

Fortran (90):

implicit none - sonst werden alle Variablen, welche mit i,j,k,l,m oder n beginnen als **integer** und der Rest als **real** behandelt.

Variablen - **integer**(4) i,j , **real**(8) x,y , **complex**(16) c , **character**(12) name .

Arrays - **real**(8) A(4,4) Fortran ist Column Major (im Speicher intern spaltenweise abgespeichert).

Zuweisung - i=2 , x=1.D2 (wäre x **real**(4), dann x=1.e2) , c=CMPLX(x,y) , **name**='...'

Subroutinenaufruf - **call** subroutine1(parameters) , dabei Call By Reference (Variablenadressen werden übergeben).

Sequenzen - i=i+1 , x=**real**(c) (Re(c)) , y=aimag(c) (Im(c)) , abs(c) (|c|) , conjg(c) (c*) , sqrt(c) (\sqrt{c}) , log(x) (ln(x)) , exp(x) (e^x) , x**y (x^y) .

If-Anweisung - if (Bedingung) then Anweisungen else Anweisungen end	Bedingungen:	.lt. < .le. ≤ .gt. > .ge. ≥ .eq. = .ne. ≠ .and. und .or. oder
---	--------------	---

Schleife - **do** j= start , ende [, schrittweite] , die Schrittweitenangabe ist optional.
 a(j) = ...
enddo

[ANSI-] C:

Präprozessor implementiert.

Variablen - **int** i,j; , **double** z; , **int*** k; [Pointer] , **char*** name; .

Arrays - Row Major (im Speicher intern zeilenweise abgespeichert).

Zuweisung - i = 1; , x=1.0e4 , k = &i , j = *k , name = "file.dat" .

Funktionen - Call By Value (es werden Kopien der übergebenen Variablen erstellt und die originalen unverändert gelassen).

Sequenzen - i=i+1 , ++i , z = (**float**) i (casten) , fabs(x) (|x|) , sqrt(x) (\sqrt{x}) , log(x) (ln(x)) , exp(x) (e^x) , power(x,y) (x^y).

Schleifen - if (Bedingung) { Anweisungen; } else { Anweisungen; } while (Bedingung) { Anweisungen; }	for (j=0; j<5; j++) { Anweisungen; }	Bedingungen:	< < <= ≤ > > >= ≥ == = != ≠ && und oder
---	---	--------------	---

- Programmierung:**
- (1) Unstrukturierte Programmierung
 - (2) Strukturierte Programmierung
 - (3) Prozedurale Programmierung
 - (4) Modulare Programmierung
 - (5) Objektorientierte Programmierung

Grundregeln: 1. Korrektheit , 2. Übersichtlichkeit , 3. Effizienz .

Fourier:

$$F(\omega) = \text{FT}(f(t)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt \quad f(t) = \text{FT}^{-1}(F(\omega)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega$$

$$f \in \mathbb{R} \Rightarrow F(\omega) = F^*(-\omega) \quad [\text{Re}(F(\omega)) \text{ gerade, Im}(F(\omega)) \text{ ungerade}]$$

$$\text{Parseval: } \int_{-\infty}^{\infty} f_1^*(t)f_2(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} F_1^*(\omega)F_2(\omega) d\omega$$

$$\text{Faltung: } [f * g](t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t-t')g(t') dt' = \text{FT}^{-1}(FG)$$

$$\text{Korrelation } (f, g \in \mathbb{R}): \text{corr}(f, g)(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f^*(t'-t)g(t') dt' = \text{FT}^{-1}(F^*G)$$

$$\text{Auto-Korrelation } (f \in \mathbb{R}): \text{corr}(f, f)(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f^*(t'-t)f(t') dt' = \text{FT}^{-1}(|F|^2) \quad \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i\omega t} d\omega = 2\pi \delta(t)$$

Numerisch (DFT):

$$\mathcal{O}(N^2) \quad F_n = \sum_{k=0}^{N-1} e^{-\frac{2\pi i kn}{N}} f_k \quad f_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^{\frac{2\pi i kn}{N}} F_n$$

$$F(\omega_n) = \frac{\Delta t}{\sqrt{2\pi}} F_n \quad , \quad \text{Frequenzauflösung: } \Delta\omega = \frac{2\pi}{N\Delta t} \quad , \quad \text{Frequenzbereich: } \Omega = \frac{2\pi}{\Delta t}.$$

In den meisten Bibliotheken intern „wrap around order“: $[f_0, f_1, \dots, f_{N-1}]$ bzw. $[F_0, F_1, \dots, F_{N-1}]$.

