

# 1 Analiza błędów

## 1.1 Reprezentacja liczb

$x = smB^c$ ,  $s$  - znak,  $1 \leq m < B$  - mantysa,  $c$  - cecha  
Def.  $t$  - długość mantysy,  $u = 2^{-t-1}$  - precyzja arytmetyki  
Błąd zaokrąglenia w górę:  $|rd(x) - x| \leq 2^{-t-1}2^c$ ,  
 $\frac{|rd(x) - x|}{|x|} \leq \frac{u}{1+u} < u$   
Zbiór reprezentacji arytmetyki:  $X_{fl} = rd(X) = \{rd(x) : x \in X\}$

**Tw.** Jeśli  $|\alpha_i| \leq u, |\rho_i| = 1, nu < 1$ , to  $\prod_{i=1}^n (1+\alpha_i)^{\rho_i} = 1+\theta_n$ , gdzie  $|\theta_n| \leq \frac{nu}{1-nu}$ .

**Tw.** Jeśli  $|\alpha_i| \leq u, nu < 0.01$ , to  $\prod_{i=1}^n (1+\alpha_i) = 1+\theta_n$ , gdzie  $|\theta_n| \leq 1.01nu$ .

Def. Zadanie jest **źle uwarunkowane**, jeśli niewielkie względne zmiany danych powodują duże względne zmiany wyniku. Wielkości charakteryzujące wpływ zaburzeń danych na zaburzenie wyniku to **wskaźniki uwarunkowania**:

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

Def. Niech  $\tilde{y}$  - wynik algorytmu obliczającego  $f(x)$ . Jeśli dla małych  $\Delta x, \Delta y$  mamy  $\tilde{y} + \Delta y = f(x + \Delta x)$ , tzn. wynik jest lekko zaburzony dla lekko zaburzonych danych, to algorytm jest **numerycznie poprawny**.  
Jeśli  $\tilde{y} = f(x + \Delta x)$  (wynik dokładny dla lekko zaburzonych danych), to algorytm jest **numerycznie bardzo poprawny**.

# 2 Interpolacja

## 2.1 Postacie wielomianów interpolacyjnych

**Lagrange'a:**  $L_n(x) = \sum_{k=0}^n y_k \lambda_k$ , gdzie  $\lambda_k = \frac{\prod_{j=0, j \neq k}^n (x - x_j)}{\prod_{j=0, j \neq k}^n (x_k - x_j)}$

**Barycentryczna:** Dla  $\sigma_k = \prod_{j=0, j \neq k}^n \frac{1}{x_k - x_j}$

$$L_n(x) = \begin{cases} \sum_{k=0}^n \frac{\sigma_k}{x - x_k} y_k \Big/ \sum_{k=0}^n \frac{\sigma_k}{x - x_k} & \text{gdy } x \notin \{x_0, x_1, \dots, x_n\} \\ wpp. & \end{cases}$$

Newtona:  $L_n(x) = \sum_{k=0}^n b_k p_k(x)$ , gdzie  $p_k = \prod_{j=0}^{k-1} (x - x_j)$ ,

$$b_k = \sum_{i=0}^k \frac{f(x_i)}{\prod_{j=0, j \neq i}^k (x_i - x_j)}$$

## 2.2 Reszta wielomianu interpolacyjnego

$$f(x) - L_n(x) = \frac{1}{(n+1)!} f^{(n+1)}(\xi_x) p_{n+1}(x) = p_{n+1}(x) f[x_0, x_1, \dots, x_n]$$
$$\max_{-1 \leq x \leq 1} |f(x) - L_n(x)| = \frac{1}{(n+1)!} \max_{-1 \leq x \leq 1} |f^{(n+1)}(x)| \max_{-1 \leq x \leq 1} |p_{n+1}(x)|$$

## 2.3 DFT

**input:**  $[x_0, x_1, \dots, x_N]$

**output:**  $[y_0, y_1, \dots, y_N]$   $y_k = \sum_{j=0}^{N-1} x_j e^{\frac{2\pi i j k}{N}}$  gdzie  $(0 \leq k < N)$

## 2.4 Spline

**naturalna:**  $s''(a) = 0 \wedge s''(b) = 0$   
**zupelna:**  $s'(a) = f'(a) \wedge s'(b) = f'(b)$   
**okresowa:**  $s'(a) = s'(b) \wedge s''(a) = s''(b)$

