby zaokrąglania mantysy:

i) obcięcie

$$m_t^c := \sum_{i=1}^t e_{-i} 2^{-i}$$

ii) zaokrąglanie symetryczne

$$m_t^r := \sum_{i=1}^t e_{-i} 2^{-i} + e_{-(t+1)} 2^{-t}$$

Model zapisu liczby:

$$\begin{array}{c} [\pm] \underbrace{[\text{bity mantysy}]}_{t \text{ bitów}} \quad \underbrace{[\text{cecha ze znakiem}]}_{(d-t) \text{ bitów}} \end{array}$$

Łącznie: $d + 1$ bitów na liczbę rzeczywistą ze znakiem.

Ten model reprezentacji jest teoretyczny. W praktyce stosujemy standard IEEE 754.

TW.

$$|m - m_t^c| \leq 2^{-t}, \quad |m - m_t^r| \leq \frac{1}{2} \cdot 2^{-t}$$

Reprezentacja zmiennopozycyjna liczby rzeczywistej $x \neq 0$:

$$x \approx \text{chop}(x) := s \cdot m_t^c \cdot 2^c \quad \text{albo} \quad x \approx \text{rd}(x) := s \cdot m_t^r \cdot 2^c$$

Pytanie: Które liczby rzeczywiste można dokładnie reprezentować w komputerze? Jaką one mają postać?

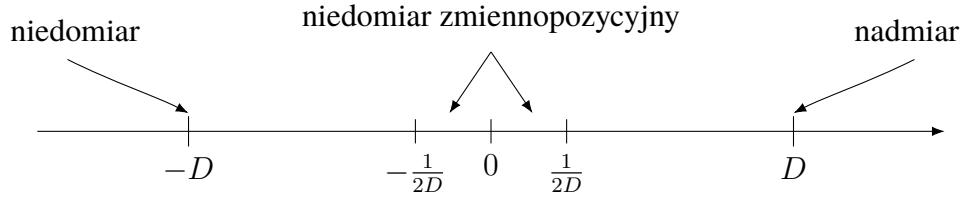
TW.

$$\left| \frac{\text{chop}(x) - x}{x} \right| \leq 2 \cdot 2^{-t}, \quad \left| \frac{\text{rd}(x) - x}{x} \right| \leq 2^{-t}$$

Jakie liczby, tzn. z jakiego zakresu, 'zna' komputer?

Niech

$$C_{\max} = 2^{d-t-1} - 1, \quad D := 2^{C_{\max}}.$$



W rzeczywistości w komputerze możemy reprezentować liczby ze zbioru $X' := (-D, D)$. W pamięci pojawiają się liczby ze zbioru dyskretnego $X_{fl} := \text{rd}(X')$.

Przykład. Rozważmy arytmetykę dla

$$d = 5, \quad t = 3.$$

Wtedy:

$$C_{\max} = 2^{d-t-1} - 1 = 2^1 - 1 = 1, \quad D = 2^{C_{\max}} = 2.$$

Możliwe mantysy:

$$m \in \left\{ \frac{1}{2}, \frac{5}{8}, \frac{3}{4}, \frac{7}{8} \right\},$$

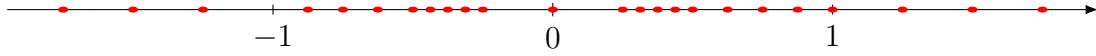
a cecha:

$$c \in \{-1, 0, 1\}.$$

Dodatnie liczby znormalizowane:

$$\left\{ \frac{1}{4}, \frac{5}{16}, \frac{3}{8}, \frac{7}{16}, \frac{1}{2}, \frac{5}{8}, \frac{3}{4}, \frac{7}{8}, 1, \frac{5}{4}, \frac{3}{2}, \frac{7}{4} \right\}.$$

Zbiór X_{fl} jest symetryczny względem zera (dochodzi też liczba 0).



Zmiennopozycyjna realizacja działań arytmetycznych:

$$\text{fl}(x \circ y) := (x \circ y) (1 + \varepsilon_{x \circ y}), \quad \circ \in \{+, -, *, /\}, \quad x, y \in X_{fl}.$$

Błąd względny pojedynczej operacji spełnia:

$$|\varepsilon_{x \circ y}| \leq 2^{-t}.$$

Równoważnie:

$$\left| \frac{x \circ y - \text{fl}(x \circ y)}{x \circ y} \right| = |\varepsilon_{x \circ y}|.$$

Aby analizować (symulować) działanie algorytmów w arytmetyce zmiennopozycyjnej, będziemy często posługiwać się tzw. twierdzeniem o kumulacji błędów.

TW. (o kumulacji błędów)

Niech zachodzi

$$|\delta_i| \leq 2^{-t}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n,$$

oraz niech

$$1 + \sigma_n := \prod_{i=1}^n (1 + \delta_i).$$

Wtedy

$$\sigma_n = \sum_{i=1}^n \delta_i + O(2^{-2t}).$$

Jeśli dodatkowo

$$n \cdot 2^{-t} < 2,$$

to

$$|\sigma_n| \leq \gamma_n := \frac{n \cdot 2^{-t}}{1 - \frac{1}{2}n \cdot 2^{-t}} \approx n \cdot 2^{-t}.$$

Użyjemy twierdzenia o kumulacji błędów do analizy zmiennopozycyjnej realizacji prostego programu komputerowego.

Przykład. Rozważmy zadanie obliczenia sumy liczb x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 , tzn.

$$S = \sum_{i=1}^5 x_i.$$

Wartość S wyznaczamy przy pomocy następującego ('naturalnego') programu:

```

 $S := x_1$ 
for  $i = 2$  to  $5$ 
     $S := S + x_i$ 
return  $S$ 
```

Jak wygląda zmiennopozycyjna realizacja programu?

Dla uproszczenia przyjmijmy, że

$$\text{rd}(x_i) = x_i, \quad 1 \leq i \leq 5$$

tj. dane wejściowe są liczbami maszynowymi.

Wtedy realizacja zmiennopozycyjna programu ma postać:

$$\text{fl}(P) = \left(\left(((x_1 + x_2)(1 + \xi_2) + x_3)(1 + \xi_3) + x_4 \right)(1 + \xi_4) + x_5 \right)(1 + \xi_5),$$

gdzie

$$|\xi_2|, |\xi_3|, |\xi_4|, |\xi_5| \leq 2^{-t}.$$

Po uporządkowaniu względem x_i :

$$\begin{aligned}
\text{fl}(P) = & x_1(1 + \xi_2)(1 + \xi_3)(1 + \xi_4)(1 + \xi_5) \\
& + x_2(1 + \xi_2)(1 + \xi_3)(1 + \xi_4)(1 + \xi_5) \\
& + x_3(1 + \xi_3)(1 + \xi_4)(1 + \xi_5) \\
& + x_4(1 + \xi_4)(1 + \xi_5) + x_5(1 + \xi_5).
\end{aligned}$$

Oznaczmy:

$$1 + E_i := \prod_{j=i}^5 (1 + \xi_j), \quad i = 2, 3, 4, 5, \quad E_1 := E_2.$$

Wówczas

$$\text{fl}(P) = \sum_{i=1}^5 x_i (1 + E_i).$$

Z twierdzenia o kumulacji błędów otrzymujemy (w pierwszym rzędzie):

$$\begin{aligned} |E_2| &\leq \gamma_4 \lesssim 4 \cdot 2^{-t}, & |E_3| &\leq \gamma_3 \lesssim 3 \cdot 2^{-t}, \\ |E_4| &\leq \gamma_2 \lesssim 2 \cdot 2^{-t}, & |E_5| &= |\xi_5| \leq 2^{-t}. \end{aligned}$$

