## Numerische Mathematik – Vorlesungs-Script

#### Prof. Martin Gutknecht

#### 19. Oktober 2008

## Teil I. Numerische Methoden für Anfangswertprobleme von gewöhnlichen Differentialgleichungen

Rohfassung: Bearbeitung: Korrekturen: Andrin Schmidt Andreas Steiger Philipp Arbenz

**Hinweis:** Dies ist eine Version des Skripts, die unserer Vorstellung von "fertig" sehr nahe kommt. Alle Abschnitte wurden mehrfach korrigiert und das Skript ist bis auf kleine Details vollständig. Trotzem sind wir um weitere Korrekturen froh.

#### Changelog:

- 08. 07. 2006: Erste finale Version.
- 28. 08. 2006:
  - Beweis zum Hilfssatz in Kapitel 4.7 verdeutlicht.
  - Nummerierungen im ersten Kapitel hinzugefügt (Danke an Sibylle Arnold).
  - 2. Grafik in Kapitel 1.1 korrigiert.
  - Butcher-Tableau: Bemerkung zu expliziten Verfahren hinzugefügt.
  - Viele kleine Fehler verbessert.
- 08, 09, 2006;

Viele kleine Fehler verbessert; Insbesonder heisst das Charakteristische Polynom jetzt korrekterweise  $\rho$  statt  $\delta$ .

#### Bekannte Fehler:

• In (3.14) ist die obere Klammer (von  $h\hat{\Phi})$  zu lang – Sie müsste vor dem ersten f aufhören.

Warnung: Wir sind sicher dass diese Notizen eine Menge Fehler enthalten. Betreten der Baustelle auf eigene Verantwortung! Falls ihr einen entdeckt, schreibt eine Mail an mitschriften@vmp.ethz.ch, wir werden uns dann darum kümmern. Bitte erwähnt immer von welcher Version (die Id Zeile unten) ihr ausgeht. Weitere Informationen gibts unter:

http://vmp.ethz.ch/wiki/index.php/Vorlesungsmitschriften

\$Id\$

# Inhaltsverzeichnis

1	Pro	blemstellung, Notation	1	
	1.1	1 Differentialgleichung 1. Ordnung	1	
	1.2	Systeme von $m$ Differentialgleichungen 1. Ordnung	1	
	1.3	Vektornotation	2	
	1.4	1 Differentialgleichung $m$ -ter Ordnung	3	
	1.5	Grundlagen aus der Analysis	3	
2	Das	(explizite) Euler-Verfahren	5	
3	Einschrittverfahren			
	3.1	Lokaler und globaler Fehler, Rundungsfehler	8	
		3.1.1 Konsistenz	10	
		3.1.2 Rundungsfehler	10	
	3.2	Potenzreihen-Verfahren, Taylorreihen-Verfahren	11	
	3.3	Runge-Kutta-Verfahren	12	
		3.3.1 Allgemeines s-stufiges Runge-Kutta-Verfahren	13	
	3.4	Extrapolations-Verfahren	15	
4	Lineare Mehrschritt-Verfahren			
	4.1	Definition	15	
	4.2	Exkurs zur Lagrange-Interpolationsformel	15	
	4.3	Exkurs zur Newtonschen Interpolationsformel	16	
	4.4	Adams-Bashforth-Verfahren	16	
	4.5	Adams-Moulton-Verfahren (implizit)	17	
	4.6	Rückwärtsdifferenziationsformeln (BDF)	18	
	4.7	Die Ordnung eines LMSV	18	
	4.8	Stabilität	20	
	4.9	Globaler Fehler, Konvergenz	21	
5	Stei	fe Differentialgleichungen, Stabilitätsgebiet	22	
_		Ordningschranka für A-stabila LMSV	26	

## 1 Problemstellung, Notation

## 1.1 1 Differentialgleichung 1. Ordnung

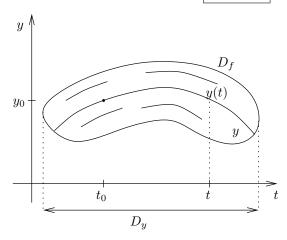
**Definition:** Eine Differentialgleichung 1. Ordnung ist eine Funktion

$$f: D_f \subset \underbrace{\mathbb{R} \times \mathbb{R}}_{\mathbb{R}^2} \to \mathbb{R}$$

- wobei  $D_f \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}$  der Definitionsbereich von f ist - sowie einem Anfangswert  $(t_0, x_0) \in D_f$ .

Eine Lösung einer Differentialgleichung 1. Ordnung ist eine Funktion  $y: D_y \to \mathbb{R}$  – wobei  $D_y \subset \mathbb{R}$  der Definitionsbereich von y ist – sodass gilt:

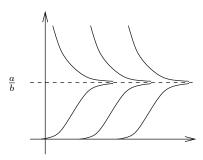
$$y(t_0) = y_0 \tag{1.1b}$$



Beispiel: Biologie: Bevölkerungswachstum

1. 
$$y'(t) = a \cdot y(t)$$
  
 $\Rightarrow y(t) = y_0 \cdot e^{a \cdot (t - t_0)}$ 

2. 
$$y'(t) = (a - b \cdot y(t)) \cdot y(t)$$
  
 $\Rightarrow y'(t) = 0 \iff y = 0 \text{ oder } y = \frac{a}{b}$ 



#### 1.2 Systeme von m Differentialgleichungen 1. Ordnung

**Definition:** Ein System von m Differentialgleichungen 1. Ordnung besteht aus m Funktionen

$$f_k: D_f \subset \underbrace{\mathbb{R} \times \mathbb{R}^m}_{\mathbb{R}^{m+1}} \to \mathbb{R} \quad k = 1, \dots, m$$

- sowie einem Anfangswert  $(t_0, y_{0_1}, y_{0_2}, \dots, y_{0_m})$ .

Eine Lösung dieses Systems besteht aus m Funktionen  $y_k$ , k = 1, ..., m, sodass gilt:

$$\frac{\mathrm{d}y_k(t)}{\mathrm{d}t} = f_k(t, y_1(t), \dots, y_m(t))$$

$$y_k(t_0) = y_{0_k} \quad k = 1, \dots, m$$
(1.2a)

$$y_k(t_0) = y_{0_k} \quad k = 1, \dots, m$$
 (1.2b)

(1.2a) sind die m Differentialgleichungen und (1.2b) die m Anfangsbedingungen.

#### Bemerkung:

$$f_k: D_f \subset \underbrace{\mathbb{R} \times \mathbb{R}^m}_{\mathbb{R}^{m+1}} \to \mathbb{R} \quad k = 1, \dots, m$$

bedeutet, dass

$$\vec{f}: \mathbb{R} \times \mathbb{R}^m \to \mathbb{R}^m$$

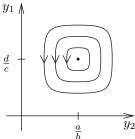
#### Beispiel: Biologie: Räuber-Beute-Modell

Sei  $y_1(t)$  die Grösse einer Kaninchenpopulation und  $y_2(t)$  die Grösse einer Fuchspopulation.

$$y_1'(t) = (a - b \cdot y_2(t)) \cdot y_1(t)$$

$$y_2'(t) = (c \cdot y_1(t) - d) \cdot y_2(t)$$

Die stationären Lösungen dieses Problems sind  $(y_1, y_2) = (0, 0)$  und  $(y_1, y_2) =$  $(\frac{d}{c}, \frac{a}{b})$ . Die weiteren Lösungen bewegen sich um die 2. stationäre Lösung herum:



#### 1.3 Vektornotation

**Notation:** Die Definition eines Systems von m Differentialgleichungen 1. Ordnung lässt sich umformulieren zu

$$\frac{\mathrm{d}y(t)}{\mathrm{d}t} = f(t, y(t)) \tag{1.3a}$$

$$y(t_0) = y_0 \tag{1.3b}$$

wobei

$$f := \begin{pmatrix} t \\ f_1 \\ \vdots \\ f_m \end{pmatrix} : D_f \subset \mathbb{R}^{m+1} \to \mathbb{R}^m : (t, y) \mapsto f(t, y)$$

das Gleichungssystem darstellt,  $(t_0, y_0) \in D_f$  der Anfangswert sei und  $y : D_y \subset$  $\mathbb{R} \to \mathbb{R}^m$  die Lösung des Systems ist.

Bemerkung: Diese Schreibweise geht zurück auf Guiseppe Peano (1858 – 1932).

#### 1.4 1 Differentialgleichung m-ter Ordnung

**Definition:** Sei m > 1. Eine Differentialgleichung m-ter Ordnung besteht aus einer Funktion  $f: D_f \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}^m \to \mathbb{R}$  – wobei  $D_f$  der Definitionsbereich von fist – sowie m Anfangsbedingungen  $y_0^{(0)},\ldots,y_0^{(m-1)}$ . Eine Lösung einer solchen Differentialgleichung ist eine Funktion  $y:D_y\subset\mathbb{R}\to$ 

 $\mathbb{R}$ , sodass gilt:

$$\frac{d^m y(t)}{dt^m} = f(t, y(t), y^{(1)}(t), \dots, y^{(m-1)}(t))$$
(1.4a)

$$y^{(i)}(0) = y_0^{(i+1)} \quad i = 0, \dots, m-1$$
(1.4b)

Bemerkung: Eine Differentialgleichung m-ter Ordnung lässt sich zu einem System von m Differentialgleichungen 1. Ordnung umformulieren: Sei  $y_1(t) := y(t), y_2(t) := y'(t), \dots, y_m(t) := y^{(m-1)}$ 

$$\Rightarrow y_1'(t) = y_2(t), y_2'(t) = y_3(t), \dots, y_m'(t) = f(t, y_1, \dots, y_m)$$
(1.5a)

$$y_1(0) = y_0^{(1)}, \dots, y_m(0) = y_0^{(m)}$$
 (1.5b)

#### 1.5 Grundlagen aus der Analysis

Satz: Existenz einer Lösung: Peano

Sei  $f: D_f \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}^m \to \mathbb{R}^m$  stetig.

 $\Rightarrow$  Das zu f gehörende System von m Differentialgleichungen 1. Ordnung

$$1. \ \frac{\mathrm{d}y(t)}{\mathrm{d}t} = f(t, y(t))$$

2. 
$$y(t_0) = \vec{y_0}$$

besitzt eine Lösung, welche bis an den Rand von  $D_f$  fortsetzbar ist. (Beweis: siehe Analysis)

Satz: Eindeutigkeit der Lösung:

Sei  $f: D_f \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}^m \to \mathbb{R}^m$  stetig,  $D_f$  offen und zusammenhängend und f sei (lokal) Lipschitz-stetig bezüglich y auf allen  $K \subset D_f$  kompakt, das heisst

$$\forall K \text{ kompakt } \exists L_K < \infty : ||f(t,y) - f(t,\bar{y})|| \le L_K ||y - \bar{y}|| \ \forall (t,y), (t,\bar{y}) \in K$$

$$(1.6)$$

 $\Rightarrow$  Die Lösung des zu f gehörenden Systems von m Differentialgleichungen ist eindeutig.