**Fakt:**  $\int_a^b (s''(x))^2 dx = \sum_{k=1}^{n-1} (f[x_k, x_{k+1}] - f[x_{k-1}, x_k]) s''(x_k)$

$\lambda_k M_k + 2M_k + (1 - \lambda_k)M_{k-1} = 6 * f[x_{k-1}, x_k, x_{k+1}]$   
( $k = 1, \dots, n - 2$ ) oraz  $\lambda_k = h_k / (h_k + h_{k+1})$  oraz  $h_k = x_k - x_{k-1}$

# 3 Wielomiany Ortogonalne

## 3.1 Czebyszew I rodzaju

$$T_0(x) = 1, \quad T_1(x) = x$$
$$T_n(x) = 2x T_{n-1}(x) - T_{n-2}(x)$$
$$T_k(x) = \cos(k \arccos x), \quad x \in [-1, 1]$$

zera  $T_{n+1}$  ( $k = 0, 1, \dots, n$ ):  $t_k = \cos\left(\frac{2k+1}{2n+2}\pi\right)$

ekstrema  $T_n$  :  $u_k = \cos\left(\frac{k}{n}\pi\right)$

waga:  $p(x) = (1 - x^2)^{-1/2}$

$$\int_{-1}^1 p(x) T_k(x) T_l(x) dx = 0 \quad (k \neq l)$$
$$\int_{-1}^1 p(x) (T_k(x))^2 dx = \begin{cases} \pi/2 & \text{gdy } k = 0 \\ \pi & \text{gdy } k \geq 1 \end{cases}$$

## 3.2 Legendre'a

$$P_0(x) = 1, \quad P_1(x) = x - c_1, \quad P_k(x) = (x - c_k)P_{k-1}(x) - d_k P_{k-2}(x)$$
$$c_k = \frac{\langle x P_{k-1}, P_{k-1} \rangle}{\langle P_{k-1}, P_{k-1} \rangle}, \quad d_k = \frac{\langle P_{k-1}, P_{k-1} \rangle}{\langle P_{k-2}, P_{k-2} \rangle},$$

# 4 Normy

## 4.1 Wektorowe

$$\|\mathbf{x}\|_p = \left(|x_1|^p + |x_2|^p + \dots + |x_n|^p\right)^{1/p}, \quad \|\mathbf{x}\|_\infty = \max_{1 \leq j \leq n} \{|x_i|\}$$

Norma musi spełniać 3 warunki:  
 $\|x\| = 0 \Rightarrow x = 0$ ;  $\|\alpha x\| = |\alpha| \|x\|$ ;  $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$ .

## 4.2 Macierzowe

$$\|\mathbf{A}\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_i |a_{ij}|, \quad \|\mathbf{A}\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_j |a_{ij}|,$$
$$\|\mathbf{A}\|_p = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|\mathbf{Ax}\|_p}{\|\mathbf{x}\|_p}.$$
$$\|\mathbf{A}\|_E = \sqrt{\sum_{i,j} |a_{i,j}|^2} \text{ (euklidesowa/Frobeniusa)}$$
$$\|\mathbf{A}\|_2 = \sqrt{\rho(\mathbf{A}^T \mathbf{A})} \text{ (spektralna, } \rho(X) = \max |\lambda(X)|)$$

# 5 Aproksymacja

## 5.1 Normy, iloczyn skalarny, błąd

$$\|f\|_\infty = \sup_{x \in [a,b]} |f(x)|, \quad \|f\|_2 = \sqrt{\int_a^b p(x) f^2(x) dx}$$
$$\langle f, g \rangle := \int_a^b p(x) f(x) g(x) dx, \quad \sqrt{\langle f, f \rangle} = \|f\|_2$$
$$E_n(f) := \inf_{W \in \Pi_n} \|f - W_n\|_\infty^T$$

## 5.2 Wielomian optymalny

$$w_n^* = \sum_{k=0}^n \frac{\langle f, P_k \rangle}{\langle P_k, P_k \rangle} P_k, \quad \|f - w_n^*\|_2 = \sqrt{\|f\|_2^2 - \sum_{k=0}^n \frac{\langle f, P_k \rangle^2}{\langle P_k, P_k \rangle}}$$