Badamy błąd względny:

$$\left| \frac{S - \text{fl}(P)}{S} \right| = \left| \frac{\sum_{i=1}^5 x_i - \sum_{i=1}^5 x_i (1 + E_i)}{\sum_{i=1}^5 x_i} \right| = \left| \frac{\sum_{i=1}^5 x_i E_i}{\sum_{i=1}^5 x_i} \right|.$$

Stąd

$$\left| \frac{S - \text{fl}(P)}{S} \right| \leq \frac{\sum_{i=1}^5 |x_i| |E_i|}{\left| \sum_{i=1}^5 x_i \right|} \leq \left(\frac{\sum_{i=1}^5 |x_i|}{\left| \sum_{i=1}^5 x_i \right|} \right) \cdot 4 \cdot 2^{-t}.$$

Wprowadzamy oznaczenie:

$$K := \frac{\sum_{i=1}^5 |x_i|}{\left| \sum_{i=1}^5 x_i \right|}.$$

Wtedy

$$\left| \frac{S - \text{fl}(P)}{S} \right| \lesssim K \cdot 4 \cdot 2^{-t}.$$

Wniosek.

- Jeśli sumujemy liczby dodatnie, to warto je najpierw posortować.
- Jeśli wszystkie x_i mają ten sam znak, to $K = 1$.
- Może jednak być tak, że K jest dowolnie duże.

2.3 Zjawisko utraty cyfr znaczących

Problem utraty cyfr znaczących prześledźmy na przykładzie.

Niech

$$x, y \in X_{fl}, \quad x > y > 0, \quad x \approx y.$$

Przy odejmowaniu $x - y$ najpierw wyrównujemy cechy (przesuwamy mantysę jednej z liczb), a następnie odejmujemy mantisy. Gdy liczby są bliskie, najstarsze cyfry (bity) mantisy się redukują i wynik zaczyna się od wielu zer.

W efekcie:

- w wyniku zostaje mało cyfr znaczących,
- względny błąd wyniku może istotnie wzrosnąć.

$$\begin{aligned}
 x &= + \boxed{1 \mid a_1 \mid a_2 \mid a_3 \mid a_4 \mid a_5} \cdot 2^c \\
 &\quad \downarrow \text{wyrownanie cech} \\
 y &= + \boxed{1 \mid a_1 \mid a_2 \mid a_3 \mid 0 \mid 0} \cdot 2^c \\
 x - y &= + \boxed{0 \mid 0 \mid 0 \mid b_1 \mid b_2 \mid b_3} \cdot 2^c \\
 &\quad \downarrow \text{normalizacja mantysy} \\
 &= + \boxed{1 \mid b_2 \mid b_3 \mid \boxed{0 \mid 0 \mid 0}} \cdot 2^{c-3}
 \end{aligned}$$

nie wiemy co tu wpisac

Przykład numeryczny (kod demonstracyjny).

```

f1:=z->ln(z)-1;

x:=exp(1.0001);

printf("      x = %1.10e\n\n",x);
printf("      f1(x) = %1.10e dla Digits:=%d\n ",f1(x),Digits);
printf(" Wynik dokładny = %1.30e\n\n",evalf(f1(x),64));

x = 2.7185536700e+00
f1(x) = 1.0000000000e-04 dla Digits:=10
Wynik dokładny = 9.999991401555060459381913048956e-05

f2:=z->ln(z/exp(1.0));

```

```

x:=exp(1.0001);

printf("      x = %1.10e\n\n",x);
printf("      f2(x) = %1.10e dla Digits:=%d\n ",f2(x),Digits);
printf(" Wynik dokładny = %1.30e\n\n",evalf(f1(x),64));

x = 2.7185536700e+00
f2(x) = 9.999999830e-05 dla Digits:=10
Wynik dokładny = 9.999991401555060459381913048956e-05

```

Wykład 3 Uwarunkowanie zadania, algorytmy numeryczne poprawne

Przykład. Rozważmy wielomian

$$\omega(x) = (x-1)(x-2)\cdots(x-20) = \sum_{i=0}^{20} a_i x^i = x^{20} - 210x^{19} + \dots$$

oraz jego zaburzenie

$$\tilde{\omega}(x) := \omega(x) - \varepsilon x^{19}, \quad \varepsilon \text{ małe.}$$

Przy bardzo małym ε (np. $\varepsilon = 2^{-30}$) można zaobserwować:

- minimalna zmiana danych (współczynników),
- duża zmiana wyniku (położenia miejsc zerowych).

Przykład (macierz Hilberta).

$$H_n = \left[\frac{1}{i+j-1} \right] \in \mathbb{R}^{n \times n}, \quad \tilde{H}_n = \left[\text{rd} \left(\frac{1}{i+j-1} \right) \right] \in \mathbb{R}^{n \times n}.$$

Badamy:

$$\det(H_n), \quad \det(\tilde{H}_n).$$

Dla większych n (na tablicy: $n = 15$) wartości te mogą mieć nawet przeciwnie znaki, co oznacza błąd względny rzędu 100%.

Przykład (układ równań). Rozważmy układ

$$H_n x = b_n, \quad b_n = H_n \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix},$$

oraz układ zaburzony

$$\tilde{H}_n \tilde{x} = \tilde{b}_n, \quad \tilde{b}_n = \text{fl} \left(H_n \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \right).$$

W praktyce rozwiązania mogą się istotnie różnić, mimo małej zmiany danych.

Definicja (uwarunkowanie zadania). Zadanie nazywamy *źle uwarunkowanym*, jeśli mała względna zmiana danych powoduje dużą względną zmianę wyniku.

Uwaga.

- Dla zadań źle uwarunkowanych obliczenia komputerowe wymagają szczególnej ostrożności.
- Sprawdzenie, czy zadanie jest źle uwarunkowane, bywa trudne.

Przykład (wartość funkcji). Dla $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ badamy wpływ małej zmiany argumentu $x \rightarrow x + h$ na wartość funkcji, np. przez iloraz:

$$\left| \frac{f(x) - f(x+h)}{f(x)} \right|.$$

Korzystając z

$$f'(x) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h},$$

otrzymujemy dla małego h :

$$\left| \frac{f(x) - f(x+h)}{f(x)} \right| \approx \left| \frac{f(x+h) - f(x)}{h} \right| \frac{|h|}{|f(x)|} \approx |f'(x)| \frac{|h|}{|f(x)|}.$$

Ponieważ

$$\left| \frac{x - (x+h)}{x} \right| = \left| \frac{h}{x} \right|,$$

to

$$\left| \frac{f(x) - f(x+h)}{f(x)} \right| \approx \left| \frac{xf'(x)}{f(x)} \right| \left| \frac{h}{x} \right|.$$

Wielkość

$$\left| \frac{xf'(x)}{f(x)} \right|$$

można zatem przyjąć za miarę tego, jak względna zmiana danych wpływa na względną zmianę wyniku w zadaniu obliczania wartości funkcji.

