

Kapitel 2: Finite Differenzenmethode für parabolische PDE

2.1 Ein Beispiel aus der Wirtschaftsmathematik

$V(t, s) =$ Wert einer europäischen Option zur Zeit t beim Aktienpreis s

erfüllt (BS)
Black-Scholes
Gleichung

$$\frac{\partial V}{\partial t} + \frac{1}{2} \sigma^2 s^2 \frac{\partial^2 V}{\partial s^2} + r s \frac{\partial V}{\partial s} - r V = 0$$

Schwankungswert (Volatilität)
für Aktienkurs

Rendite eines
futursinsten Rates (Bond)

RB in t : "Endbedingung" $V(s, T) = C(s)$ $s \in (0, \infty)$

RB in s : $V(0, t) =$ Optionspreis bei t für Aktie des Aktienunternehmens

$$\lim_{s \rightarrow \infty} \frac{V(s, t)}{C(s)} = 1 \quad \text{Optionspreis bei } \infty\text{-kolem Aktienpreis}$$

Für spezielle C (z.B. CS) = $(S-K)^+$ ist Lösung analytisch bekannt

Für allgemeine C: (z.B. CS) = $\min\{L, (S-K)^+\}$ } $L > 0, p > 0$: keine analytische Lösung numerisch

in beiden Fällen nur Trafo $V(t, s) \leftrightarrow u(\tau, x)$

mit $\tau = \frac{T-t}{2}$ Zeitwähler & Skalierung $t \in (0, T_{\max}]$

$x = \ln\left(\frac{S}{K}\right)$ exponentielle Verzerrung $x \in (-\infty, \infty)$

und $V(t, s) = K \exp\left(\frac{1-k}{2} x - \frac{(1+k)^2}{4} \tau\right) u(x, \tau)$ $k = \frac{2r}{\sigma^2}$

dann (Verkettung): V löst BS genau dann, wenn u die Diffusionsgleichung löst

$$\partial_t u = \partial_x^2 u \quad t \in (0, T_{\max}], \quad x \in (-\infty, \infty)$$

mit den ungerade Randwerten AM, RB

vor der Diskretisierung: $x \in (-\infty, \infty) \rightsquigarrow x \in [-A, A]$ evolutives Gebiet

erfordert künstliche RB bei $x \in [-A, A]^d$

denn wahre RB bei $x \in]-\infty, \infty[$

Einfache (nicht sehr genau) Approximation: Ziele RB von $t=0$ nach $t=A$

ergibt Modellproblem

$$\left\{ \begin{array}{l} \partial_t u = \partial_x^2 u \quad (t, x) \in (0, t_{\max}] \times (-A, A) \\ u|_{t=0} = \bar{u} \quad x \in [-A, A] \\ u = g \quad (t, x) \in (0, t_{\max}] \times \{-A, A\} \end{array} \right.$$

2.2. Diskretisierung mit FDM und Liniemethode

Liniemethode: Üblicher Zugang bei zeitabhängigen Problemen

$$\partial_t u = Lu \quad \leftarrow \text{Differentialoperator (DOP)}$$

Schritt 1: diskretisiere alle Variablen außer t

koordinaten der räumlichdimensionaler Approximation

$$\partial_t u_i = L u_i$$

diskrete Approximation des DOP

System gew. DGL (z.B. Matrix wenn L linear)

Schritt 2: diskretisiere t -Variable (z.B. mit RK oder Runge-Kutta Verfahren)

Durchführung im Modell pro Raum ...

Schritt 1: "numerische" Diskretisierung

$$x_i = -A + i \cdot h \quad i \in \mathbb{Z}, \quad h = \frac{2A}{M}, \quad M \in \mathbb{N}_{>2}$$

$$\partial_x^2 u(t, x_i) = \frac{u(t, x_{i-1}) - 2u(t, x_i) + u(t, x_{i+1}))}{h^2} + \mathcal{R}_{\text{bik}}$$