# 6 Kwadratury interpolacyjne

$$I_p(f) = \int_a^b p(x) f(x) dx \approx \sum_{k=0}^n A_k f(x_k),$$

**Wiel. węzłowy:**  $\omega(x) = (x - x_0)(x - x_1) \dots (x - x_n)$

6.1 Kwadratury Newtona-Cotesa

$h = (b - a)/n, \quad x_k = a + kh$   
**Wzór trapezów:**  $n = 1, A_0 = A_1 = h/2, R_1(f) = -\frac{h^3}{12}f''(\xi)$   
**Wzór Simpsona:**  $n = 2, A_0 = A_2 = h/3, A_1 = 4h/3, R_2(f) = -\frac{h^5}{90}f^{(4)}(\xi)$

**Zł. wzór trapezów:**  $T_n = h \sum_{k=0}^n {}'' f(x_k), R_n^T(f) = -\frac{h^3n}{12}f''(\xi)$   
**Zł. wzór Simpsona:**  $n = 2m, S_n(f) = (4T_n - T_m)/3$   
 $R_n^S(f) = -(b-a)\frac{h^4}{180}f^{(4)}(\xi)$   
**Metoda Romberga:**  $h_k = (b-a)/2^k$   
 $x_i^{(k)} = a + ih_k, (i = 0, 1, \dots, 2^k), \quad T_{0k} = T_{2^k}(f)$   
 $T_{mk} = \frac{4^m T_{m-1,k+1} - T_m - 1, k}{4^m - 1}$   
**Reszta Newtona-Cotesa:**  
$$I_p(f) - Q_n(f) = \begin{cases} \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} \int_a^b \omega(x) dx & \text{gdy } n = 1, 3, \dots \\ \frac{f^{(n+2)}(\xi)}{(n+2)!} \int_a^b x\omega(x) dx & \text{gdy } n = 2, 4, \dots \end{cases}$$
 gdzie  $\xi \in (a, b)$ .

6.2 Kwadratury Gaussa

$x_k$  - zera wiel. orto.  $P_{n+1}(x), c_k$  wsp. wiod.  $P_k$   
 $\lambda_k(x) = \omega(x)/[\omega'(x_k)(x - x_k)]$ .  
 $0 < A_k = \int_a^b p(x)\lambda_k(x)dx = \frac{c_{n+1}}{c_n} \frac{||P_n||^2}{P'_{n+1}(x_k)P_n(x_k)}.$   
 $R_n(f) = \frac{f^{(n+2)}(\xi)}{(2n+2)!c_{n+1}^2} \int_a^b p(x)[P_{n+1}(x)]^2 dx$

6.3 Gauss-Czebyszew

$\int_{-1}^1 p(x)f(x)dx \approx \int_{-1}^1 p(x)I_n(x)dx$   
 $I_n(x) = \sum_{i=0}^n \iota \alpha_i T_i(x), \alpha_i = \frac{2}{n+1} \sum_{i=0}^n f(t_k)T_i(t_k)$   
 $Q_n^{QC}(f) = \sum_{k=0}^n A_k f(t_k), A_k = \frac{\pi}{n+1}$

6.4 Gauss-Lobatto

$x_k = u_k = \cos\left(\frac{k}{n}\pi\right)$   
 $\int_{-1}^1 p(x)f(x)dx \approx \int_{-1}^1 p(x)J_n(x)dx$   
 $J_n(x) = \sum_{j=0}^n {}'' \beta_j T_j(x), \beta_j = \frac{2}{n} \sum_{k=0}^n {}'' (u_k)T_j(u_k)$   
 $Q_n^L(f) = \sum_{k=0}^n {}'' A_k f(u_k), A_k = \frac{\pi}{n}.$

7 Algebra numeryczna

7.1 Metody iteracyjne

$x^{(k+1)} = B_\tau x^{(k)} + c \quad (k \geq 0)$   
**Tw.** Metoda iter. jest zbieżna dla dowolnego  $x^{(0)}$ , jeśli  $\rho(B) < 1$ ,  
gdzie  $\rho(B) := \max_{1 \leq i \leq n} (\lambda_i)$  to promień spektralny macierzy B.  
**Metoda Richardsona:**  $B_\tau = I - \tau A, \quad c = \tau b$   
**Tw.** Załóżmy, że wszystkie  $\lambda_i$  spełniają:  $0 < \alpha \leq \lambda_i \leq \beta$ .  
Wtedy metoda Richardsona jest zbieżna dla  $0 < \tau < \frac{2}{\beta}$ .  
**Metoda Jacobiego:**  $B_J = -D^{-1}(L + U)$   
**Tw.** Jeśli A jest macierzą ze ściśle dominującą przekątną, tj.  
 $|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|$ , to wtedy  $\|B_J\|_\infty < 1$  i  $\|B_S\|_\infty < 1$ .  
**Metoda Gaussa-Seidela:**  $B_S = -(D + L)^{-1}U$   
**Tw.** Jeśli A jest symetryczna i dodatnio określona, to  $\|B_S\|_\infty < 1$ .  
 $B_\omega = (I - \omega M)^{-1}(\omega N + (1 - \omega)I), \quad M = -D^{-1}L, N = -D^{-1}U$