Przykład (iloczyn skalarny). Rozważmy

$$a = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n, \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n,$$

oraz funkcję

$$S(a, b) = \sum_{i=1}^n a_i b_i, \quad S : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}.$$

Niech dane będą względnie zaburzone składowo:

$$\tilde{a}_i = a_i(1 + \varepsilon_i), \quad \tilde{b}_i = b_i(1 + \delta_i),$$

czyli

$$\tilde{a} = \begin{bmatrix} a_1(1 + \varepsilon_1) \\ \vdots \\ a_n(1 + \varepsilon_n) \end{bmatrix}, \quad \tilde{b} = \begin{bmatrix} b_1(1 + \delta_1) \\ \vdots \\ b_n(1 + \delta_n) \end{bmatrix}.$$

Wtedy

$$\begin{aligned}
\left| \frac{S(a, b) - S(\tilde{a}, \tilde{b})}{S(a, b)} \right| &= \left| \frac{\sum_{i=1}^n a_i b_i - \sum_{i=1}^n a_i b_i (1 + \varepsilon_i)(1 + \delta_i)}{\sum_{i=1}^n a_i b_i} \right| \\
&\approx \left| \frac{\sum_{i=1}^n a_i b_i (\varepsilon_i + \delta_i)}{\sum_{i=1}^n a_i b_i} \right| \\
&\leq \frac{\sum_{i=1}^n |a_i b_i| |\varepsilon_i + \delta_i|}{\sum_{i=1}^n |a_i b_i|} \\
&\leq \max_i |\varepsilon_i + \delta_i| \frac{\sum_{i=1}^n |a_i b_i|}{\sum_{i=1}^n |a_i b_i|}.
\end{aligned}$$

Definiujemy wskaźnik:

$$K(a, b) := \frac{\sum_{i=1}^n |a_i b_i|}{\sum_{i=1}^n |a_i b_i|}.$$

Wnioski.

- Jeśli $a_i b_i > 0$ (albo $a_i b_i < 0$) dla wszystkich $i = 1, \dots, n$, to $K(a, b) = 1$.
- W szczególnych sytuacjach $K(a, b)$ może być dowolnie duże (np. $\sum_i |a_i b_i| = 1$, a $\sum_i a_i b_i \approx 0$).

Definicja (wskaźnik uwarunkowania zadania). Wielkość (lub wielkości), które opisują, jak względna zmiana danych wpływa na względną zmianę wyniku, nazywamy wskaźnikiem (wskaźnikami) uwarunkowania.

Umowa:

- jeśli wskaźnik uwarunkowania jest ograniczony, to zadanie jest dobrze uwarunkowane,
- jeśli jest nieograniczony, to zadanie jest źle uwarunkowane.

Algorytmy numeryczne poprawne.

Definicja (algorytm numerycznie poprawny). Algorytm nazywamy numerycznie poprawnym, jeśli wynik uzyskany w arytmetyce zmiennopozycyjnej może być zinterpretowany jako mało zaburzony wynik dokładny dla mało zaburzonych danych.

Przykład. Niech dane będą liczby x_1, x_2, \dots, x_n i rozważmy algorytm:

```

 $S := x_1$ 
for  $i = 2$  to  $n$ 
     $S := S + x_i$ 
return  $S$ 

```

Zakładamy, że $x_i = \text{rd}(x_i)$ (dane wejściowe są maszynowe) oraz

$$|\varepsilon_i| \leq 2^{-t} \quad (i = 2, \dots, n), \quad \varepsilon_1 := 0.$$

Wtedy

$$\text{fl}(S) = \sum_{i=1}^n x_i \prod_{j=i}^n (1 + \varepsilon_j).$$

Wprowadzamy oznaczenie:

$$1 + E_i := \prod_{j=i}^n (1 + \varepsilon_j), \quad i = 2, \dots, n, \quad E_1 := E_2.$$

Otrzymujemy

$$\text{fl}(S) = \sum_{i=1}^n x_i (1 + E_i) = \sum_{i=1}^n \widehat{x}_i, \quad \widehat{x}_i := x_i (1 + E_i).$$

Z twierdzenia o kumulacji błędów:

$$|E_i| \leq (n - i + 1) 2^{-t} \quad (i = 2, \dots, n), \quad |E_1| \leq (n - 1) 2^{-t}.$$

A więc wynik obliczony jest dokładną sumą lekko zaburzonych danych \widehat{x}_i .

Konkluzja. Ten algorytm jest numerycznie poprawny.

Wykład 4 Rozwiązywanie równań nieliniowych

Zadanie: dla danej funkcji $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ znaleźć takie $\alpha \in \mathbb{R}$, dla którego

$$f(\alpha) = 0.$$

W przypadku równań nieliniowych rozwiązanie analityczne najczęściej nie jest możliwe, dlatego stosujemy metody przybliżone (iteracyjne), zwykle z użyciem komputera.

Omówimy trzy podstawowe metody:

- metodę bisekcji,
- metodę Newtona,
- metodę siecznych.

4.1 Metoda bisekcji

Założenia:

- f jest ciągła na przedziale (a_0, b_0) ,
- istnieje dokładnie jedno miejsce zerowe $\alpha \in (a_0, b_0)$,
- $f(a_0)f(b_0) < 0$ (np. $f(a_0) < 0 < f(b_0)$).

Konstrukcja:

- $I_k = [a_k, b_k]$ dla $k = 0, 1, 2, \dots$,
- środek przedziału $m_{k+1} := \frac{a_k + b_k}{2}$,
- jeśli $f(m_{k+1}) = 0$, to $\alpha = m_{k+1}$,
- w przeciwnym razie:

$$I_{k+1} = \begin{cases} [a_k, m_{k+1}], & \text{gdy } f(a_k)f(m_{k+1}) < 0, \\ [m_{k+1}, b_k], & \text{gdy } f(m_{k+1})f(b_k) < 0. \end{cases}$$

Obserwacje.

- Długość przedziału po k krokach:

$$|I_k| = \frac{b_0 - a_0}{2^k} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0.$$

- Metoda bisekcji jest zbieżna i praktycznie niezawodna (dla spełnionych założeń).
- Aby otrzymać przedział długości co najwyżej 2ε , wystarczy wykonać

$$N = \left\lceil \log_2 \left(\frac{b_0 - a_0}{2\varepsilon} \right) \right\rceil$$

kroków (często zapisywane także jako $\lfloor \cdot \rfloor + 1$).

4.2 Metoda Newtona

Punkt startowy x_0 dany, a iteracje:

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}, \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

Interpretacja geometryczna: x_{n+1} jest miejscem zerowym stycznej do wykresu $y = f(x)$ w punkcie $(x_n, f(x_n))$.

4.3 Metoda siecznych

Punkty startowe x_0, x_1 dane, a iteracje:

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)(x_n - x_{n-1})}{f(x_n) - f(x_{n-1})}, \quad n = 1, 2, 3, \dots$$

Interpretacja geometryczna: x_{n+1} jest miejscem zerowym prostej przechodzącej przez punkty $(x_n, f(x_n))$ oraz $(x_{n-1}, f(x_{n-1}))$.

Metoda siecznych jest odpowiedzią na wadę metody Newtona polegającą na konieczności liczenia pochodnej.

4.4 Warunki stopu

W praktyce zamiast warunku idealnego $f(\alpha) = 0$ stosuje się kryteria przybliżone:

- mała wartość reszty: $|f(x_n)|$ małe,
- mały krok iteracji (np. względny):

$$\left| \frac{x_n - x_{n-1}}{x_n} \right| \text{ małe,}$$

- ograniczenie liczby iteracji: $n \leq N_{\max}$.