Numerisch (FFT):

$$\mathcal{O}(\log_2(N)N) \quad F_n = \sum_{k=0}^{\frac{N}{2}-1} e^{-\frac{2\pi i kn}{N}} f_{2k} + e^{-\frac{2\pi i n}{N}} \sum_{k=0}^{\frac{N}{2}-1} e^{-\frac{2\pi i kn}{N}} f_{2k+1} \quad \text{rekursiv } \log_2(N)\text{-mal.}$$

$$\frac{d}{df} \int_{-\infty}^{\infty} F(f(x)) dx \Big|_h = \int_{-\infty}^{\infty} F'(f(x))h(x) dx = \text{„}F'(f(x))\text{“}$$

Optimaler-Wiener-Filter $\Phi(\omega)$:

$u(t)$ - eigentl. Signal, $r(t)$ - Response des Messgeräts, $s(t)$ - Messsignal (unverrauscht), $n(t)$ - Rauschen, $c(t) = [r * u](t) + n(t)$ - gemessenes Signal $[U(\omega), R(\omega), S(\omega), N(\omega), C(\omega)]$ sind die entsprechenden Größen im Fourierraum].

$$\tilde{\Phi}(\omega) = 1 - \frac{|N|^2}{|S|^2 + |N|^2} \approx 1 - \frac{|N|^2}{|C|^2} \quad \Rightarrow \quad U \approx \frac{C}{R}$$

	Eigenvektor	analytisch	Eigenwert	numerisch	Eigenwert
1. Ableitung:	e^{ikx}	$\frac{d}{dx}$	ik	$\frac{1}{2\Delta x} [1 \ 0 \ -1]$	$\frac{i \sin(k \Delta x)}{\Delta x}$
2. Ableitung:	e^{ikx}	$\frac{d^2}{dx^2}$	$-k^2$	$\frac{1}{[\Delta x]^2} [1 \ -2 \ 1]$	$-\frac{4 \sin^2(\frac{k \Delta x}{2})}{[\Delta x]^2}$

Anfangswertprobleme:

Für die 1-dimensionale, einfache Kontinuitätsgleichung $\frac{\partial \rho}{\partial t} = -v \frac{\partial \rho}{\partial x}$ gibt es numerisch verschiedene Lösungsansätze:

1. Vorwärts-Euler: $\frac{u_j^{n+1} - u_j^n}{\Delta t} = -v \frac{u_{j+1}^n - u_{j-1}^n}{2\Delta x}$; mit $\zeta(k) = 1 - v \frac{i \sin(k\Delta x)}{\Delta x} \Delta t$. [instabil $\forall \Delta t$]
2. Lax: $\frac{u_j^{n+1} - \frac{1}{2}[u_{j+1}^n + u_{j-1}^n]}{\Delta t} = -v \frac{u_{j+1}^n - u_{j-1}^n}{2\Delta x}$; mit $\zeta(k) = \cos(k\Delta x) - i v \frac{\Delta t \sin(k\Delta x)}{\Delta x}$. [stabil $\forall \Delta t \leq \frac{\Delta x}{v}$]
3. Leap-Frog: $\frac{u_j^{n+1} - u_j^{n-1}}{2\Delta t} = -v \frac{u_{j+1}^n - u_{j-1}^n}{2\Delta x}$; mit $\zeta(k) = -i v \frac{\sin(k\Delta x)}{\Delta x} \Delta t \pm \sqrt{1 - [\frac{v \sin(k\Delta x) \Delta t}{\Delta x}]^2}$. [stabil $\forall \Delta t \leq \frac{\Delta x}{v}$]

$\zeta(k)$ ist dabei die Änderung des k -ten Eigenvektors mit einem numerischen Integrationssschritt für $\frac{\partial \rho}{\partial t} = -v \frac{\partial \rho}{\partial x}$ mit dem jeweiligen Verfahren. Die **Stabilitätsbedingung nach von Neumann** lautet damit:

$$|\zeta(k)|^2 \leq 1$$

Für die 1-dimensionale, einfache Diffusionsgleichung $\frac{\partial u}{\partial t} = D \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}$ ergeben folgende Verfahren:

1. Vorwärts-Euler: $\frac{u_j^{n+1} - u_j^n}{\Delta t} = D \frac{u_{j+1}^n - 2u_j^n + u_{j-1}^n}{\Delta x^2}$; mit $\zeta(k) = 1 - 4D \frac{\Delta t}{\Delta x^2} \sin^2(\frac{k\Delta x}{2})$ [stabil $\forall \Delta t \leq \frac{\Delta x^2}{2D}$]
2. Rückwärts-Euler: $\frac{u_j^{n+1} - u_j^n}{\Delta t} = D \frac{u_{j+1}^{n+1} - 2u_j^{n+1} + u_{j-1}^{n+1}}{\Delta x^2}$; mit $\zeta(k) = \frac{1}{1 + 4D \frac{\Delta t}{\Delta x^2} \sin^2(\frac{k\Delta x}{2})}$ [stabil $\forall \Delta t$]
3. Crank-Nicolson: $\frac{u_j^{n+1} - u_j^n}{\Delta t} = \frac{D}{2} \frac{[u_{j+1}^{n+1} - 2u_j^{n+1} + u_{j-1}^{n+1}] + [u_{j+1}^n - 2u_j^n + u_{j-1}^n]}{\Delta x^2}$; mit $\zeta(k) = \frac{1 - 2D \frac{\Delta t}{\Delta x^2} \sin^2(\frac{k\Delta x}{2})}{1 + 2D \frac{\Delta t}{\Delta x^2} \sin^2(\frac{k\Delta x}{2})}$ [stabil $\forall \Delta t$]

Für die 1-dimensionale, einfache Schrödingergleichung $i \frac{\partial u}{\partial t} = [-\frac{\partial^2}{\partial x^2} + V(x)]u = \hat{H}u$ ergeben folgende Verfahren:
 $\hat{H}\varphi_k = E(k)\varphi_k$: φ_k Eigenfunktionen von \hat{H} , $E(k)$ Eigenwerte

1. Vorwärts-Euler: $i \frac{u_j^{n+1} - u_j^n}{\Delta t} = [\hat{H}u]_j^n$; mit $\zeta(k) = 1 - iE(k)\Delta t$ [instabil $\forall \Delta t$]
2. Leap-Frog: $i \frac{u_j^{n+1} - u_j^{n-1}}{2\Delta t} = [\hat{H}u]_j^n$; mit $\zeta(k) = -i\Delta t E(k) \pm \sqrt{1 - E(k)^2 \Delta t^2}$ [unitär $\forall \Delta t < \frac{1}{\max_k(|E(k)|)}$]
3. Crank-Nicolson: $i \frac{u_j^{n+1} - u_j^n}{\Delta t} = \frac{1}{2} [[\hat{H}u]_j^n + [\hat{H}u]_j^{n+1}]$; mit $\zeta(k) = \frac{1 - i \frac{\Delta t}{2} E(k)}{1 + i \frac{\Delta t}{2} E(k)}$ [unitär $\forall \Delta t$]

Randwertprobleme:

Für die 1-dimensionale, einfache Poissongleichung $\Delta u(x) + f(x) = 0$ ist $u(x)$ auf einem abgeschlossenen Intervall G die Lösung $u(x)$ gesucht, wobei $\begin{cases} u(x) : \forall x \in \partial G & \text{[Dirichlet]} \\ \frac{\partial u}{\partial n} \Big|_x : \forall x \in \partial G & \text{[von Neumann]} \end{cases}$ gegeben ist.

Über die Methode der finiten Differenzen Überführung zu $\frac{u_{i+1} - 2u_i + u_{i-1}}{\Delta x^2} + f_i = 0$, $u_i = u(i\Delta x)$, $i \in \{0, 1, \dots, N\}$.

$\begin{cases} u_0, u_N \\ \frac{u_1 - u_0}{\Delta x}, \frac{u_N - u_{N-1}}{\Delta x} \end{cases}$ sind gegeben, weitere u_i somit bestimmbar.