8 Równania nieliniowe

Metoda Newtona:  $X_{n+1} = X_n - \frac{f(X_n)}{f'(X_n)}$   
Metoda siecznych:  $X_{n+1} = X_n - \frac{X_n - X_{n-1}}{f(X_n) - f(X_{n-1})}$   
Reguła fałsi - metoda siecznych z zachowaniem warunku  $f(X_n)f(X_{n-1}) < 0$  Metoda Newtona dla r-krotnego pierwiastka:  $X_{n+1} = X_n - r \frac{f(X_n)}{f'(X_n)}$   
Algortym adaptacyjny:  $X_{n+1} = X_n - r_n \frac{f(X_n)}{f'(X_n)}, r_n = \frac{X_{n-1} - X_{n-2}}{2X_{n-1} - X_n - X_{n-2}}$   
Metoda Newtona dla wielu zmiennych:  $J * h = -F, X_{n+1} = X_n + h_n$   
Metoda Laguerra(zbieżna sześciennie do pojedynczych pierwiastków):  
 $Z_{k+1} = Z_k - \frac{f(Z_k)}{\omega'(Z_k) + / - \sqrt[2]{H(Z_k)}},$   
 $H(x) = (n-1)[(n-1)\omega'^2(x) - n\omega(x)\omega''(x)]$   
Metoda Steffensena:  $C_{n+1} = C_n - \frac{f^2(C_n)}{f(C_n + f(C_n)) - f(C_n)}$

9 Teoretycznie przydatne wzory

**Nierówność Cauchy’ego-Schwarza:**  $\left(\sum_{k=1}^n a_k b_k\right)^2 \leq \left(\sum_{k=1}^n a_k^2\right)\left(\sum_{k=1}^n b_k^2\right)$

**Inaczej:**  $\langle v, w \rangle \leq \|v\|_2 \cdot \|w\|_2$   
**Bairstowa:**  $p(z) = a_n z^n + \dots + a_0$  **Związek:**  $b_k = a_k + ub_{k+1} + vb_{k+2}$   
Niech ciąg  $a_k$  będzie zbieżny do g. Jeśli istnieją takie liczby rzeczywiste  $p$  i  $C$  ( $C > 0$ ),  
że  $\lim_{n \rightarrow \inf} \frac{|a_{n+1} - g|}{|a_n - g|^p} = C$ , to  $p$  jest **wykładnikiem zbieżności ciągu**, a  $C$  - **stałą asymptotyczną błędu**. Dla  $p = 1$  oraz  $0 < C < 1$  zbieżność jest liniowa, dla  $p = 2$  - kwadratowa, dla  $p = 3$  - sześcienna. gdy  $p = 1$  i  $C = 1$  - zbieżność podliniowa, jeśli  $p = 1, C = 0$  - nadliniowa.  
 $\sin x \pm \sin y = 2 \sin \frac{x \pm y}{2} \cdot \cos \frac{x \mp y}{2}$   
 $\cos x + \cos y = 2 \cos \frac{x + y}{2} \cdot \cos \frac{x - y}{2}$   
 $\sin(x \pm y) = \sin x \cdot \cos y \pm \cos x \cdot \sin y$   
 $\cos(x \pm y) = \cos x \cdot \cos y \mp \sin x \cdot \sin y$   
 $\cos x - \cos y = -2 \sin \frac{x + y}{2} \cdot \sin \frac{x - y}{2}$   
Wzór Taylora :  $f(x) = \sum_{k=0}^n \frac{(x-a)^k}{k!} f^{(k)}(a) + R_n(x, a), \quad \lim_{x \rightarrow a} \frac{R_n(x, a)}{(x-a)^n} = 0$  Wzór Taylora dla dwóch zmiennych:  $f(a+h) = f(a) + h_1 \frac{df}{dx_1}(x_1, x_2) + h_2 \frac{df}{dx_2}(x_1, x_2) \dots$