4.5 Wykładnik Zbieżności (Rząd Metody)

Niech $x_n \rightarrow \alpha$. Mówimy, że ciąg (x_n) ma asymptotyczny rząd zbieżności p , jeśli istnieją $C > 0$ oraz $p \geq 1$ takie, że

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{|x_{n+1} - \alpha|}{|x_n - \alpha|^p} = C.$$

Wtedy (dla dużych n):

$$|x_{n+1} - \alpha| \approx C |x_n - \alpha|^p.$$

Przypadki szczególne:

- $p = 1, C \in (0, 1)$: zbieżność liniowa,
- $p = 2$: zbieżność kwadratowa,
- $p = 3$: zbieżność sześcienna.

Im większe p , tym szybciej (asymptotycznie) maleje błąd.

Uwaga. Porównywanie metod wyłącznie przez rząd zbieżności ma sens przede wszystkim dla metod jednokrokowych.

4.6 Twierdzenie (metody jednokrokowe)

Niech metoda jednokrokowa ma postać

$$x_0 \text{ dane}, \quad x_{n+1} = F(x_n), \quad n \geq 0,$$

i niech $x_n \rightarrow \alpha$, gdzie α jest miejscem zerowym f .

Wtedy rząd zbieżności p tej metody jest liczbą naturalną i zachodzi równoważność:

$$p \text{ jest rzędem metody} \iff \begin{cases} F(\alpha) = \alpha, \\ F'(\alpha) = F''(\alpha) = \dots = F^{(p-1)}(\alpha) = 0, \\ F^{(p)}(\alpha) \neq 0. \end{cases}$$

Dodatkowo stała asymptotyczna wynosi

$$C = \frac{|F^{(p)}(\alpha)|}{p!}.$$

Wykład 5 Interpolacja wielomianowa – część I

Powtórka z wykładu 4.

- Bisekcja: rząd zbieżności $p = 1$.
- Newton: rząd zbieżności $p = 2$ (lokalnie, przy spełnionych założeniach).
- Sieczne: rząd zbieżności $p \approx 1.618$.

5.1 Postacie wielomianu

Oznaczenie:

$$\Pi_n := \{w : w \text{ jest wielomianem stopnia } \leq n\}.$$

a) Postać naturalna (potęgowa). Dla $w \in \Pi_n$:

$$w(x) = \sum_{i=0}^n a_i x^i.$$

Schemat Hornera.

$$w(x) = (((a_n x + a_{n-1})x + a_{n-2})x + \cdots + a_1)x + a_0.$$

Algorytm:

$$\begin{aligned} w_n &:= a_n, \\ w_k &:= w_{k+1}x + a_k, \quad k = n-1, n-2, \dots, 0. \end{aligned}$$

Wtedy $w(x) = w_0$. Koszt obliczeniowy: $O(n)$.

b) Postać Newtona. Niech x_0, x_1, \dots, x_n będą ustalonymi punktami. Wtedy

$$w(x) = \sum_{k=0}^n b_k P_k(x),$$

gdzie

$$P_0(x) = 1, \quad P_k(x) = \prod_{i=0}^{k-1} (x - x_i) \quad (k \geq 1).$$

Czyli:

$$w(x) = b_0 + b_1(x - x_0) + b_2(x - x_0)(x - x_1) + \cdots + b_n \prod_{i=0}^{n-1} (x - x_i).$$

Uogólniony schemat Hornera (dla postaci Newtona).

$$\begin{aligned} w_n &:= b_n, \\ w_k &:= w_{k+1}(x - x_k) + b_k, \quad k = n-1, n-2, \dots, 0. \end{aligned}$$

Wtedy $w(x) = w_0$.

c) Postać Czebyszewa. Wielomiany Czebyszewa definiujemy rekurencyjnie:

$$T_0(x) = 1, \quad T_1(x) = x, \quad T_k(x) = 2xT_{k-1}(x) - T_{k-2}(x) \quad (k \geq 2).$$

Własności (podstawowe).

- $T_k \in \Pi_k \setminus \Pi_{k-1}$.
- Dla $n \geq 1$: $T_n(x) = 2^{n-1}x^n + \dots$
- Parzystość: $T_n(-x) = (-1)^n T_n(x)$.
- Dla $x \in [-1, 1]$: $T_n(x) = \cos(n \arccos(x))$.
- Wszystkie miejsca zerowe T_n są rzeczywiste, pojedyncze i należą do $(-1, 1)$.
- Dla $x \in [-1, 1]$: $|T_n(x)| \leq 1$.
- $\text{lin}\{T_0, T_1, \dots, T_n\} = \Pi_n$.

Postać Czebyszewa wielomianu:

$$w(x) = \frac{1}{2}c_0T_0(x) + c_1T_1(x) + \dots + c_nT_n(x) = \sum_{k=0}^n {}'c_kT_k(x),$$

gdzie kreska przy sumie oznacza, że składnik dla $k = 0$ jest liczony z czynnikiem $\frac{1}{2}$.

Algorytm Clenshawa (obliczanie wartości w postaci Czebyszewa, koszt $O(n)$):

$$\begin{aligned} B_{n+2} &:= 0, \quad B_{n+1} := 0, \\ B_k &:= 2xB_{k+1} - B_{k+2} + c_k, \quad k = n, n-1, \dots, 0. \end{aligned}$$

Wtedy

$$w(x) = \frac{B_0 - B_2}{2}.$$

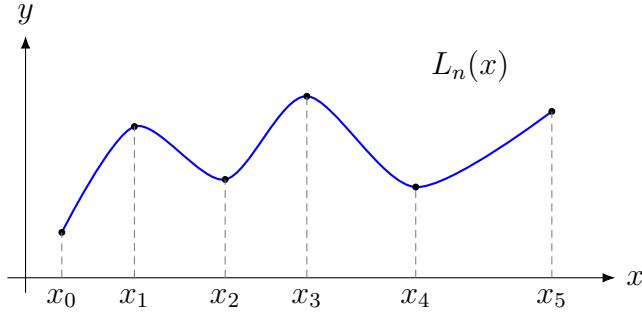
5.2 Interpolacja wielomianowa

Mamy dane pomiary:

$$x_0, x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}, \quad x_i \neq x_j \ (i \neq j), \quad y_0, y_1, \dots, y_n \in \mathbb{R}.$$

Szukamy wielomianu $L_n \in \Pi_n$ takiego, że

$$L_n(x_k) = y_k, \quad k = 0, 1, \dots, n.$$



Twierdzenie. Zadanie interpolacyjne Lagrange'a ma zawsze dokładnie jedno rozwiązanie.

Postać Lagrange'a.

$$L_n(x) = \sum_{k=0}^n \lambda_k(x) y_k,$$

gdzie

$$\lambda_k(x) := \prod_{\substack{i=0 \\ i \neq k}}^n \frac{x - x_i}{x_k - x_i}, \quad k = 0, 1, \dots, n.$$

Własność bazowa:

$$\lambda_k(x_i) = \begin{cases} 1, & i = k, \\ 0, & i \neq k. \end{cases}$$

Przykład. Niech $f(x) = e^x$, $n = 3$, węzły:

$$x_0 = 0, \quad x_1 = 0.2, \quad x_2 = 0.6, \quad x_3 = 0.8.$$

Budujemy L_3 i przybliżamy $f(0.4)$. W zapisie z tablicy:

$$L_3(x) = \lambda_0(x)y_0 + \lambda_1(x)y_1 + \lambda_2(x)y_2 + \lambda_3(x)y_3, \quad y_k = f(x_k).$$

Otrzymane przybliżenie:

$$L_3(0.4) \approx 1.49142, \quad f(0.4) \approx 1.49182.$$

Zatem błąd punktowy jest rzędu 10^{-3} .

