

Analiza Numeryczna

Skrypt z wykładów

Semestr zimowy 2023/2024

Uniwersytet Wrocławski
Wydział Matematyki i Informatyki
Instytut Informatyki

Spis treści

1		2
2	Arytmetyka zmiennopozycyjna, podstawy teorii błędów	3
2.1	Błąd bezwzględny i błąd wzg̊elny	3
2.2	Reprezentacja liczb w komputerze	3
2.3	Zjawisko utraty cyfr znaczących	7
3	Uwarunkowanie zadania, algorytmy numeryczne poprawne	9
4	Rozwiązywanie równań nieliniowych	13
4.1	Metoda bisekcji	13
4.2	Metoda Newtona	14
4.3	Metoda siecznych	14
4.4	Warunki stopu	14
4.5	Wykładnik Zbieżności (Rząd Metody)	15
4.6	Twierdzenie (metody jednokrokowe)	15

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?

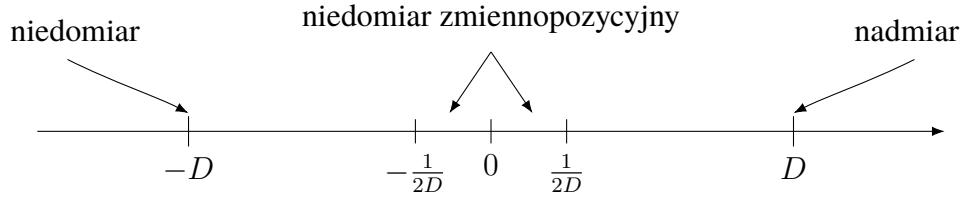
TW.

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

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:

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

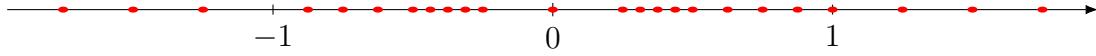
a cecha:

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

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.

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

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

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