(Beweis: siehe Analysis)

**Definition:** Eine Funktion f erfüllt die einseitige Lipschitz-Bedingung, wenn es ein Skalarprodukt  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ , die dadurch induzierte Norm  $\| \cdot \|$  und ein  $l \in \mathbb{R}$  gibt, so dass gilt:

$$\left| \langle f(t,y) - f(x,\bar{y}), y - \bar{y} \rangle \le l \|y - \bar{y}\|^2 \ \forall (t,y), (t,\bar{y}) \in [t_0, T] \times \mathbb{R}^m \right|$$
 (1.7)

#### Satz: Stetige Abhängigkeit der Lösung vom Anfangswert

Sei  $f:[t_0,T]\times\mathbb{R}^m\to\mathbb{R}^m$  stetig, sowie Lipschitz-stetig bezüglich y wie in 1.6 und erfülle die einseitge Lipschitz-Bedingung 1.7. Seien  $y, \bar{y} : \mathbb{R} \to \mathbb{R}^n$  Lösungen von 1.3 zu den Anfangsbedingungen

$$y(t_0) = y_0, \bar{y}(t_0) = \bar{y_0}$$

Dann gilt für alle  $t \in [t_0, T]$ 

$$||y(t) - \bar{y}(t)|| \le e^{l(t-t_0)} \cdot ||y_0 - \bar{y}_0||$$
(1.8)

Bewels: 
$$\frac{\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} \|y(t) - \bar{y}(t)\|^2}{\|\mathbf{d}t\|} = 2 \left\langle y'(t) - \bar{y}'(t), y(t) - \bar{y}(t) \right\rangle \\ = 2 \left\langle f(t, y(t)) - f(t, \bar{y}(t)), y(t) - \bar{y}(t) \right\rangle \\ \leq 2l \|y(t) - \bar{y}(t)\|^2$$

Falls  $y(t_0) \neq \bar{y}(t_0) \Rightarrow y(t) \neq \bar{y}(t) \ \forall t \text{ (wegen Eindeutigkeit der Lösung)}$ 

Also ist  $\varphi(t) := \|y(t) - \bar{y}(t)\|^2 \neq 0 \ \forall t$ 

$$\Rightarrow \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} \ln(\varphi(t)) = \frac{\varphi'(t)}{\varphi(t)} \le 2l$$
Durch Integration folgt:

$$\int \frac{\varphi'(t)}{\varphi(t)} dt \leq \int 2l dt 
\ln \left(\frac{\varphi(t)}{\varphi(t_0)}\right) \leq 2l(t - t_0) 
\|y(t) - \bar{y}(t)\|^2 \leq e^{2l(t - t_0)} \|y_0 - \bar{y}(0)\|^2 
\|y(t) - \bar{y}(t)\| \leq e^{l(t - t_0)} \|y_0 - \bar{y}(0)\|$$

$$\Rightarrow \varphi(t) \le e^{l(t-t_0)}\varphi(t_0)$$

#### Bemerkung:

- 1. Es ist möglich (und sogar angenehm), dass l < 0 ist.
- 2. Falls  $\exists$  Lipschitz- $L \Rightarrow \exists$  einseitige Lipschitz l = L o.B.d.A.  $l \leq L$ Cauchy-Schwarz-Ungleichung  $\Rightarrow$

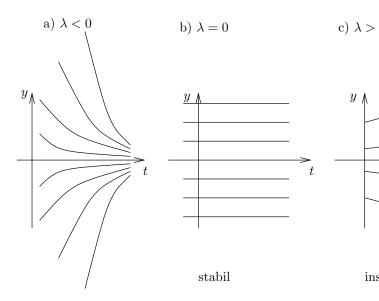
$$\begin{split} \| \left< f(t,y(t)) - f(t,\bar{y}(t)), y - \bar{y} \right> \| & \leq \| f(t,y(t)) - f(t,\bar{y}(t)) \| \cdot \| y(t) - \bar{y}(t) \| \\ & \leq L \cdot \| y(t) - \bar{y}(t) \| \end{split}$$

Zugleich kann für ein  $l \ll L$  gelten:

$$\langle f(t,y) - f(x,\bar{y}), y - \bar{y} \rangle \le l \|y - \bar{y}\|^2 \ \forall (t,y), (t,\bar{y}) \in [t_0, T] \times \mathbb{R}^m$$

3. Falls l < 0 gilt, laufen die Lösungen zusammen, die Fehler werden kleiner. (Kontraktion)

**Beispiel:**  $y'(t) = \lambda y(t) \Rightarrow y(t) = y_0 e^{\lambda(t-t_0)}$ 



Einseitige Lipschitz-Konstante:  $l = \lambda, L = |\lambda|$  stabil und asymptotisch konvergent

## 2 Das (explizite) Euler-Verfahren

Bemerkung: Das Verfahren geht zurück auf Leonard Euler (1707-1783).

**Bemerkung:** Es sei  $f: D_f \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}^m \to \mathbb{R}^m$  ein System von m Differentialgleichungen mit Anfangswert  $(t_0, y_0)$ . Ziel ist es nun, ein Verfahren zu finden, welches diese (unter Umständen nicht oder nur schwer exakt lösbare) Differentialgleichung numerisch löst bzw. approximiert.

**Algorithmus:** Sei also  $D_f = [a, b] \times \mathbb{R}^m$ ,  $f : D_f \to \mathbb{R}^m$  und  $t_0 = a$ .

$$\begin{cases}
\frac{\mathrm{d}y(t)}{\mathrm{d}t} = f(t, y(t)), & t \in [a, b] \\
y(a) = y_0
\end{cases}$$
(2.1)

Seien  $t_i \in [a,b]$  äquidistante Gitterpunkte,

$$t_i := a + i \cdot h$$
  $i = 0, \dots, N$   $h := \frac{b - a}{N}$ 

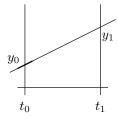
**Ziel:** Werte  $y_i \approx y(t_i)$ , ausgehend von  $y_0 = y(t_0)$ 

**Idee:** Annahme:  $y \in C^2([a,b], \mathbb{R}^m)$ 

$$y(t_1) = \underbrace{y_0 + hy'(t_0)}_{=:y_1} + \mathcal{O}(h^2)$$
(2.2)

und analog:

$$y_{n+1} := y_n + hy'(t_n) \quad n = 0, \dots, N-1$$
 (2.3)



**Bemerkung:** Wie gross ist der globale Fehler  $y_n - y(t_n)$  nach n Schritten? Der Fehler innerhalb eines Schrittes ist  $\mathcal{O}(h^2)$ ; dieser Fehler kann sich allerdings von Schritt zu Schritt fortpflanzen und dadurch auch viel grösser werden als  $N \cdot \mathcal{O}(h^2)$ ! Siehe auch den ersten Schritt vom Beweis von Satz 2.

#### Bemerkung:

$$||f(t,y(t)) - f(t,\bar{y}(t))|| \le L||y(t) - \bar{y}(t)|| \quad \forall y \in C^1(\mathbb{R},\mathbb{R}^m)$$
 (2.4a)

wobei

$$L := \sup_{(t,y) \in D_f} \|\frac{\partial f}{\partial y}(t,y)\| \le \sup_{(t,y) \in [a,b] \times \mathbb{R}^m} \|\frac{\partial f}{\partial y}(t,y)\| < \infty$$
 (2.4b)

⇒ Die exakte Lösung ist 2mal stetig differenzierbar, denn

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}y(t) = f(t, y(t))$$

$$\frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}t^2}y(t) = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}f(t, y(t))$$

$$= \frac{\mathrm{d}f}{\mathrm{d}t} + \underbrace{\frac{\mathrm{d}y(t)}{\mathrm{d}t}}_{f} \cdot \frac{\mathrm{d}f(t, y)}{\mathrm{d}y(t)}$$

$$\Rightarrow \quad \left[ \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}t^2} y(t) = \frac{\mathrm{d}f(t, y(t))}{\mathrm{d}t} + f(t, y(t)) \cdot \frac{\partial f}{\partial t}(t, y(t)) \right] \tag{2.5}$$

Satz: Schranke für den globalen Fehler des Euler-Verfahrens: Unter obiger Annahme gilt:

$$||y_n - y(t_n)|| \le h \frac{e^{L(t_n - a)}}{L} \underbrace{\frac{1}{2} \max_{t \in [a, t_n]} ||y''(t)||}_{\le C := \frac{1}{2} \max_{t \in [a, b]} ||y''(t)||}$$
(2.6)

**Bemerkung:** Also verhält sich der lokale Fehler wie  $\mathcal{O}(h^2)$  und der globale Fehler wie  $\mathcal{O}(h)$ . Ein solches Verfahren heisst Verfahren 1. Ordnung, das heisst, es hat Fehlerordnung p = 1.

Korollar: Konvergenz des Euler-Verfahrens:

Sei  $t_n = a + n \cdot h$  fest.

$$\Rightarrow \left[\lim_{\substack{h\to 0\\n\to\infty}} \|y_n - y(t_n)\| = 0\right]$$
 (2.7)

**Beweis:** Bei festem  $t_n$  gilt nach (2.6):  $||y_n - y(t_n)|| \le h \cdot \text{const} \to 0$  (unter Vernachlässigung der Rundungsfehler). Die Konvergenz ist sogar gleichmässig (ersetze in der Schranke  $t_n$  durch b).