Przykłady (jak na tablicy).

- $f(x) = \sin(x)$,

$$x_k = \frac{2k\pi}{n}, \quad 0 \leq k \leq n, \quad n = 1, \dots, 15,$$

i porównujemy z interpolantem $L_n(x)$.

- $f(x) = |x|$,

$$x_k = -1 + \frac{2k}{n}, \quad 0 \leq k \leq n, \quad n = 1, \dots, 15,$$

i obserwujemy jakość przybliżenia przez $L_n(x)$.

- $f(x) = x^6$,

$$x_k = -2 + \frac{4k}{n}, \quad 0 \leq k \leq n, \quad n = 1, \dots, 6.$$

Ponieważ $f \in \Pi_6$, dla $n \geq 6$ mamy dokładnie

$$L_n(x) = x^6 \quad (\text{w szczególności } L_6(x) = x^6).$$

Wykład 6 Interpolacja wielomianowa – część II

Plan wykładu:

- postać Newtona,
- ilorazy różnicowe,
- „dobry” wybór węzłów interpolacji.

Przypomnienie. Dla par parami różnych węzłów x_0, \dots, x_n oraz danych y_0, \dots, y_n szukamy $L_n \in \Pi_n$ takiego, że

$$L_n(x_k) = y_k, \quad 0 \leq k \leq n.$$

W postaci Lagrange'a:

$$L_n(x) = \sum_{k=0}^n y_k \lambda_k(x), \quad \lambda_k(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq k}}^n \frac{x - x_j}{x_k - x_j}.$$

6.1 Postać Newtona wielomianu interpolacyjnego

Niech

$$P_0(x) = 1, \quad P_k(x) = \prod_{i=0}^{k-1} (x - x_i) \quad (k \geq 1).$$

Szukamy

$$L_n(x) = b_0 P_0(x) + b_1 P_1(x) + \dots + b_n P_n(x).$$

Współczynnik b_k wyznacza się z warunków interpolacji, co prowadzi do układu trójkątnego (koszt $O(n^2)$).

Wzór jawny (z tablicy):

$$b_k = \sum_{i=0}^k \frac{y_i}{\prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^k (x_i - x_j)}, \quad k = 0, 1, \dots, n.$$

6.2 Ilorazy różnicowe

Definicja. Niech x_0, \dots, x_n będą parami różne i niech $f(x_k) = y_k$. Definiujemy:

$$f[x_i] = f(x_i) = y_i,$$

oraz rekurencyjnie

$$f[x_i, \dots, x_k] := \frac{f[x_{i+1}, \dots, x_k] - f[x_i, \dots, x_{k-1}]}{x_k - x_i}, \quad i < k.$$

Przykład (rzad 2):

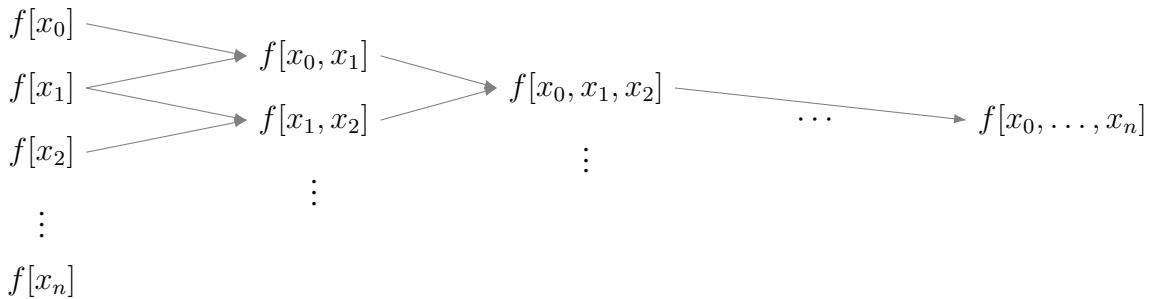
$$f[x_0, x_1, x_2] = \frac{f[x_1, x_2] - f[x_0, x_1]}{x_2 - x_0}.$$

Twierdzenie (postać Newtona przez ilorazy różnicowe).

$$L_n(x) = \sum_{k=0}^n f[x_0, x_1, \dots, x_k] P_k(x),$$

czyli

$$b_k = f[x_0, \dots, x_k].$$



6.3 Koszty i aktualizacja

Koszt jednej konstrukcji:

- tablica ilorazów różnicowych: $O(n^2)$,
- obliczenie $L_n(x)$ dla ustalonego x : $O(n)$ (uogólniony Horner).

Przy wielu punktach z_0, \dots, z_M :

$$\text{koszt} \approx O(n^2) + (M+1)O(n),$$

co jest tańsze niż wielokrotne liczenie postaci Lagrange'a od zera.

Jeśli dodamy jedną obserwację (x_{n+1}, y_{n+1}) i mamy zapamiętaną ostatnią kolumnę tablicy ilorazów różnicowych, aktualizacja do L_{n+1} kosztuje $O(n)$.

6.4 Uwagi numeryczne

- Przed budową tablicy ilorazów różnicowych zaleca się uporządkować węzły.
- Naiwny algorytm wypełniania tablicy ilorazów różnicowych nie jest numerycznie poprawny.
- Dla dużej liczby węzłów (na tablicy: rzędu $n \gtrsim 30$) mogą pojawiać się istotne problemy numeryczne.

6.5 Błąd interpolacji i wybór węzłów

Twierdzenie (reszta interpolacji). Jeśli $f \in C^{n+1}([a, b])$, to dla każdego $x \in (a, b)$ istnieje $\xi_x \in (a, b)$ takie, że

$$f(x) - L_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \prod_{k=0}^n (x - x_k).$$

Stąd oszacowanie:

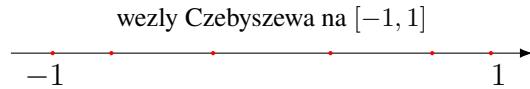
$$\max_{x \in [a, b]} |f(x) - L_n(x)| \leq \max_{x \in [a, b]} \left| \frac{f^{(n+1)}(x)}{(n+1)!} \right| \cdot \max_{x \in [a, b]} \left| \prod_{k=0}^n (x - x_k) \right|.$$

Żeby zmniejszyć błąd, chcemy minimalizować

$$\max_{x \in [a, b]} \left| \prod_{k=0}^n (x - x_k) \right|.$$

Fakt. Dla $[a, b] = [-1, 1]$ minimum osiągają węzły Czebyszewa:

$$x_k = \cos\left(\frac{2k+1}{2n+2}\pi\right), \quad 0 \leq k \leq n.$$



Dla ogólnego przedziału $[a, b]$ stosujemy przeskalowanie:

$$t_k = \frac{a+b}{2} + \frac{b-a}{2} \cos\left(\frac{2k+1}{2n+2}\pi\right), \quad 0 \leq k \leq n.$$

Wykład 7 Naturalne interpolacyjne funkcje sklejane 3-go stopnia i ich zastosowania w grafice komputerowej

Powtórka.

- Postać Newtona + ilorazy różnicowe: budowa w $O(n^2)$.
- Obliczanie wartości wielomianu Newtona: $O(n)$ (uogólniony schemat Hornera).
- Błąd interpolacji:

$$|f(x) - L_n(x)| \leq \max_{t \in [a,b]} \left| \frac{f^{(n+1)}(t)}{(n+1)!} \right| \cdot \max_{x \in [a,b]} \left| \prod_{k=0}^n (x - x_k) \right|.$$

- Dobór „dobrych” węzłów: węzły Czebyszewa.