Dies lässt sich auch in Matrix-Schreibweise formulieren: $\overleftrightarrow{A}\vec{u} = \vec{f}$, $\overleftrightarrow{A} \in \text{Mat}(N-1, N-1, \mathbb{C})$, $\vec{u}, \vec{f} \in \mathbb{C}^{N-1}$.

$$A = D + L + U = \begin{pmatrix} d_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & d_{N-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & & & 0 \\ l_{21} & 0 & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{N-11} & \dots & l_{N-1,N-2} & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & u_{12} & \dots & u_{1,N-1} \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & u_{N-2,N-1} \\ 0 & \dots & 0 & 0 \end{pmatrix} , \quad e^{\text{numerisch}} = u^{\text{analytisch}} - u^{\text{numerisch}}$$

Lösung:

1. direkte Methoden: Inversion der Matrix, Gauß-Jordan für LGS
2. Fourier-Methoden
3. Relaxationsmethoden:

$$\tilde{f} := -\frac{\Delta x^2}{2} f$$

a) Jacobi-Verfahren: $u_i^{\text{neu}} = \frac{1}{2}[u_{i+1}^{\text{alt}} + u_{i-1}^{\text{alt}}] + \frac{\Delta x^2}{2} f_i$ $Du^{\text{neu}} = u^{\text{alt}} - D^{-1}[Au^{\text{alt}} - \tilde{f}]$

$$D = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 \end{pmatrix}, L = -\begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \frac{1}{2} & & \vdots \\ 0 & \frac{1}{2} & \ddots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix}, U = -\begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \frac{1}{2} & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & 0 \\ 0 & \dots & \vdots & \vdots & \frac{1}{2} \end{pmatrix} , \quad e^{\text{neu}} = \underbrace{-D^{-1}[L+U]}_R e^{\text{alt}} - \text{Konvergenz EW } |\lambda_R| < 1.$$

b) Gauß-Seidel-Verfahren: $u_i^{\text{neu}} = \frac{1}{2}[u_{i+1}^{\text{alt}} + u_{i-1}^{\text{neu}}] + \frac{\Delta x^2}{2} f_i$ $[D+L]u^{\text{neu}} = -U u^{\text{alt}} + \tilde{f}$

$$D = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 \end{pmatrix}, L = -\begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \frac{1}{2} & & \vdots \\ 0 & \frac{1}{2} & \ddots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix}, U = -\begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \frac{1}{2} & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & 0 \\ 0 & \dots & \vdots & \vdots & \frac{1}{2} \end{pmatrix} , \quad e^{\text{neu}} = \underbrace{-[L+D]^{-1}U}_R e^{\text{alt}} - \text{Konvergenz EW } |\lambda_R| < 1.$$

c) Schachbrett-Algorithmus: $u_i^{\text{neu}} = \frac{1}{2}[u_{i+1}^{\text{alt}} + u_{i-1}^{\text{alt}}] + \frac{\Delta x^2}{2} f_i$: $\forall i$ ungerade und
 $u_i^{\text{neu}} = \frac{1}{2}[u_{i+1}^{\text{neu}} + u_{i-1}^{\text{neu}}] + \frac{\Delta x^2}{2} f_i$: $\forall i$ gerade

Multi-Grid-Verfahren:

Da unterschiedliche Eigenfunktionen einer Dgl [Moden] stark unterschiedliche Eigenwerte bei verschieden feiner

Diskretisierung aufweisen [somit auch der Fehler!], diskretisiert man ein Problem auf einem Gebiet verschieden fein und löst teilweise [und abwechselnd] in beiden Gebieten; den Übergang dazwischen beschreibt man möglichst problemangepasst.

Ist die zu lösende DGL $Au = f$ auf einem Gitter mit Gitterabstand h , so heißt Residuum: $r^h = f^h - A^h u^h$.

Coarse-Grid-Correction: da $Au = f$ und $e^h = u - u^h$ ist, gilt $A^h e^h = \overbrace{A^h u} = f^h - A^h u^h = r^h$ für alle Diskretisierungen h ; mit dem Ansatz $e^h = 0$ lässt sich somit der Fehler von u^h näherungsweise berechnen und die Lösung verbessern.