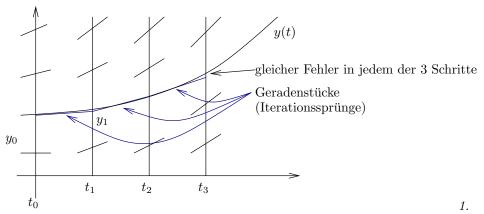
Beweis des Satzes: (in 3 Schritten)

Sei z(t) die Lösung des Anfangswertproblems

$$\begin{cases} \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}z(t) = f(t, z(t)) \\ z(t_n) = y_n \end{cases}$$
 (2.8)

Definiere den lokalen Fehler

$$\varphi(t_n, h) := \underbrace{z(t_n + h)}_{t_{n+1}} - y_{n+1}$$
(2.9)



Schritt: Taylor mit Integralrestglied für  $z \in C^2[a, b]$ 

$$z(t_n + h) = \underbrace{z(t_n)}_{y_n} + \underbrace{hz'(t_n)}_{hf(t_n, y_n)} + \underbrace{h^2 \int_0^1 (1 - \theta)z''(t_n + \theta h)d\theta}_{\text{lokaler Fehler } \varphi(t_n, h)}$$

Beweis: Sei  $s:=\theta h\Rightarrow \theta=\frac{s}{h}, \frac{\mathrm{d}\theta}{\mathrm{d}s}=\frac{1}{h}.$  Dann

$$h^{2} \int_{0}^{1} (1 - \theta)z''(t_{n} - \theta h) d\theta$$

$$= h^{2} \int_{0}^{h} (1 - \frac{s}{h})z''(t_{n} + s) \frac{1}{h} ds$$

$$= h \cdot z' \Big|_{0}^{h} - \int_{0}^{h} sz''(t_{n} + h) ds$$

$$= h \cdot z'(t_{n} + h) - h \cdot z'(t_{n}) - s \cdot z'(t_{n} + s) \Big|_{0}^{h} + \int_{0}^{h} z' ds$$

$$= hz'(t_{n} + h) - hz'(t_{n}) - hz'(t_{n} + h) + 0 + z(t_{n} + h) - z(t_{n})$$

$$= z(t_{n} + h) - z(t_{n}) - h \cdot z'(t_{n})$$

Also gilt

$$\|\varphi(t_n,h)\| \le h^2 \frac{1}{2} \max_{t \in [t_n,t_{n+1}]} \|\underbrace{z''(t)}_{=f'}\| =: c_n(z)h^2 h^2 \frac{1}{2} \max \|\frac{\mathrm{d}f}{\mathrm{d}t}\|$$
(2.10)

2. Schritt: Fehlerfortpflanzung (pro Schritt)

Betrachte zwei Euler-Schritte vom selben  $t_n$ , aber mit verschiedenen Startwerten:

$$v_{n+1} = v_n + hf(t_n, v_n)$$
 und  $w_{n+1} = w_n + hf(t_n, w_n)$ 

Dann gilt:

$$\|v_{n+1} - w_{n+1}\| \leq \|v_n - w_n\| + h\|f(t_n, v_n) - f(t_n, w_n)\|$$

$$\leq \underbrace{(1 + hL)}_{\text{Fehlerverstärkungsfaktor}} \|v_n - w_n\| \quad L = \sup \|\frac{\mathrm{d}f}{\mathrm{d}y}\|$$

$$(2.11)$$

**Bemerkung:** Eine einseitige Lipschitzbedingung ergäbe eine bessere Schranke. 3. Schritt: Fehlerakkumulation: Lady Windermere's Fächer:

**Bemerkung:** Sei  $y_j^k$ , k < j die Näherung in  $y(t_j)$ , wenn wir zum Zeitpunkt  $t_k$  in  $(t_k, y(t_k))$  starten und j - k Schritte machen:

$$y(t_k) = y_k^k \rightsquigarrow y_{k+1}^k \rightsquigarrow y_{k+2}^k \rightsquigarrow \ldots \rightsquigarrow y_i^k$$

Insbesondere ist  $y_n^0 = y_n$  und  $y_k^k = y(t_k)$ . Analog zu Schritt 1 gilt:

$$\|y_{k+1}^k - \underbrace{y(t_{k+1})}_{=y_{k+1}^{k+1}} \| \le c_k(y)h^2$$
 (2.12)

wobei  $c_k$  lokal abgeschätzt wird durch C:

$$c_k(y) = \frac{1}{2} \max_{t \in [t_k, t_{k+1}]} \|y''(t)\| \le C = \frac{1}{2} \max_{t \in [a, b]} \|y''(t)\|$$

(y(t)) ist die gesuchte exakte Lösung des Anfangswertproblems.) Aus Schritt 2 folgt:

$$||y_n^k - y_n^{k+1}|| \le (1 + hL)||y_{n-1}^k - y_{n-1}^{k+1}|| \le \dots \le (1 + hL)^{n-k-1}||y_{k+1}^k - y_{k+1}^{k+1}||$$

$$\Rightarrow \boxed{||y_n^k - y_n^{k+1}|| \le (1 + hL)^{n-k} \cdot c_k(y) \cdot h^2 \le (1 + hL)^{n-k} \cdot C \cdot h^2}$$
(2.13)

Somit gilt:

$$||y_{n} - y(t_{n})|| = ||y_{n}^{0} - y_{n}^{n}|| = ||y_{n}^{0} + \sum_{k=1}^{n-1} y_{k}^{k} - \sum_{k=1}^{n-1} y_{k}^{k} - y_{n}^{n}||$$

$$\leq ||y_{n}^{0} - y_{n}^{1}|| + ||y_{n}^{1} - y_{n}^{2}|| + \dots + ||y_{n}^{n-1} - y_{n}^{n}||$$

$$\leq Ch^{2} (1 + hL)^{n-1} + Ch^{2} (1 + hL)^{n-2} + \dots + Ch^{2}$$

$$\stackrel{Geom.Reihe}{=} Ch^{2} \cdot \frac{(1 + hL)^{n} - 1}{(1 + hL) - 1}$$

$$\stackrel{1+hL \leq e^{hL}}{\leq} Ch \frac{e^{nhL} - 1}{L}$$

$$\Rightarrow ||y_{n}^{0} - y_{n}^{n}|| = ||y_{n} - y(t_{n})|| \leq h \frac{e^{(t_{n} - a)L} - 1}{L} \cdot C$$

$$(2.14)$$

mit

$$C = \frac{1}{2} \sup_{t \in [a,b]} \left\| \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}t^2} y(t) \right\| = \frac{1}{2} \sup \left\| \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} f(t,y(t)) \right\|$$

$$L = \sup_{D_f} \left\| \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}y} f(t,y) \right\|$$

$$(1+hL)^n = (1+\frac{nhL}{n})^n \stackrel{n \to \infty}{\longrightarrow} e^{nhL}$$

#### 3 Einschrittverfahren

#### 3.1 Lokaler und globaler Fehler, Rundungsfehler

Das  $\mathit{Einschrittverfahren}$   $(\mathit{ESV})$  ist definiert durch

$$y_{n+1} = y_n + h \cdot \Phi(t_n, y_n, h)$$
(3.1)

wobei  $\Phi$  die Zuwachsfunktion auf  $D_f \times [0, H]$  ist.

**Notation:** Mit  $y_k^l$  bezeichnen wir den Wert, der mit dem gegebenen ESV von der exakten Lösung

$$y(l \cdot h) = y(t_l) = y_l^l$$

her in k-l Schritten iteriert wurde, zum Beispiel

$$y_{q+1}^q = y_q^q + h \cdot \Phi(t_q, y_q^q, h)$$

**Beispiel:** Euler:  $\Phi = f$ 

**Definition:** Der  $lokale \ Fehler \ im \ Schritt \ n \ ist$ 

$$\varphi(t_n, h) = y_{n+1}^{n+1} - y_{n+1}^n$$

**Definition:** Das ESV hat die Fehlerordnung p falls für ein C > 0 gilt:

$$\| \underbrace{y_{n+1}^{n+1} - y_{n+1}^n}_{=\varphi(t_n,h)} \| \le Ch^{p+1}$$
 (3.2)

Annahme:  $\Phi(t,y,h)$ sei Lipschitz-stetig mit der Konstanten M>0 in y,d.h.  $\forall t,y,\tilde{y},h$ 

$$\boxed{\|\Phi(t,y,h) - \Phi(t,\tilde{y},h)\| \le M\|y - \tilde{y}\|} \qquad M = \sup \|\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}y}\Phi(t,y,h)\| \qquad (3.3)$$

d.h.

$$M = \sup_{D_f \times [0,H]} \| \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}y} \Phi \|$$

falls  $D_f$  kompakt und konvex ist.

# Satz: Schranke für den globalen Fehler eines ESV der Ordnung p mit Lipschitz-Bedingung

Aus der (3.2) und (3.3) folgt, dass

$$||y_n - y(t_n)|| \le h^p \frac{e^{M(t_n - a)} - 1}{M} \cdot C$$
 (3.4)

mit

$$C = \frac{1}{(p+1)!} \sup_{D_f} \| \underbrace{\frac{\mathrm{d}^p}{\mathrm{d}t^p} f(t, y(t))}_{\frac{\mathrm{d}^p+1}{\mathrm{d}t^p+1} y(t)} \| \quad \text{(Restglied Taylorreihe)}$$

$$M = \sup_{D_f \times [0,H]} \| \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}y} \Phi(t,y,h) \| \quad \text{(Schrankensatz, Analysis II)}$$

Beweis: Genau wie beim Euler-Verfahren.

Der lokale Fehler erfüllt (3.2). Also gilt für die Fehlerfortpflanzung:

$$||v_{n+1} - w_{n+1}|| \le ||v_n - w_n|| + h \underbrace{\|\Phi(t_n, v_n, h) - \Phi(t_n, w_n, h)\|}_{\leq M||v_n - w_n||}$$

$$\le (1 + hM)||v_n - w_m||$$

Also hat man bei der Fehlerakkumulation

$$\begin{aligned} \|y_n^k - y_n^{k-1}\| & \leq (1 + hM) \|y_{n-1}^k - y_{n-1}^{k-1}\| \\ & \leq (1 + hM)^{n-k} \|y_k^k - y_k^{k-1}\| \\ & \leq (1 + hM)^{n-k} \cdot C \cdot h^{p+1} \end{aligned}$$

Genau wie beim Beweis von Satz 2 ist

$$\begin{split} \|y_n^0 - y_n^n\| & \leq & \sum_t \|y_n^t - y_n^{t+1}\| \\ & \leq & \underbrace{\|y_n^0 - y_n^1\|}_{C \cdot h^{p+1}} \cdot \sum_{k=0}^{n-1} (1 + hM)^k \\ & \leq & C \cdot h^{p+1} \cdot \frac{(1 + hM)^n - 1}{-1 + (1 + hM)} \\ & \leq & \underbrace{e^{nhM} - 1}_{M} \cdot C \cdot h^p \end{split}$$

#### 3.1.1 Konsistenz

Nun hat der lokale Fehler die Form

$$\varphi(t_n, h) = z(t_n, h) - y_{n+1}$$

$$= z(t_n) + hz'(t_n) + \frac{1}{2}h^2z''(t_n) + \dots - y_n - h\Phi(t_n, y, h)$$

$$\Rightarrow \left[\varphi(t_n, h) = h(f(t_n, y_n) + \frac{1}{2}h\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}f(t_n, y(t_n)) + \dots - \Phi(t_n, y_n, h))\right]$$
(3.5)

Wir brauchen für p > 0:

$$f(t_n, y_n) = \Phi(t_n, y_n, 0)$$
(3.6)

Diese Gleichung ist auch bekannt als Konsistenzbedingung.