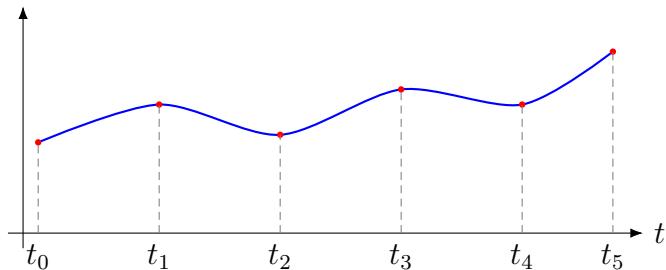
7.1 Definicja NIFS3

Niech

$$a = t_0 < t_1 < \dots < t_n = b, \quad y_k = f(t_k).$$

Funkcję s nazywamy **NIFS3** (naturalną interpolacyjną funkcją sklejaną stopnia 3), jeśli:

- $s(t_k) = y_k$ dla $k = 0, \dots, n$,
- na każdym $[t_{k-1}, t_k]$ funkcja s jest wielomianem stopnia co najwyżej 3,
- $s, s', s'' \in C[a, b]$,
- warunki naturalności: $s''(a) = s''(b) = 0$.



Ille warunków?

- interpolacja w węzłach: $n + 1$,
- ciągłość s' i s'' w węzłach wewnętrznych: $2(n - 1)$,
- naturalność: 2.

Razem: $4n$ warunków (tyle co współczynników dla n wielomianów kubicznych).

7.2 Postać klamrowa i przykład

Na przedziale $[t_{k-1}, t_k]$:

$$s(t) = s_k(t) = A_k t^3 + B_k t^2 + C_k t + D_k.$$

Przykład (z tablicy): dla danych $(t_0, y_0) = (-1, 1), (t_1, y_1) = (0, -1), (t_2, y_2) = (1, 1)$ otrzymujemy

$$s(t) = \begin{cases} t^3 + 3t^2 - 1, & t \in [-1, 0], \\ -t^3 + 3t^2 - 1, & t \in [0, 1]. \end{cases}$$

Wniosek. Bezpośrednie rozwiązywanie pełnego układu dla współczynników klamrowych jest mało efektywne dla dużych n .

7.3 Momenty i układ trójprzekątniowy

Wprowadzamy momenty:

$$M_k := s''(t_k), \quad k = 0, 1, \dots, n, \quad M_0 = M_n = 0.$$

Niech

$$h_k := t_k - t_{k-1}, \quad \lambda_k := \frac{h_k}{h_k + h_{k+1}}, \quad d_k := 6 f[t_{k-1}, t_k, t_{k+1}], \quad k = 1, \dots, n-1.$$

Momenty spełniają układ:

$$\lambda_k M_{k-1} + 2M_k + (1 - \lambda_k) M_{k+1} = d_k, \quad k = 1, \dots, n-1.$$

Jest to układ liniowy trójprzekątniowy, więc można go rozwiązać w czasie $O(n)$.

Uwaga. Na egzaminie nie używamy bezpośrednio gotowego wzoru jawnego na segment $s_k(t)$.

7.4 Algorytm O(n) (schemat z tablicy)

Obliczamy pomocnicze wielkości rekurencyjnie:

$$\begin{aligned} q_0 &:= 0, & u_0 &:= 0, \\ p_k &:= \lambda_k q_{k-1} + 2, \\ q_k &:= \frac{\lambda_k - 1}{p_k}, & k &= 1, 2, \dots, n-1. \\ u_k &:= \frac{d_k - \lambda_k u_{k-1}}{p_k}, \end{aligned}$$

Następnie:

$$M_{n-1} = u_{n-1}, \quad M_k = u_k + q_k M_{k+1}, \quad k = n-2, n-3, \dots, 1.$$

Po wyznaczeniu momentów rekonstruujemy każdy segment splajnu.

7.5 Istnienie i jednoznaczność

Twierdzenie. Dla dowolnych danych

$$n \in \mathbb{N}, \quad a = t_0 < t_1 < \dots < t_n = b, \quad y_k = f(t_k),$$

istnieje dokładnie jedna naturalna interpolacyjna funkcja sklejona 3-go stopnia s spełniająca

$$s''(a) = s''(b) = 0.$$

7.6 Zastosowanie w grafice komputerowej

W grafice komputerowej często buduje się krzywą parametryczną

$$\gamma(t) = (x(t), y(t)), \quad t \in [t_0, t_n],$$

gdzie $x(t)$ i $y(t)$ są niezależnymi NIFS3 budowanymi dla tych samych parametrów t_k .

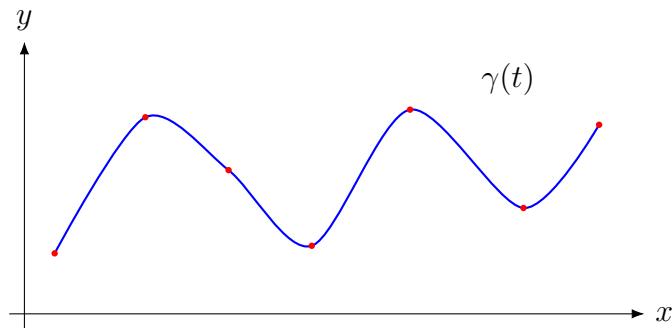
Praktyczny schemat:

- wybieramy punkty kontrolne (x_k, y_k) ,
- dobieramy parametry t_k (często prawie równoległe długości łuków),
- interpolujemy osobno:

$$s_x(t_k) = x_k, \quad s_y(t_k) = y_k,$$

- otrzymujemy krzywą

$$\gamma(t) = (s_x(t), s_y(t)).$$



Wykład 8 Krzywe Béziera i ich zastosowania w grafice komputerowej

Powtórka z NIFS3.

- Dla danych (x_k, y_k) , $k = 0, \dots, n$, istnieje dokładnie jedna naturalna funkcja sklejana 3-go stopnia.
- Układ dla momentów jest trójprzekątniowy i można go rozwiązać w czasie $O(n)$.
- Splajny są praktyczne w grafice, ale dziś przechodzimy do krzywych Béziera.

8.1 Oznaczenia i kombinacje wypukłe

- \mathbb{R}^d – przestrzeń wektorów d -wymiarowych.
- E^d – punkty w przestrzeni d -wymiarowej (np. E^2 na płaszczyźnie).

Jeśli $W_i \in E^d$, $\alpha_i \in \mathbb{R}$ i

$$\sum_{i=0}^n \alpha_i = 1,$$

to punkt

$$\sum_{i=0}^n \alpha_i W_i \in E^d$$

nazywamy kombinacją barycentryczną punktów W_i .

Jeśli dodatkowo $\alpha_i \geq 0$, to jest to kombinacja wypukła i punkt należy do otoczkii wypukłej zbioru $\{W_0, \dots, W_n\}$.

8.2 Wielomiany Bernsteina

Dla $n \in \mathbb{N}$ i $k = 0, \dots, n$:

$$B_k^n(t) := \binom{n}{k} t^k (1-t)^{n-k}.$$

Własności podstawowe.

- $B_k^n(t) \geq 0$ dla $t \in [0, 1]$.
- $\sum_{k=0}^n B_k^n(t) = 1$.