Natürlich kann man auch mehr als zwei Grids verwenden; dabei gibt es dann den V-Zyklus [z.B.: fein \rightarrow gröber \rightarrow noch gröber $\rightarrow \dots \rightarrow$ ganz grob \rightarrow feiner $\rightarrow \dots \rightarrow$ fein] und den W-Zyklus [z.B.: fein \rightarrow gröber \rightarrow noch gröber \rightarrow feiner \rightarrow gröber \rightarrow feiner \rightarrow fein].

Finite Elemente Methode:

Statt Entwicklung der Differentialoperatoren nun Entwicklung der Lösung in stetige, stückweise glatte, endliche Basisfunktionen mit kompaktem Träger.

Für die 1-dimensionale, einfache Poissongleichung $\Delta u(x) + f(x) = 0$ auf $\Omega = [0, 1]$ mit $u(x) = 0 : u \in \partial\Omega$ gilt:

$$-f = \Delta u \xleftrightarrow{\text{auch } v(x)=0: x \in \partial\Omega \text{ und } v \text{ gutmütig}} -\int_0^1 f(x)v(x) dx = \int_0^1 [\Delta u(x)]v(x) dx = -\int_0^1 [\partial_x u(x)][\partial_x v(x)] dx$$

[„schwache Integralform“]

Jetzt Entwicklung in $v_j, j \in \{1, \dots, N\}$: $u(x) := \sum_{j=1}^N u_j v_j(x)$, $f(x) := \sum_{j=1}^N f_j v_j(x)$.

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^N \int_0^1 [\partial_x [u_i v_i(x)]] [\partial_x v_j(x)] dx = \sum_{i=1}^N u_i \underbrace{\int_0^1 [\partial_x v_i(x)] [\partial_x v_j(x)] dx}_{:=L_{ij}} = \sum_{i=1}^N f_i \underbrace{\int_0^1 v_i(x) v_j(x) dx}_{:=M_{ij}} = \sum_{i=1}^N \int_0^1 [f_i v_i(x)] v_j(x) dx.$$

Die Steifheitsmatrix (L_{ij}) und die Massenmatrix (M_{ij}) und die Kraftentwicklung f_i sind für die Basis jeweils zu berechnen [analytisch]; dann ergibt sich eine „einfach“ zu lösende Aufgabe: $Lu = Mf$.

Molekulardynamik:

Nur statistische, makroskopisch messbare Größen interessant. Ensemble-Mittelwert: $\langle A \rangle = \int dx A(x) \rho(x)$
 $\rho(x)$ - Phasenraumdichte / Zustandswahrscheinlichkeit.

Alle Möglichkeiten auszuwerten aber ist unmöglich; mit dem zeitlichen Mittelwert $\bar{A} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T dt A(t)$ Näherung:

Ergoden-Hypothese: $\langle A \rangle = \bar{A}$ [System entsprechend ... „ergodisch“]

Für einfachste, eindimensionale Bewegungsgleichung $m_i \ddot{\vec{r}}_i = \vec{F}_i = -\text{grad}(V(\{\vec{r}_i\}))$:

Initialisierung für $t = 0$, Simulation von n_0 Zeitschritten [\rightarrow Anfangswahl verfälscht Ergebnis möglichst wenig], danach in Fortführung Charakteristikum bestimmen [$\bar{A} = \frac{1}{n-n_0} \sum_{j=n_0+1}^n A_j$].

$$\Rightarrow \text{Verlet-Algorithmus: } \vec{r}_i(t + \Delta t) = 2\vec{r}_i(t) - \vec{r}_i(t - \Delta t) + \frac{1}{m_i} \vec{F}_i(t) [\Delta t]^2$$

$$\vec{v}_i(t + \Delta t) = \frac{1}{2\Delta t} [\vec{r}_i(t + \Delta t) - \vec{r}_i(t - \Delta t)]$$

$$\Rightarrow \text{Velocity-Verlet-Algorithmus: } \vec{r}_i(t + \Delta t) = \vec{r}_i(t) - \vec{v}_i(t) \Delta t + \frac{1}{2m_i} \vec{F}_i(t) [\Delta t]^2$$

$$\vec{v}_i(t + \Delta t) = \vec{v}_i(t) + \frac{1}{2m_i} [\vec{F}_i(t + \Delta t) + \vec{F}_i(t)] \Delta t$$