Bemerkung: Begründung: Bei infinitesimalen Schrittweiten

$$\lim_{h \to 0} \Phi(t, y, h) = \Phi(t, y, 0)$$

entspricht  $\Phi$  der Ableitung, also f. Der Satz betrifft nur die *Diskretisationsfehler*, nicht die *Rundungsfehler*.

#### 3.1.2 Rundungsfehler

Statt

$$y_{n+1} = y_n + h\Phi(t_n, y_n, h)$$

berechnet man

$$\overline{y_{n+1}} = \overline{y_n} + h\Phi(t_n, \overline{y_n}, h) + \delta_n$$

wobei  $\delta_n$  der lokale Rundungsfehler ist.

**Bemerkung:**  $\overline{y_k}$  ist nicht der gerundete Wert von  $y_k$ , sondern der gerundete Wert + Rundungsfehler vom Verfahren! Annahme:  $\|\delta_n\| \leq \delta \forall n$  Also:  $\|\overline{y_{n+1}} - y_{n+1}\| \leq (1 + hM) \|\overline{y_n} - y_n\| + \delta$ 

**Lemma:** Sei  $\{\zeta_n\}_{n\in\mathbb{N}_0}$  eine Folge reeller Zahlen und  $A, B \geq 0$ , sodass gelte:

$$|\zeta_{n+1}| \le A \cdot |\zeta_n| + B \quad n = 0, 1, \dots, N - 1$$
 (3.7)

Dann gilt für n = 1, ..., N:

$$\zeta_n \le \begin{cases}
A^n |\zeta_0| + \frac{A^n - 1}{A - 1} \cdot B, & A \ne 1 \\
A^n |\zeta_0| + nB, & A = 1
\end{cases}$$
(3.8)

Ist  $A = 1 + \varepsilon$  mit  $\varepsilon > -1$ , so gilt insbesondere

$$\left[ |\zeta_n| \le e^{n\varepsilon} |\zeta_0| + \frac{e^{n\varepsilon} - 1}{\varepsilon} \cdot B \right]$$

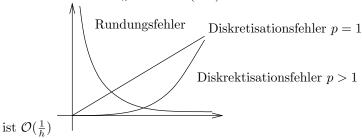
$$(3.9)$$

Beweis: siehe Dumode, p. 18

**Bemerkung:** Insbesondere gilt  $A = 1 + \varepsilon < e^{\varepsilon}$ . Hier folgt mit  $A := 1 + hM, B := \delta, \zeta_0 := 0$ :

$$\|\bar{y}_{n+1} - y_{n+1}\| \le \frac{\delta}{h} \cdot \frac{e^{nhM} - 1}{M} = \frac{\delta}{h} \cdot \underbrace{\text{const}}_{\text{falls } nh \text{ fest}}$$
(3.10)

Das heisst, die Schranke für die in  $t_n = a + nh$  akkumulierten Rundungsfehler Fehler in  $t_n = an + h$  (fest)



#### 3.2 Potenzreihen-Verfahren, Taylorreihen-Verfahren

Die Formel (3.5) kann man schreiben als

$$\varphi(t_n, h) = z(t_n, h) - y_{n+1}$$

$$= h \left( z'(t_n) + \frac{h}{2} z''(t_n) + \dots + \frac{h^{p-1}}{p!} z^{(p)}(t_n) + \text{Restglied (*)} - \Phi(t_n, y_n, h) \right)$$

Mit z'(t) = f(t, z(t)) und  $z(t_n) = y_n$  folgt:

$$\varphi(t_n, h) = h \sum_{j=0}^{p-1} \frac{h^j}{(j+1)!} \cdot \frac{d^j}{dt^j} f(t_n, y_n) + \mathcal{O}(h^{p+1}) - h\Phi(t_n, y_n, h)$$

Dies legt nahe zu wählen:

$$\Phi(t_n, y_n, h) := \sum_{j=0}^{p-1} \frac{h^j}{(j+1)!} \frac{\mathrm{d}^j}{\mathrm{d}t^j} f(t_n, y_n)$$
(3.12)

Ein solches Verfahren heisst *Taylorreihen-Verfahren*. Es wird

$$\varphi(t_n, h) = \mathcal{O}(h^{p+1})$$

das heisst, das Verfahren hat Fehlerordnung p.

Die Ableitungen werden aber kompliziert (doch man könnte Maple oder Mathematica anwenden).

**Bemerkung:** (\*) Restglied:

Das (p+1)-te Restglied ist

$$\int_{0}^{1} \frac{(1-\theta)^{p}}{p!} z^{(p+1)} (t_{n} + \theta h) h^{p} d\theta$$
 (3.11)

Dies gilt auch, wenn t, h Vektoren sind.

**Beispiel:** Taylorreihen-Verfahren mit p = 2:

$$\Phi(t_n, y_n, h) = f(t_n, y_n) + \frac{h}{2} \left( f_t(t_n, y_n) + \frac{\partial f}{\partial y}(t_n, y_n) \cdot f(t_n, y_n) \right) 
= f + \frac{h}{2} (f_t + f_y \cdot f)|_{(t_n, y_n)}$$
(3.13)

Es gibt auch eine Theorie (mit Bäumen), wie man solche Ableitungen kochbuchmässig erzeugt.

#### 3.3 Runge-Kutta-Verfahren

**Bemerkung:** Wie kommt man zu einfachen Methoden mit p > 1? Es genügt den Fall m = 1 (1 Differentialgleichung) zu betrachten.

**1. Idee:** Euler-Schritt mit h kombinieren mit 2 Schritten mit  $\frac{h}{2}$ ; ergibt

$$\widehat{y}_{n+1} := \underbrace{y_n + \frac{h}{2} f(t_n, y_n) + \frac{h}{2} f(t_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2} f(t_n, y_n))}_{Y}$$
(3.14)

Lokaler Fehler:

$$\left| \widehat{\varphi}(t_n, h) := z(t_n + h) - \widehat{y}_{n+1} = \dots = \frac{h^2}{4} z''(t_n) + \mathcal{O}(h^3) = \mathcal{O}(h^2) \right|$$
 (3.15)

⇒ Ordnung 1, wie Euler. Für das Euler-Verfahren hatten wir

$$\varphi(t_n, h) := z(t_n + h) - y_{n+1} = \frac{h^2}{2} z''(t_n) + \mathcal{O}(h^3) = \mathcal{O}(h^2)$$
(3.16)

Differenz (3.15) - (3.16):

$$\psi(t_n, h) := \widehat{y}_{n+1} - y_{n+1} = \frac{h^2}{4} z''(t_n) + \mathcal{O}(h^3)$$
(3.17)

Also gilt:

$$\widehat{y}_{n+1} - y_{n+1} = \widehat{\varphi}(t_n, h) + \mathcal{O}(h^3)$$

Das heisst  $\widehat{y}_{n+1}-y_{n+1}$  ist gleich dem lokalen Fehler des Doppelschritt-Euler-Verfahrens  $+\mathcal{O}(h^3)$ 

$$\Rightarrow \widehat{y}_{n+1} - y_{n+1} = \frac{1}{2}\varphi(t_n, h) + \mathcal{O}(h^3)$$
(3.18)

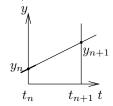
Also ist  $\widehat{y}_{n+1} - y_{n+1}$  gleich  $\frac{1}{2}$  mal der lokale Fehler des Euler-Verfahrens  $+\mathcal{O}(h^3)$  Dies erlaubt es den lokalen Fehler zu schätzen.  $\sim$  Schrittweitensteuerung (siehe Jeltsch, p. 163, oder Lubich, § 6.5) Wir können aber (3.15) und (3.16) so konstruieren, dass der Term  $h^2z''(t_n)$  wegfällt:

$$z(t_n + h) - \underbrace{(2\widehat{y}_{n+1} - y_{n+1})}_{:=Y_{n+1}; \text{ Euler}} = 2\widehat{\varphi}(t_n, h) - \varphi(t_n, h) = \mathcal{O}(h^3)$$
(3.19)

definiert ein neues Verfahren mit Ordnung 2. Einsetzen ergibt:

$$y_{n+1} := 2\widehat{y}_{n+1} - y_{n+1} = y_n + \underbrace{hf(t_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}f(t_n, y_n))}_{h\Phi(t_n, y_n, h)}$$
(3.20)

modifiziertes Euler-Verfahren (p=2)



Euler-Verfahren

 $y_{n} \qquad y_{n+1} \\ t_{n} \qquad t_{n+1} \qquad t$ 

modif. Euler-Verfahren Verfahren von Runge-Kutta

Erfordert 2 Auswertungen von f:

**2. Idee:** Ansatz der (3.14) verallgemeinert (der Einfachheit halber für m=1):

$$\Phi(t,y,h) := bf(t,y) + cf(t+\beta h, y + \gamma h f(t,y))$$
(3.21)

wobei (t,y) der Anfangspunkt und  $t+\beta h, y+\gamma h f(t,y)$  ein Zwischenpunkt  $(0 \le \beta \le 1)$  nach "Eulerartigem" Schritt sind (bei Euler ist  $\beta = \gamma$ ).

Gesucht sind  $b, c, \beta, \gamma$ , sodass die Ordung p maximal wird.