- Rekurencja:

$$B_k^n(t) = (1-t)B_k^{n-1}(t) + tB_{k-1}^{n-1}(t).$$

- Pochodna:

$$(B_k^n)'(t) = n(B_{k-1}^{n-1}(t) - B_k^{n-1}(t)).$$

Wielomiany B_0^n, \dots, B_n^n tworzą bazę przestrzeni Π_n :

$$\text{lin}\{B_0^n, \dots, B_n^n\} = \Pi_n.$$

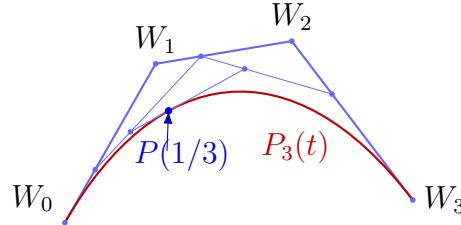
8.3 Krzywa Béziera

Niech punkty kontrolne $W_0, \dots, W_n \in E^2$. Krzywa Béziera stopnia n jest dana wzorem

$$P_n(t) = \sum_{k=0}^n B_k^n(t) W_k, \quad t \in [0, 1].$$

Własności.

- $P_n(0) = W_0, P_n(1) = W_n$.
- Dla $t \in [0, 1]$ punkt $P_n(t)$ leży w otoczce wypukłej punktów kontrolnych.
- $P'_n(0) = n(W_1 - W_0), \quad P'_n(1) = n(W_n - W_{n-1})$.



8.4 Algorytm de Casteljau

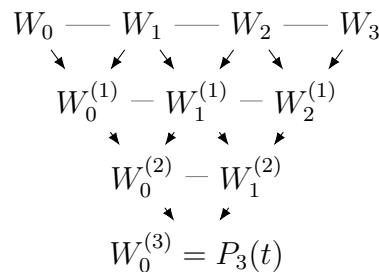
Dla ustalonego $t \in [0, 1]$ definiujemy:

$$\begin{aligned} W_k^{(0)} &:= W_k, \quad k = 0, \dots, n, \\ W_k^{(i)} &:= (1-t)W_k^{(i-1)} + tW_{k+1}^{(i-1)}, \quad i = 1, \dots, n, \quad k = 0, \dots, n-i. \end{aligned}$$

Wtedy

$$P_n(t) = W_0^{(n)}.$$

Koszt obliczeń punktu $P_n(t)$: $O(n^2)$.



8.5 Uwagi praktyczne

- Krzywe Béziera są podstawowym narzędziem modelowania krzywych w grafice komputerowej.
- Punkty kontrolne sterują kształtem krzywej w intuicyjny sposób.
- Dla złożonych kształtów używa sięłączenia wielu segmentów Béziera albo baz B-sklejanych.

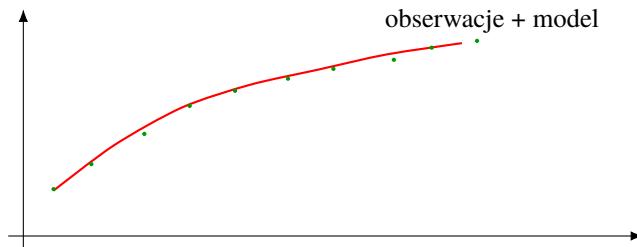
Wykład 9 Aproksymacja średniokwadratowa na zbiorze dyskretnym

Powtórka.

- punkty (E^d) i wektory (\mathbb{R}^d),
- kombinacje barycentryczne i wypukłe,
- wielomiany Bernsteina oraz krzywe Béziera,
- algorytm de Casteljau ($O(n^2)$).

9.1 Idea aproksymacji

Mamy obserwacje (“chmurę” punktów) i chcemy dobrać funkcję z ustalonego modelu tak, aby była do nich możliwie bliska.



9.2 Dyskretna norma średniokwadratowa

Niech ustalone będą liczby $x_0 < x_1 < \dots < x_N$ i funkcja f określona w tych punktach. Definiujemy dyskretną normę:

$$\|f\|_2 := \sqrt{\sum_{k=0}^N (f(x_k))^2}.$$

Odległość funkcji:

$$\|f - g\|_2 = \sqrt{\sum_{k=0}^N (f(x_k) - g(x_k))^2}.$$

Uwaga (motywacja). W praktyce nie definiujemy “najlepszego dopasowania” przez normę jednostajną

$$\max_{x \in [a,b]} |f(x) - g(x)|,$$

bo prowadzi to zwykle do trudnego numerycznie zadania minimaksowego. W tej części używamy normy dyskretnej średniokwadratowej.

Własności normy $\|\cdot\|_2$:

- $\|f\|_2 \geq 0$, a $\|f\|_2 = 0 \Leftrightarrow f(x_k) = 0$ dla wszystkich k ,
- $\|\alpha f\|_2 = |\alpha| \|f\|_2$,
- $\|f + g\|_2 \leq \|f\|_2 + \|g\|_2$.

9.3 Zadanie aproksymacji

Dla danej funkcji f (określonej w x_0, \dots, x_N) i ustalonego modelu \mathcal{X} szukamy elementu optymalnego $w^* \in \mathcal{X}$:

$$\|f - w^*\|_2 = \min_{w \in \mathcal{X}} \|f - w\|_2 = \min_{w \in \mathcal{X}} \sqrt{\sum_{k=0}^N (f(x_k) - w(x_k))^2}.$$

9.4 Model jednoparametryczny: funkcje stałe

Niech

$$\mathcal{X} = \{a : a \in \mathbb{R}\} = \Pi_0, \quad w(x) = a.$$

Minimalizujemy

$$E(a) := \sum_{k=0}^N (f(x_k) - a)^2.$$

Warunek konieczny:

$$E'(a) = 0 \implies a^* = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N f(x_k) = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N y_k.$$

Zatem element optymalny:

$$w^*(x) = a^*.$$

9.5 Model jednoparametryczny: $\{ax^2\}$

Niech

$$\mathcal{X} = \{ax^2 : a \in \mathbb{R}\}.$$

Minimalizujemy

$$E(a) = \sum_{k=0}^N (f(x_k) - ax_k^2)^2.$$

Z warunku $E'(a) = 0$:

$$a^* = \frac{\sum_{k=0}^N f(x_k)x_k^2}{\sum_{k=0}^N x_k^4}.$$

Wtedy

$$w^*(x) = a^*x^2.$$

9.6 Model jednoparametryczny: $\{ae^x\}$

Niech

$$\mathcal{X} = \{ae^x : a \in \mathbb{R}\}.$$

Minimalizujemy

$$E(a) = \sum_{k=0}^N (f(x_k) - ae^{x_k})^2.$$

Warunek $E'(a) = 0$ daje:

$$a^* = \frac{\sum_{k=0}^N f(x_k)e^{x_k}}{\sum_{k=0}^N e^{2x_k}}.$$

Stąd

$$w^*(x) = a^*e^x.$$

9.7 Model dwuparametryczny: prosta regresji

Niech

$$\mathcal{X} = \{ax + b : a, b \in \mathbb{R}\} = \Pi_1.$$

Minimalizujemy

$$E(a, b) = \sum_{k=0}^N (f(x_k) - ax_k - b)^2.$$

Warunki stacjonarności:

$$\frac{\partial E}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial E}{\partial b} = 0.$$

Dają układ:

$$\begin{cases} a \sum x_k^2 + b \sum x_k = \sum x_k f(x_k), \\ a \sum x_k + b(N+1) = \sum f(x_k). \end{cases}$$

Oznaczając

$$s_1 := \sum_{k=0}^N x_k, \quad s_2 := \sum_{k=0}^N x_k^2, \quad s_3 := \sum_{k=0}^N f(x_k), \quad s_4 := \sum_{k=0}^N x_k f(x_k),$$

otrzymujemy

$$a^* = \frac{(N+1)s_4 - s_1 s_3}{(N+1)s_2 - s_1^2}, \quad b^* = \frac{s_2 s_3 - s_1 s_4}{(N+1)s_2 - s_1^2}.$$

Wtedy

$$w^*(x) = a^*x + b^*,$$

czyli klasyczna prosta regresji liniowej.