Taylorentwicklung:

$$f(t + \beta h, y + \gamma h f(t, y)) = f(t, y) + \beta h f_t(t, y) + \gamma h f(t, y) f_y(t, y) + \mathcal{O}(h^2)$$

Also:

$$\Phi(t,y,h) = (b+c)f(t,y) + ch(\beta f_t(t,y) + \gamma f(t,y)f_y(t,y)) + \mathcal{O}(h^2)$$
  
=  $(b+c)f + ch(\beta f_t + \gamma f f_y)|_{(t,y)}$ 

 $\Rightarrow$ Übereinstimmung von  $\Phi$ mit der Taylormethode, falls

$$b+c=1, \quad c\beta=\frac{1}{2}, \quad c\gamma=\frac{1}{2}$$

 $\Rightarrow$  Lösungen für  $c \neq 0$  beliebig:

$$b = 1 - c$$
,  $\beta = \gamma = \frac{1}{2c}$ 

Also: Schar von Verfahren mit p = 2:

$$\Phi(t,y,h) := (1-c)f(t,y) + cf(t + \frac{h}{2c}, y + \frac{h}{2c}f(t,y))$$
(3.22)

Spezialfälle:

- 1. c=1: modifiziertes (verbessertes) Euler-Verfahren, Verfahren von Runge-Kutta
- 2.  $c = \frac{1}{2}$ : vereinfachtes Runge-Kutta-Verfahren

Auch ok, wenn m>1 (d.h. mit mehreren Differentialgleichungen); Verfahren = Formel von Heun

#### 3.3.1 Allgemeines s-stufiges Runge-Kutta-Verfahren

## Explizite Runge-Kutta-Verfahren:

$$\mathbf{y}_i = y_n + h \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} f(t_n + c_j h, \mathbf{y}_j), \quad i = 1, \dots, s$$
 (3.23a)

$$y_{n+1} = y_n + h \sum_{j=1}^{s} b_j f(t_n + c_j h, \mathbf{y}_j)$$
 (3.23b)

Schreiben die Koeffizienten ins Butcher-Tableau:

Bedingungen:

$$c_i = \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} = \sum_{j=1}^{s} a_{ij}$$
 (ohne Beweis) (3.24a)

$$\sum_{i=1}^{s} b_i = 1 \quad \text{(Formel exakt für } f(t) = 1\text{)}$$
 (3.24b)

**Bemerkung:** Bei expliziten Verfahren ist die Diagonale  $(a_{i,i})_{i=1,\dots,s}$  0.

Beispiel: Butcher-Tableaus für:

1. Explizites Euler-Verfahren, s = 1:

$$\begin{array}{c|c} 0 & 0 \\ \hline & 1 \end{array} \mathbf{y}_1 = y_n$$

2. modifiziertes Euler / Runge, s=2:

$$\begin{array}{c|cccc}
0 & 0 & 0 \\
\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\
\hline
& 0 & 1
\end{array} \mathbf{y}_1 = y_n, \mathbf{y}_2 = y_n + \frac{h}{2}f(t_n, y_n)$$

3. Heun, s = 2:

$$\begin{array}{c|cccc}
0 & 0 & 0 \\
1 & 1 & 0 \\
\hline
& \frac{1}{2} & \frac{1}{2}
\end{array}$$

4. Verfahren (3.22), s = 2:

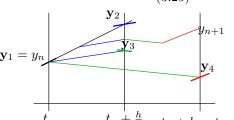
$$\begin{array}{c|cccc}
0 & 0 & 0 \\
\frac{1}{2c} & \frac{1}{2c} & 0 \\
\hline
& 1-c & c
\end{array}$$

$$\mathbf{y}_2 = y_n + \frac{h}{2} f(t_n, \mathbf{y}_1)$$

$$\mathbf{y}_3 = y_n + \frac{h}{2}f(t_n + \frac{h}{2}, \mathbf{y}_2)$$

$$\mathbf{y}_4 = y_n + hf(t_n + \frac{h}{2}, \mathbf{y}_3)$$

 $y_{n+1} = y_n + h(\frac{1}{6}f(t_n, \mathbf{y}_1) + \frac{1}{3}f(t_n + \frac{h}{2}, \mathbf{y}_2) + \frac{1}{3}f(t_n + \frac{h}{2}, \mathbf{y}_3) + \frac{1}{6}f(t_n + h, \mathbf{y}_4))$ (3.25)



Ordnung 4, im Falle f(t, y) = f(t): Simpson-Regel.

Erreichbare Fehlerordnung bei expliziten Runge-Kutta-Verfahren:

Implizite Runge-Kutta-Verfahren: Im Prinzip könnten alle Elemente der  $s \times s$ -Matrix  $(a_{ij}) \neq 0$  sein, aber in der Regel wählt man nur zusätzliche Elemente  $\neq 0$  auf der Diagonalen, das heisst  $a_{jj} \neq 0 \ (j = 1, \dots, s)$ .

Implizites Euler-Verfahren: s = 1:  $\frac{1}{1}$ 

$$\mathbf{y}_1 = y_n + h f(t_n + h, \mathbf{y}_1)$$

$$y_{n+1} = y_n + hf(t_n + h, \mathbf{y}_1)$$

$$\Rightarrow y_{n+1} = y_1$$
, also:

$$y_{n+1} = y_n + h f(t_{n+1}, y_{n+1})$$
(3.26)

Für die Schrittweitensteuerung nimmt man am besten zwei Runge-Kutta-Verfahren, deren Ordnung um 1 verschieden ist, die aber dieselben  $c_i$  und  $a_{ij}$  verwenden, ausser dass das  $y_{n+1}$  der einen Methode noch als  $y_s$  der zweiten Methode verwendet wird ( $\sim$  eingebettete Runge-Kutta-Formeln).

Ein Beispiel mit s=6 bzw. s=7, die Formeln von Dormand und Prince, findet man auf einer Beilage.

#### 3.4 Extrapolations-Verfahren

siehe Bemerkung in Jeltsch, p.133, oder Stoer, Abschnitte 7.2, 12 und 13, ausserdem Bulirsch, NM II, 1973. Analogie zur Romberg-Quadratur.

#### 4 Lineare Mehrschritt-Verfahren

#### 4.1 Definition

**Definition:** Lineare Mehrschritt-Verfahren (LMSV) sind von der Form

$$\sum_{j=0}^{k} \alpha_j y_{n-j} = h \sum_{j=0}^{k} \beta_j \underbrace{f(t_{n-j}, y_{n-j})}_{=:f_{n-j}} \quad n = k, k+1, \dots$$
 (4.1)

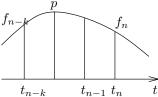
mit festen Koeffizienten  $\alpha_0,\ldots,\alpha_k,\ \beta_0,\ldots,\beta_k$ , wobei  $\alpha_0\neq 0$  und ohne Beschränkung der Allgemeinheit ist  $\alpha_k\neq 0$  oder  $\beta_k\neq 0$ . Weiterhin ist  $t_j=t_0+jh$ . Man verwendet "alte" y-Werte und nimmt an, dass  $y_0,\ldots,y_{k-1}$  durch ein anderes Verfahren berechnet worden sind.

**Definition:** Man unterscheidet 2 Fälle:

- 1.  $\beta_0=0\Rightarrow y_n$ kommt auf der rechten Seite der Gleichung nicht vor: Explizites LMSV
- 2.  $\beta_0 \neq 0 \Rightarrow y_n$  kommt auf der rechten Seite der Gleichung vor: Implizites LMSV. (In jedem Scrhitt muss ein Gleichungssystem gelöst werden, meist nicht-linear.)

Bemerkung: Im Allgemeinen sind implizite Verfahren stabiler.

#### 4.2 Exkurs zur Lagrange-Interpolationsformel



 $t_{n-k}$   $t_{n-1}$   $t_n$  t Wir wollen  $(t_{n-j}, f_{n-j}), j = 0, ..., k$  durch ein Polynom p vom Grad k interpolieren, d.h.  $p \in \mathcal{P}_k$ 

$$p(t) = \sum_{j=0}^{k} l_j(t) f_{n-j} \qquad l_j \in \mathcal{P}_k \qquad l_j(t_{n-m}) = \begin{cases} 1, j = m \\ 0, j \neq m \end{cases}$$
 (4.2)

$$l_{j}(t) = \frac{\prod_{\substack{l=0 \ l\neq j \\ l\neq j}}^{k} (t^{-t_{n-l})}}{\prod_{\substack{l=0 \ l\neq j}}^{k} (t_{n-j} - t_{n-l})}$$

$$(4.3)$$

Diese Formel ist allerdings numerisch nicht sehr gut. Wenn man stattdessen interpoliert von  $(t_{n-j}, f_{n-j}), j = 1, ..., k$ :

$$\sum_{j=0}^{k} \sim \sum_{j=1}^{k} \qquad \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq j}}^{k} \sim \prod_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^{k}$$

Bei äquidistanten Stützstellen wird der Nenner  $h^{k-1}$  bzw.  $h^k$  mal eine ganze Zahl.

#### 4.3 Exkurs zur Newtonschen Interpolationsformel

(äquidistant, mit Rückwärtsdifferenzen)

Wir wollen  $(t_{n-j}, f-n-j), j=0,\ldots,k$  durch ein Polynom  $p \in \mathcal{P}_k$  interpolieren.

Rückwärtsdifferenzen:

$$\nabla f_n = f_n - f_{n-1} 
\nabla^m f_n = \nabla (\nabla^{n-1} f_n) = \sum_{j=0}^m {m \choose j} (-1)^j f_{n-j}$$
(4.4)

Satz: Das Polynom

$$p(t) := \sum_{m=0}^{k} (-1)^m {\binom{-\tau}{m}} \nabla^m f_n,$$

$$\text{wo } \tau := \frac{t-t_n}{h} \in \mathbb{R} \quad {\binom{-\tau}{m}} := \frac{-\tau(-\tau-1)\cdots(-\tau-m+1)}{m!}$$

$$(4.5)$$

interpoliert die Daten  $(t_{n-j}, f_{n-j}), j = 0, \dots, k$ 

**Bemerkung:** p(t) hat Grad  $\leq k$  bei k+1 interpolierten Punkten.

**Bemerkung:** Dieses Polynom p ist das gleiche wie bei Lagrange, da Polynome vom Grad k durch k+1 Stützstellen eindeutig bestimmt sind.

**Bemerkung:** Anwendungen: Adams-Bashforth-Formeln, Adams-Moulton-Formeln, BDF-Formeln, . . .

#### 4.4 Adams-Bashforth-Verfahren

Wir legen Interpolationspolynome  $p_n$  vom Grad k-1 durch die k Punkte

$$(4.6)$$

$$(t_{n-j}, \underbrace{f(t_{n-j}, y_{n-j})}_{=:f_{n-j}}), j = 1, \dots, k$$

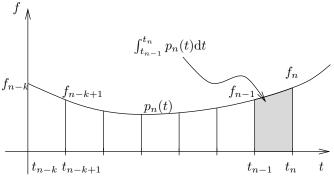
und intergrieren dieses exakt zwischen  $t_{n-1}$  und  $t_n$ .

$$y_{n} := y_{n-1} + \int_{t_{n-1}}^{t_{n}} p_{n}(t) dt$$

$$\approx y(t_{n-1}) + \underbrace{\int_{t_{n-1}}^{t_{n}} \underbrace{f(t, y(t))}_{y'(t)} dt}_{y(t_{n}) - y(t_{n-1})}$$

$$(4.7)$$

Eigentlich ist das ei-



ne Extrapolation, denn  $p_n$  wird ausserhalb der Stützstellen integriert. Nach Lagrange:

$$\int_{t_{n-1}}^{t_n} p_n(t) dt = \int_{t_{n-1}}^{t_n} \sum_{j=1}^k l_j(t) f_{n-j} dt$$
$$= \sum_{j=1}^k f_{n-j} \underbrace{\int_{t_{n-1}}^{t_n} l_j(t) dt}_{=:h\beta_j}$$

d.h. in 4.1 wird

$$\alpha_{0} = 1 \qquad \alpha_{1} = -1 \quad \alpha_{2} = \dots = \alpha_{k} = 0$$

$$\beta_{0} = 0 \quad \beta_{j} = \frac{1}{h} \int_{t_{n-1}}^{t_{n}} \frac{\prod_{l=1}^{l} (t_{n-l})}{\prod_{l=1}^{l} (t_{n-j} - t_{n-l})} dt \quad j = 1, \dots, k$$

$$(4.8)$$

Besser verwendet man die Newtonsche Formel. Man kann zeigen, dass

$$y_n = y_{n-1} + h \sum_{m=0}^{k-1} \gamma_m \nabla^m f_{n-1} \qquad \gamma_m := (-1)^m \int_0^1 {\binom{-\tau}{m}} d\tau$$
 (4.9)

mit  $\gamma_0=1,\ \gamma_1=\frac{1}{2},\ \gamma_2=\frac{5}{12},\ \gamma_3=\frac{3}{8},\ \gamma_4=\frac{251}{720},\ \gamma_5=\frac{95}{288},$  unabhängig von k! Zusammenhang:

$$\beta_{j+1} = (-1)^j \sum_{l=j}^{k-1} {l \choose j} \gamma_l, \quad j = 0, \dots, k-1$$
 (4.10)

**Bemerkung:** Dieses Verfahren hat die Fehlerordnung k.

## 4.5 Adams-Moulton-Verfahren (implizit)

Wir wählen  $p_n$  von Grade k statt k-1 und interpolieren zusätzlich in

$$(t_n, f_n) = (t_n, f(t_n, y_n))$$

Da  $y_n$  unbekannt ist, ist das Verfahren implizit, d.h. es muss wieder in jedem Schritt ein im Allgemeinen nicht lineares Gleichungssystem gelöst werden. Oft wird eine erste Näherung von  $y_n$  mit Adams-Bashforth bestimmt ("Prädiktor") und dann dieser im entsprechenden Adams-Moulton-Schritt in  $f(t_n, y_n)$  korrigiert ("Korrektor"). Nur ein oder wenige Schritte einer Fixpunkt-Iteration werden durchgeführt. Mit Newton-Interpolation:

$$y_n - y_{n-1} = h \sum_{m=0}^k \gamma_m^* \nabla^m f_n \qquad \gamma_m^* := (-1)^m \int_0^1 {1-\tau \choose m} d\tau$$
 (4.11)

Fehlerordnung: k+1

k=0:  $p_n(t) \equiv f_n = f(t_n, y_n) \rightsquigarrow implizites Euler-Verfahren.$ 

k=1:  $p_n(t)$  ist eine lineare Funktion durch  $(t_{n-1},f_{n-1})$  und  $(t_n,f_n)$ 

$$y_n = y_{n-1} + \frac{h}{2} (f(t_{n-1}, y_{n-1}) + f(t_n, y_n))$$
(4.12)

Trapezregel

**Bemerkung:** Ist f linear in y, so ist in jedem Schritt nur ein lineares Gleichungssystem im m Unbekannten zu lösen  $(y_n \in \mathbb{R}^m)$ , wobei

$$\gamma_0^* = 1, \quad \gamma_1^* = -\frac{1}{2}, \quad \gamma_2^* = -\frac{1}{12}, \quad \gamma_3^* = -\frac{1}{24}, \quad \gamma_4^* = -\frac{19}{720}, \quad \gamma_5^* = -\frac{3}{160}$$

## 4.6 Rückwärtsdifferenziationsformeln (BDF)

Hier interpoliert man nicht  $(t_{n-j}, f_{n-j}) = (t_{n-j}, y'_{n-j})$ , sondern direkt die approximierte Lösung

$$(t_{n-j}, y_{n-j}), \quad j = 0, \dots, k$$

Allerdings kennt man  $y_n$  gar nicht! Nach Newton:

$$p(t) = \sum_{m=0}^{k} (-1)^m {\binom{-\tau}{m}} \nabla^m y_n, \quad \tau = \frac{t - t_n}{h}$$

$$p'(t) = \sum_{m=0}^{k} (-1)^m \underbrace{\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} {\binom{-\tau}{m}} \nabla^m y_n}_{\frac{1}{h} \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\tau} {\binom{-\tau}{m}}}$$

$$(4.13)$$

Zudem fordern wir für  $p'(t_n)$  die Kollokationsbedingung:

$$p'(t_n) = f_n := f(t_n, y_n)$$
 (4.14)

Die letzten beiden Gleichungen definieren das BDF-Verfahren.

Beispiel: k=1

$$p(t) = y_n + \underbrace{\frac{y_n - y_{n-1}}{h}}_{\text{total model}} (t - t_n)$$

$$p'(t) = \underbrace{\frac{y_n - y_{n-1}}{h}}_{\text{Koll.-Bed.}} f(t_n, y_n)$$

 $\Rightarrow y_n = y_{n-1} + hf(t_n, y_n)$ , implizites Euler-Verfahren

Beispiel: k=2

$$p(t) = y_n + \frac{1}{h}(t - t_n)\nabla y_n + \frac{1}{2h^2}(t - t_n)(t - t_{n-1})\nabla^2 y_n$$

$$p'(t) = \frac{1}{h}\nabla y_n + \frac{1}{2h^2}(t - t_{n-1} + t - t_n)\nabla^2 y_n$$

$$\Rightarrow p'(t_n) = \frac{1}{h}\nabla y_n + \frac{1}{2h}\nabla^2 y_n = \frac{1}{h}\left(\frac{3}{2}y_n - 2y_{n-1} + \frac{1}{2}y_{n-2}\right)$$

$$\Rightarrow y_n - \frac{4}{3}y_{n-1} + \frac{1}{3}y_{n-2} = \frac{2}{3}hf(t_n, y_n)$$
(4.15)

**Bemerkung:** Für  $k \geq 7$  sind die BDF nicht stabil.

## 4.7 Die Ordnung eines LMSV

**Definition:** Das LMSV (4.1) hat die Ordnung p, wenn für jedes Anfangswert-problem  $y' = f(t, y)y(t_0) = y_0$  mit  $f \in C^{p+1}$  gilt, dass bei exakten Startwerten  $y_j = y(t_j), j = 0, \ldots, k-1$  gilt:

$$y_k^{k-1} - y_k^k = \mathcal{O}(h^{p+1})$$
 (4.16)

wobei  $y_k^{k-1} - y_k^k = y_k - y(t_k)$  der lokale Fehler im ersten Schritt ist.

Hilfssatz: Ein LMSV hat die Ordnung p genau dann, wenn mit

$$E(y,t,h) := \sum_{j=0}^{k} (\alpha_{k-j}y(t+jh) - h\beta_{k-j}y'(t+jh))$$
(4.17)

für alle  $y \in C^{p+1}$  und für alle  $t \in \mathbb{R}$ 

$$E(y,t,h) = \mathcal{O}(h^{p+1})$$
(4.18)

**Definition:** 

$$\frac{E(y,t,h)}{h\sum_{i=0}^{k}\beta_{i}}$$

heisst "truncation error".

**Beweis:** Sei y Lösung. Wegen  $y_j = y(t_j), j = 0, \dots, k-1$  gilt

$$E(t,y,h) = \sum_{j=0}^{k} (\alpha_{k-j}(y(t+jh)) - h\beta_{k-j} \cdot y'(t+jh))$$

$$= \sum_{j=0}^{k-1} (\alpha_{k-j}y_j - h\beta_{k-j}f_j) + \alpha_0 y(t+kh) - h\beta_0 - y'(t+kh) + \underbrace{(\alpha_0 y_k - h\beta_0 f_k) - (\alpha_0 y_k - h\beta_0 f_k)}_{=0}$$

$$= \sum_{j=0}^{k} (\alpha_j y_{k-j} - h\beta_j f_{k-j}) + (\alpha_0 y(t+hk) - \frac{1}{2} + \frac{1}{2}$$

Falls die Ordnung p ist, so ist  $||y(t_k) - y_k|| = \mathcal{O}(h^{p+1})$  und  $||f(t_k, y(t_k)) - f(t_k, y_k)|| \le L||y(t_k) - y_k|| \le \mathcal{O}(h^{p+1}) \Rightarrow (4.18)$ Falls  $(4.18) \Rightarrow \mathcal{O}(h^{p+1}) = E(y, t, h) \ge (\alpha_0 - h|\beta_0|L)||y(t_k) - y_k|| \Rightarrow ||y(t_k) - y_k|| = \mathcal{O}(h^{p+1})$  wie in (4.16) gefordert.

**Satz:** LMSV haben mindestens Ordnung p genau dann, wenn

$$\sum_{j=0}^{k} \alpha_j = 0 \qquad \sum_{j=0}^{k} \alpha_{k-j} j^l = l \sum_{j=0}^{k} \beta_{k-j} j^{l-1} \quad (l = 1, \dots, p)$$
(4.19)

**Bemerkung:** Wenn die 2. Beziehung falsch ist für p+1, dann ist die Ordnung genau p.

**Bemerkung:** (4.19)  $\iff$  Differentialgleichungen bzw. Integrale y'=0 und  $y'=lt^{l-1}$   $(l=1,\ldots,p)$  werden exakt gelöst mit h=1  $(\Rightarrow y(t)=t^l, l=0,\ldots,p)$ .