9.8 Model ogólny

Niech

$$\mathcal{X} = \{a_0 g_0(x) + a_1 g_1(x) + \cdots + a_m g_m(x) : a_0, \dots, a_m \in \mathbb{R}\},$$

gdzie g_0, \dots, g_m są ustalone (typowo $m+1 \leq N+1$).

Szukamy minimum funkcji błędu

$$E(a_0, \dots, a_m) = \sum_{k=0}^N \left(f(x_k) - \sum_{i=0}^m a_i g_i(x_k) \right)^2.$$

Otrzymujemy układ równań normalnych:

$$\frac{\partial E}{\partial a_i} = 0, \quad i = 0, 1, \dots, m.$$

Rozwiązywanie tego układu daje parametry optymalne i funkcję $w^* \in \mathcal{X}$.

9.9 Pochodne cząstkowe – uwaga techniczna

Gdy model zależy od wielu parametrów, minimalizujemy funkcję błędu wielu zmiennych. Wtedy używamy pochodnych cząstkowych.

Przykład. Dla

$$F(x, y, z) = x^2 y + z \cos(x) - 4e^{2y+xz}$$

mamy np.

$$\frac{\partial F}{\partial x} = 2xy - z \sin(x) - 4e^{2y+xz} z, \quad \frac{\partial F}{\partial z} = \cos(x) - 4e^{2y+xz} x.$$

Fakt. Jeśli funkcja wielu zmiennych ma ekstremum wewnętrzne, to jej wszystkie pochodne cząstkowe pierwszego rzędu zerują się w tym punkcie.

Wykład 10 Wielomianowa aproksymacja średniokwadratowa na zbiorze dyskretnym

Powtórka (Wykład 9).

- Dla danych $x_0 < \dots < x_N$ używamy normy

$$\|f\|_2 = \sqrt{\sum_{k=0}^N (f(x_k))^2}.$$

- Szukamy elementu optymalnego

$$w^* = \arg \min_{w \in \mathcal{X}} \|f - w\|_2.$$

- Dla modeli jednoparametrowych i liniowych (regresja) dostajemy wzory jawne po wyzerowaniu pochodnych funkcji błędu.

10.1 Zadanie wykładu 10

Zakładamy model wielomianowy:

$$\mathcal{X} := \Pi_m, \quad m \leq N.$$

Dla danych (x_k, y_k) , gdzie $y_k = f(x_k)$, szukamy wielomianu

$$w_m^* \in \Pi_m$$

takiego, że

$$\|f - w_m^*\|_2 = \min_{w \in \Pi_m} \|f - w\|_2.$$

Uwaga praktyczna. Rozwiązywanie zadania w bazie potęgowej bywa numerycznie niestabilne i kosztowne. Lepsza droga: baza ortogonalna.

10.2 Dyskretny iloczyn skalarny

Definiujemy

$$(f, g)_N := \sum_{k=0}^N f(x_k)g(x_k), \quad (\cdot, \cdot)_N : F \times F \rightarrow \mathbb{R}.$$

Własności:

- $(f, f)_N \geq 0$, a $(f, f)_N = 0 \Leftrightarrow f(x_k) = 0 \forall k$,
- $(f, g)_N = (g, f)_N$,
- $(f + g, h)_N = (f, h)_N + (g, h)_N$,
- $(\alpha f, g)_N = \alpha(f, g)_N$.

Związek z normą:

$$\|f\|_2 = \sqrt{(f, f)_N}.$$

Funkcje f, g są ortogonalne względem $(\cdot, \cdot)_N$, gdy

$$(f, g)_N = 0.$$

10.3 Układ i ciąg ortogonalny

Układ funkcji f_0, \dots, f_m nazywamy ortogonalnym względem $(\cdot, \cdot)_N$, jeśli

$$(f_i, f_j)_N = 0 \quad (i \neq j), \quad (f_i, f_i)_N > 0.$$

Szczególny przypadek: ciąg wielomianów ortogonalnych P_0, \dots, P_m ,

$$P_k \in \Pi_k \setminus \Pi_{k-1}, \quad (P_i, P_j)_N = 0 \quad (i \neq j), \quad (P_i, P_i)_N > 0.$$

Można go dostać np. ortogonalizacją Grama–Schmidta, ale ta droga jest zwykle za droga numerycznie.

10.4 Rekurencja trójczłonowa

Dla ustalonego $(\cdot, \cdot)_N$ ciąg wielomianów ortogonalnych spełnia rekurencję:

$$\begin{aligned} P_0(x) &= 1, & P_1(x) &= x - c_1, \\ P_k(x) &= (x - c_k)P_{k-1}(x) - d_k P_{k-2}(x), & k &= 2, \dots, m, \end{aligned}$$

gdzie

$$c_k = \frac{(x P_{k-1}, P_{k-1})_N}{(P_{k-1}, P_{k-1})_N}, \quad d_k = \frac{(P_{k-1}, P_{k-1})_N}{(P_{k-2}, P_{k-2})_N}.$$

Koszt konstrukcji: liniowy względem m (poza kosztami obliczania iloczynów skalarowych).

10.5 Postać rozwiązań optymalnego

Twierdzenie. Wielomian optymalny ma postać

$$w_m^*(x) = \sum_{k=0}^m a_k P_k(x),$$

gdzie

$$a_k = \frac{(f, P_k)_N}{(P_k, P_k)_N}, \quad k = 0, \dots, m.$$

To odpowiednik rozwinięcia Fouriera w bazie ortogonalnej.

10.6 Obliczanie wartości wielomianu

Jeśli wielomiany bazowe spełniają rekurencję ogólną

$$Q_0(x) = \alpha_0, \quad Q_1(x) = (\alpha_1 x - \beta_1)Q_0(x),$$

$$Q_k(x) = (\alpha_k x - \beta_k)Q_{k-1}(x) - \gamma_{k-2}Q_{k-2}(x), \quad k \geq 2,$$

to dla

$$q_m(x) = \sum_{k=0}^m a_k Q_k(x)$$

wartość dla ustalonego x obliczamy algorytmem Clenshawa.

Wersja praktyczna (backward):

$$B_{m+2} = B_{m+1} = 0, \quad B_k = a_k + (\alpha_{k+1}x - \beta_{k+1})B_{k+1} - \gamma_{k+1}B_{k+2},$$

dla $k = m, m-1, \dots, 0$, a następnie

$$q_m(x) = \alpha_0 B_0.$$

Koszt: $O(m)$ dla jednego punktu.

10.7 Podsumowanie

- Wielomianową aproksymację średniokwadratową warto realizować w bazie ortogonalnej.
- Współczynniki optymalne liczymy projekcyjnie:

$$a_k = \frac{(f, P_k)_N}{(P_k, P_k)_N}.$$

- Rekurencja trójczłonowa i Clenshaw dają efektywny koszt obliczeń.