**Beweis:** 

$$E(y,t,h) = \sum_{j=0}^{k} (\alpha_{k-j}y(t+jh) - h\beta_{k-j}y'(t+jh))$$

$$= \sum_{j=0}^{k} \left(\alpha_{k-j}\sum_{l=0}^{p} y^{(l)}(t) \frac{(jh)^{l}}{l!} - h\beta_{k-j}\sum_{s=0}^{p-1} y^{(s+1)}(t) \frac{(jh)^{s}}{s!}\right) + \mathcal{O}(h^{p+1})$$

$$\stackrel{s+1=l}{=} \left(\sum_{j=0}^{k} \alpha_{j}\right)y(t) + \sum_{l=1}^{p} \frac{h^{l}}{l!}y^{(l)}(t) \left(\sum_{j=0}^{k} \alpha_{k-j}j^{l} - l\sum_{j=0}^{k} \beta_{k-j}j^{l-1}\right) + \mathcal{O}(h^{p+1})$$

$$= \mathcal{O}(h^{p+1}) \iff (4.19)$$

Bemerkung: Man könnte nun folgendes zeigen:

 $\begin{array}{ll} k\text{-Schritt} & \text{Adams-Bashforth: Ordnung } k \\ k\text{-Schritt} & \text{Adams-Moulton : Ordnung } k+1 \\ k\text{-Schritt} & \text{BDF} & : \text{Ordnung } k \end{array}$ 

**Definition:** Ein LMSV heisst *konsistent*, wenn es Ordnung  $p \ge 1$  hat.

Korollar: LMSV konsistent  $\iff$ 

$$\sum_{j} \alpha_{j} = 0 \qquad \sum_{j} j \alpha_{k-j} = \sum_{j} \beta_{k-j}$$
 (4.20)

**Definition:** 

$$\rho(\zeta) := \sum_{j=0}^{k} \alpha_j \zeta^{k-j} \qquad \sigma(\zeta) := \sum_{j=0}^{k} \beta_j \zeta^{k-j}$$

$$(4.21)$$

Man nennt  $\rho$  das 1. charakteristische Polynom und  $\sigma$  das 2. charakteristische Polynom.

Korollar: LMSV konsistent  $\iff$ 

$$\rho(1) = 0 \qquad \rho'(1) = \sigma(1)$$
 (4.22)

#### 4.8 Stabilität

**Definition:** LMSV heisst 0-stabil, wenn jede Lösung der Rekursion

$$\alpha_0 y_n + \alpha_1 y_{n-1} + \dots + \alpha_k y_{n-k} = 0, \quad n = k, k+1, \dots$$
 (4.23)

beschränkt bleibt für beliebige Anfangswerte  $y_0, \dots, y_{k-1}$  und  $n \to \infty$ .

**Satz:** LMSV ist genau dann 0-stabil, wenn für die Nullstelle  $\zeta_i$  von  $\rho$  gilt:

- i)  $|\zeta_i| \le 1, \quad i = 1, \dots, k$
- ii)  $|\zeta_i| < 1$ , falls  $\zeta_i$  eine mehrfache Nullstelle ist.

Beweis: Idee:

 $y_n = \zeta_i^n$  ist Lösung von (4.23), da

$$\alpha_0 \zeta_i^n + \alpha_1 \zeta_i^{n-1} + \dots + \alpha_k \zeta_k^{n-k} = \zeta_i^{n-k} \rho(\zeta_i) = 0$$

Falls  $\zeta_i$  eine m-fache Nullstelle ist, ist für l < m auch

$$y_{n,l} := \frac{\mathrm{d}^l}{\mathrm{d}\zeta^l} \zeta^n \Big|_{\zeta = \zeta_i} = n \cdot (n-1) \dots (n-l+1) \zeta_i^{n-l}$$

eine Lösung, denn

$$\sum_{j=0}^{k} \alpha_j (n-j) \dots (n-j-l+1) \zeta^{n-j-l} = \sum_{j=0}^{k} \alpha_i \frac{\mathrm{d}^l}{\mathrm{d}\zeta^l} \zeta^{n-j} \Big|_{\zeta=\zeta_i}$$
$$= \frac{\mathrm{d}^l}{\mathrm{d}\zeta^l} (\zeta^{n-k} \rho(\zeta)) \Big|_{\zeta=\zeta_i} = 0$$

Diese k Lösungen zusammen bilden eine Basis des linearen Lösungsraums. Die allgemeine Lösung bleibt beschränkt genau dann, wenn i) und ii) gelten.

#### Beispiel: Adams-Verfahren:

$$\rho(\zeta) = \zeta^k - \zeta^{k-1} = \zeta^{k-1}(\zeta - 1)$$

 $\Rightarrow$  0-stabil.

Man kann zeigen, dass BDF stabil ist für  $k \leq 6$  und instabil für  $k \geq 7$ . Welche Ordnung lässt sich erreichen?

#### Satz: Dahlquist, 1956

(ohne Beweis)

Für ein 0-stabiles LMSV der Ordnung p und Schrittzahl k gilt:

 $p \le k + 1$ , falls k ungerade

 $p \le k + 2$ , falls k gerade

Falls p = k + 2, so haben alle Nullstellen  $\zeta_i$  Betrag 1.

#### 4.9 Globaler Fehler, Konvergenz

#### Satz: Schranke für globalen Fehler

Voraussetzung: AWP mit f genügend diff'bar und Startwerte  $y_j, j = 0, \dots, k-1$ , sodass

$$||y_j - y(t_j)|| \le C \cdot h^p, \quad (j = 0, \dots, k - 1)|$$
 (4.24)

LMSV 0-stabil und von Ordnung  $p \geq 1$  (konsistent). Behauptung: Für den globalen Fehler gilt die Abschätzung

$$||y_n - y(t_n)|| \le M \cdot h^p$$
(4.25)

falls  $t_n \leq T$ , wobei M unabhängig von h und  $n, nh \leq T - t_0$ 

#### Beweis: Idee:

Transformation auf 1-Schritt-Verfahren (analog Reduktion einer linearen Differentialgleichung höherer Ordnung auf ein System 1. Ordnung), dann Beweis ähnlich wie für Euler- und Runge-Kutta-Verfahren.

**Definition:** LMSV ist *konvergent*, wenn für alle AWP, welche die Voraussetzungen vom Satz über die Eindeutigkeit der Lösung (siehe (1.6) mit  $D_f = [t_0, T] \times \mathbb{R}^n$  erfüllen und für alle Anfangswerte  $y_0, \dots y_{k-1}$ 

$$\lim_{h \to 0} y_j = y_0 \ (j = 1, \dots, k - 1) \tag{4.26}$$

gilt:

$$\left[\lim_{\substack{h\to 0\\nh=t-t_0}} y_n = y(t_n) \quad \forall t \in [t_0, T]\right]$$
(4.27)

Klar:  $(4.25), p \ge 1 \Rightarrow (4.27)$ 

 $(4.24), p \ge 1 \Rightarrow (4.26)$ 

Also: (4.24) + 0-stabil + konsistent  $\Rightarrow (4.27)$ 

Wäre  $(4.26) \iff (4.24)$  mit p = 1, dann könnten wir schliessen: 0-stabil + konsistent  $\Rightarrow$  konvergent.

Dies gilt effektiv, ebenso die Umkehrung:

#### Satz: Dahlquist:

Für LMSV gilt:

$$0$$
-stabil + konsistent  $\iff$  konvergent

Der vollständige Beweis ist sehr aufwändig.

**Bemerkung:** Diese Aussage gilt (in ähnlicher Weise) auch für andere Verfahren.

## 5 Steife Differentialgleichungen, Stabilitätsgebiet

**Bemerkung:** In vielen Anwendungen (z.B. in der Chemie) kommen Systeme von Differentialgleichungen vor, wo die Lösung eine Kombination aus sehr langsam und sehr schnell abfallenden Komponenten ist. Eine solche Differentialgleichung nennt man *steif* [engl.: stiff].

Vereinfachte Situation: lineares System mit konstanten Koeffizienten

$$y' = Ay$$
 A zeitunabhängig

$$y(0) = y_0$$

Annahme: A diagonalisierbar:  $AV = V\Lambda$ , mit  $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_m\}$ 

Thin arms. A triagonalist part 
$$AV = y = Vz$$
  $z' = \Lambda z$   $\iff z'_j = \lambda_j z_j$   $z(0) = z_0 := V^{-1}y_0 \quad z_j(0) = z_{0,j}$   $\Rightarrow z_j(t) = e^{\lambda_j t} \cdot z_{0,j} \quad \Rightarrow z(t) = e^{\Lambda t} z_0$   $z = V^{-1}y$   $\Rightarrow y(t) = e^{At}y_0 = \sum_j c_i \cdot e^{\lambda_i t} \cdot \vec{z_j}$ 

**Definition:** Der Begriff *steif* bedeutet hier, dass

$$\min_{j} \Re(\lambda_{j}) \ll \max_{j} \Re(\lambda_{j}) < 0.$$

**Bemerkung:** Die Situation ist qualitativ analog, wenn A nicht konstant oder sogar wenn f(t, y) schwach nichtlinear in y ist.

$$A \approx \frac{\partial f}{\partial y} f(t, y)$$

Bei den besprochenen Methoden (RK, LMSV) ist das folgende Diagram kommutativ:

Also: es genügt die skalare Differentialgleichung  $y'=\lambda y$  zu betrachten, wobei  $\lambda\in\mathbb{C}.$ 

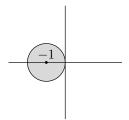
Oft kann man die entsprechende numerische Lösung explizit angeben.

**Beispiel:** Explizites Euler-Verfahren:

$$y_{n+1} = y_n + h \underbrace{f(t_n, y_n)}_{\lambda y_n}$$
$$= (1 + h\lambda)y_n = (1 + h\lambda)^{n+1}y_0$$

Es gilt:

$$y_n \to 0 \quad \Longleftrightarrow \quad |1+h\lambda| < 1$$
  $\{y_n\}$  beschränkt 
$$\iff \quad |1+h\lambda| \le 1$$



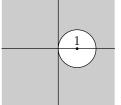
Beispiel: Implizites Euler-Verfahren:

$$y_{n+1} = y_n + h \underbrace{f(t_{n+1}, y_{n+1})}_{\lambda y_{n+1}} = y_n + h \lambda y_{n+1}$$

$$\Rightarrow y_{n+1} = \frac{1}{1 - h\lambda} y_n$$

$$= \frac{1}{(1 - h\lambda)^{n+1}} y_0$$

$$y_n \to 0 \quad \Longleftrightarrow \quad |1 - h\lambda| > 1$$
  $\{y_n\}$  beschränkt 
$$\iff \quad |1 - h\lambda| \ge 1$$



Das heisst: Falls  $y(t) \to 0$  für  $t \to 0 \Rightarrow \Re(\lambda) < 0 \stackrel{\text{impl. Euler}}{\Rightarrow} y_n \to 0$ , das heisst, wenn die exakte Lösung gedämpft ist, so ist es auch die numerische.

**Definition:** Ein Stabilitätsgebiet S eines Verfahrens ist eine Menge

$$S := \left\{ z = h\lambda \in \mathbb{C} \mid \text{numerische L\"osung } \{y_n\}_{n \geq 0} \text{ zu } y' = \lambda y \\ \text{ist beschr\"ankt f\"ur beliebige Anfangswerte} \right\}$$
 (5.2)

**Bemerkung:** Bei den LMSV brauchen die Anfangswerte nicht auf einer Lösungskurve zu liegen.

#### Definition: Dahlquist 1963:

Ein Verfahren heisst A-stabil, falls die numerische Lösung  $(y_n)_{n\geq 0}$  beschränkt ist für jede Differentialgleichung  $y'=\lambda y$  mit  $\Re(\lambda)\leq 0$  und für beliebige Anfangswerte.

**Satz:** Ein Verfahren ist A-stabil genau dann, wenn  $\{z \in \mathbb{C} \mid \Re(z) \leq 0\} \subset \mathcal{S}$  (Beweis: trivial; Umformulierung der Definition)

**Beispiel:** Das implizite Euler-Verfahren ist A-stabil; das explizite Eulerferfahren nicht.

Satz: LMSV stabil (0-stabil)  $\iff$   $0 \in \mathcal{S}$  (Beweis: trivial; Umformulierung der Definition)

Beispiel: Trapez-Regel:

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(f(t_n, y_n) + f(t_{n+1}, y_{n+1}))$$

(Nebenbemerkung: Dieses Verfahren ist ein RKV und ein LMSV (eigentlich ein implizites Einschrittverfahren)).

Aus der Funktionentheorie ist bekannt, dass

$$\begin{split} \varphi(z) &= \frac{1+z}{1-z}, \Re(z) \leq 0 \Rightarrow |\varphi(z)| \leq 1 \\ \stackrel{f = \lambda y}{\Rightarrow} y_{n+1} &= y_n + \frac{h\lambda}{2} (y_n + y_{n+1}) \\ y_{n+1} &= \frac{1 + \frac{h\lambda}{2}}{1 - \frac{h\lambda}{2}} y_n \\ \{y_n\}_{n \geq 0} \text{ beschränkt} \iff | \underbrace{\frac{1 + \frac{h\lambda}{2}}{1 - \frac{h\lambda}{2}}}_{\text{M\"obius-Transformation}} | \leq 1 \\ \Re(h\lambda) &\leq 0 \stackrel{\text{M-T}}{\to} |\frac{1 + \frac{h\lambda}{2}}{1 - \frac{h\lambda}{2}}| \leq 1 \end{split}$$

- $\Rightarrow$  Stabilitätsgebiet S = linke Halbebene.
- $\Rightarrow$  A-stabil

(In gewissem Sinne optimal; S so klein wie möglich für A-stabiles Verfahren.)

**Beispiel:** Stabilitätsgebiete expliziter RK-Verfahren Wenden RKV an auf  $y' = \lambda y$ :

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{i} = y_{n} + h\lambda \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} \mathbf{y}_{j}, & i = 1, \dots, s \\ y_{n+1} = y_{n} + h\lambda \sum_{j=1}^{s} b_{j} \mathbf{y}_{j} \end{cases}$$
 (5.3)

Mit Induktion folgt:

Lemma:

$$y_i = p_i(h\lambda)y_n, \quad p_i \in \mathcal{P}_{i-1}$$
  
 $y_{n+1} = p_0(h\lambda)y_n, \quad p_0 \in \mathcal{P}_s \setminus \mathcal{P}_0$ 

 $(p_0 \notin \mathcal{P}_0, \text{ weil nicht alle } a_{ij}, b_j = 0.)$ 

**Satz:** Das Stabilitätsgebiet  $\{h\lambda=z\in\mathbb{C}\ \big|\ |p_0(z)|\leq 1\}$  eines expliziten RKV ist beschränkt.

**Beweis:** Es ist 
$$S = \{z \in \mathbb{C} \mid |p_0(z)| \le 1\}$$
.  
 Da  $p_0 \in \mathcal{P}_s \setminus \mathcal{P}_0$  (also  $(p_0(z) \to \infty \text{ für } z \to \infty)$ , ist  $S$  beschränkt.

**Korollar:** Explizite RKV sind nicht A-stabil.

Stabilitätsgebiete von LMSV: Wenden LMSV auf  $y' = \lambda y$  an:

$$\sum_{j=0}^{k} \alpha_j y_{n-j} = h\lambda \sum_{j=0}^{k} \beta_j y_{n-j}$$
 (5.4)

das heisst

$$\sum_{j=0}^{k} (\alpha_j - h\lambda\beta_j) y_{n-j} = 0$$
(5.4')

Homogene lineare Differentialgleichung mit konstanten Koeffizienten mit charakteristischem Polynom

$$\sum_{j=0}^{k} (\alpha_j - h\lambda\beta_j)\zeta^{k-j} = \rho(\zeta) - h\lambda\sigma(\zeta)$$
(5.5)

**Definition:** Annahme:  $\rho$  und  $\sigma$  sind teilerfremd; ein solches LMSV heisst *ir-reduzibel* 

Satz: Das Stabilitätsgebiet eines irreduziblen LMSV ist gegeben durch

$$[\mathcal{S} = \{ z = h\lambda \in \mathbb{C} \mid \rho(\zeta) - h\lambda\sigma(\zeta) = 0 \Rightarrow |\zeta| \le 1, |\zeta| < 1 \text{ falls mehrfache NS} \}$$

$$(5.6)$$

Beweis: Analog zum Beweis der 0-Stabilität.

Satz: Ein irreduzibles LMSV ist A-stabil genau dann, wenn

$$\left| |\zeta| > 1 \Rightarrow \Re\left(\frac{\rho(\zeta)}{\sigma(\zeta)}\right) > 0 \right| \tag{5.8}$$

#### Beweis:

1. Es gelte (5.8) und es sei  $\zeta_0$  Nullstelle von  $\rho(\zeta) - h\lambda\sigma(\zeta)$  für ein  $h\lambda - z_0$  und  $\Re(z_0) \leq 0$ .

Dann ist  $\sigma(\zeta_0) \neq 0$  weil LMSV irreduzibel, also  $z_0 = \rho \zeta$ 

zu zeigen bleibt  $|\zeta_0|=1\Rightarrow$ einfache Nullstelle:

Aus (5.8) folgt wegen Stetigkeit von  $\frac{\rho}{\sigma}$  in  $\zeta_0$ , dass  $\Re(h\lambda) = \Re(z_0) \geq 0$ Kritisch ist nur  $\Re(z_0) = 0$ :

Nun hat  $\frac{\rho}{\sigma}$  in  $\zeta_0$  eine Taylor-Entwicklung

$$\frac{\rho(\zeta)}{\sigma(\zeta)} - \underbrace{\frac{\rho(\zeta_0)}{\sigma(\zeta_0)}}_{=z_0} = c_1(\zeta - \zeta_0) + c_2(\zeta - \zeta_0)^2 + \dots$$

Aus (5.8) folgt, dass  $c_1 \neq 0$  ist; andernfalls würde eine kleine Kreisscheibe  $U_{\varepsilon}(\zeta_0)$  um  $\zeta_0$  durch  $\frac{\rho}{\sigma}$  auf eine zweifach bedeckte Umgebung von  $z_0$  abgebildet; es wäre also nicht für alle  $|\zeta| > 1$  in  $U_{\varepsilon}(\zeta_0)$   $\Re(\frac{\rho(\zeta)}{\sigma(\zeta)}) > 0$ .

 ${\bf Beispiel:} \quad {\rm Adams\text{-}Moulton:} \quad$ 

k=0: implizites Euler: A-stabil, p=1

k = 1: Trapez-Regel: A-stabil, p = 2

k=2:  $\rho(\zeta)=\zeta^2-\zeta$ ;  $\sigma(\zeta)=\frac{5}{12}\zeta^2+\frac{8}{12}\zeta-\frac{1}{12}$ Nullstellen von  $\sigma$ :  $\zeta_{1,2}=-\frac{4}{5}\pm\frac{\sqrt{21}}{5}$  $|\zeta_2|>1\Rightarrow\mathcal{S}$  beschränkt.

k > 2: wie für k = 2.

**Beispiel:** BDF-Verfahren:

$$\rho(\zeta) = \zeta^k \sum_{i=1}^k \frac{1}{j} (1 - \frac{1}{j})^j; \quad \sigma(\zeta) = \zeta^k$$

k=1: implizites Euler: A-stabil

$$k = 2$$
:  $\rho(\zeta) = \frac{3}{2}\zeta^2 - 2\zeta + \frac{1}{2}$ ;  $\sigma(\zeta) = \zeta^2$ 

A-stabil (man zeigt:  $\Re(\frac{\rho(\zeta)}{\sigma(\zeta)}) > 0$ , falls  $|\zeta| > 1$ , siehe Serie 5, Aufgabe 3)

$$3 \leq k \leq 6 \text{: } A(\alpha) \text{-stabil mit folgenden } \alpha \text{: } \frac{k \quad 1}{\alpha} \quad \frac{2}{90^{\circ}} \quad \frac{3}{90^{\circ}} \quad \frac{4}{86^{\circ}} \quad \frac{5}{73^{\circ}} \quad \frac{6}{51^{\circ}} \quad \frac{1}{18^{\circ}}$$

k > 6: nicht A-stabil

**Definition:** Ein Verfahren heisst  $A(\alpha)$ -stabil mit  $0 < \alpha \leq \frac{\pi}{2}$ , wenn  $\mathcal{S}$  den Sektor  $\{z \in \mathbb{C} \mid |\arg(-z)| \leq \alpha\}$  enthält.

#### 5.1 Ordnungschranke für A-stabile LMSV

Satz: Dahlquist 1963:

- 1. Für die Ordnung eines A-stabilen LMSV gilt  $p \leq 2$ .
- 2. Ist p = 2, so gilt in  $\rho(e^z) z\sigma(e^z) = C_{p+1}z^{p+1} + \dots : C_3 \le -\frac{1}{12}$
- 3. p=2 und  $C_3=-\frac{1}{12}$  gilt nur für die Trapezregel

# $\mathbf{Index}$

Symbols	S		
$A(\alpha)$ -stabil	Stabilitätsgebiet         23           steif         22		
2. charakteristische Polynom20	T		
A	Taylorreihen-Verfahren		
A-stabil			
В			
BDF-Verfahren         18           Butcher-Tableau         13			
D			
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			
${f E}$			
Einschrittverfahren			
$\mathbf{F}$			
Fehlerordnung			
I			
implizites Euler-Verfahren			
K			
Kollokationsbedingung18konsistent20Konsistenzbedingung10konvergent21			
L			
Lösung       1         Lineare Mehrschritt-Verfahren       15         LMSV       15         explizites       15         implizites       15         lokale Fehler       8			
0			
Ordnung LMSV			
R			
Rundungsfehler10			