$|\mathcal{R}_{\text{bik}}| \leq Ch^2$
wenn $u \in C^4$

mit $\vec{u}(t) = \begin{bmatrix} u_1(t) \\ \vdots \\ u_M(t) \end{bmatrix}$ und $u_i \approx u(t, x_i)$

ergibt sich FD-Approximation: $\begin{cases} \frac{d}{dt} \vec{u}(t) = A u(t) + b(t) \\ \vec{u}(0) = \vec{u} \end{cases}$

mit $\vec{u}_i = u(x_i)$

wobei

$$A = \frac{1}{h^2} \begin{bmatrix} -2 & +1 & & & \\ +1 & -2 & +1 & & \\ & +1 & -2 & +1 & \\ & & & \ddots & \ddots \\ & & & & +1 & -2 & +1 \\ & & & & & +1 & -2 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(M-1) \times (M-1)}$$

$$b(t) = \frac{1}{h^2} \begin{bmatrix} -g(t, -A) \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ -g(t, +A) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{M-1}$$

Schritt 2: Diskretisierung der gew. DGL

beachte: Eigenwertstruktur von A beeinflusst Wahl der Diskretisierung

1) A ist symmetrisch $\Rightarrow \sigma(A) \subset \mathbb{R}$

2) Lage der EW mit geschw. ...

$$K_i := \{z \in \mathbb{C} \mid |z - A_{ii}| \leq \sum_{j \neq i} |A_{ij}| \}$$

i-ter geschw. Kreis von A

Wir wissen: $\sigma(A) \subset \bigcup_{i=1}^N K_i =: G$

Wur

$$\begin{bmatrix} -2/\mu^2 & 1/\mu^2 & & & \\ & 1/\mu^2 & -2/\mu^2 & & \\ & & 1/\mu^2 & & \\ & & & 1/\mu^2 & \\ & & & & 1/\mu^2 \end{bmatrix} \begin{matrix} \rightarrow K_1 = \underline{B_{2/\mu^2}} \left(\frac{1}{\mu^2} \right) \\ \rightarrow K_2, \dots, K_{N-1} = \underline{B_{2/\mu^2}} \left(\frac{2}{\mu^2} \right) \\ \rightarrow K_N = K_1 \end{matrix}$$

$\leadsto G = \underline{B_{2/\mu^2}} \left(\frac{2}{\mu^2} \right)$ also $\sigma(A) \subset G \cap \mathbb{R} = \left[-1/\mu^2, 0 \right]$

Wir wissen außerdem (Argumente wie in 1.5) : Kern A = {0} also $0 \in \sigma(A)$

insgesamt $\sigma(A) \subset [-\frac{\sqrt{2}}{2}, 0]$ also A negativ definit

konkreter Eigenvektor:

$$v_i = \cos(\alpha x_i) \quad \alpha = \begin{cases} (n-1) \frac{\pi}{2n} & \text{H grade} \\ \dots & \dots \\ \frac{\pi}{2n} & \text{H ungrade} \end{cases}$$

damit $v_i := \cos(\alpha(-A)) = \cos(\alpha A) =: v_n = \cos(\frac{\text{ungrade}}{2} \pi) = 0$

also $-2v_1 + v_2 = v_0 - 2v_1 + v_2$

wird $v_{n-2} - 2v_n = v_{n-2} - 2v_{n-1} + v_n$

allgemein gilt $v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1} = \cos(\alpha x_i - \alpha h) - 2\cos(\alpha x_i) + \cos(\alpha x_i + \alpha h)$

Additionsformeln $= \cos(\alpha x_i) \cos(\alpha h) + \sin(\alpha x_i) \sin(\alpha h) - 2\cos(\alpha x_i) + \cos(\alpha x_i) \cos(\alpha h) - \sin(\alpha x_i) \sin(\alpha h)$

$= 2(\cos(\alpha h) - 1) v_i$ also $(v_1, v_{n-1})^T$ EV von A mit EW

$\lambda = \frac{2}{h^2} (\cos(\alpha h) - 1) = \frac{2}{h^2} \left(-2 \text{H ungrade} - 1 - \cos(\frac{\pi}{2}) \right) \text{H grade}$

$h = \frac{2A}{n}$

Für großes M : $\cos\left(\frac{\pi}{M}\right) \approx 1$

also $\lambda \approx -\frac{M^2}{A^2}$ sehr groß!

Stabilitätsbedingung zu Einschrittverfahren für $\frac{d\vec{u}}{dt} = A\vec{u}$:

$\Delta t \cdot \lambda \in S \leftarrow$ Stabilitätsgebiet des Verfahrens

explizites Euler-Verfahren

\mathcal{D}

notw. Stabilitätsbedingung

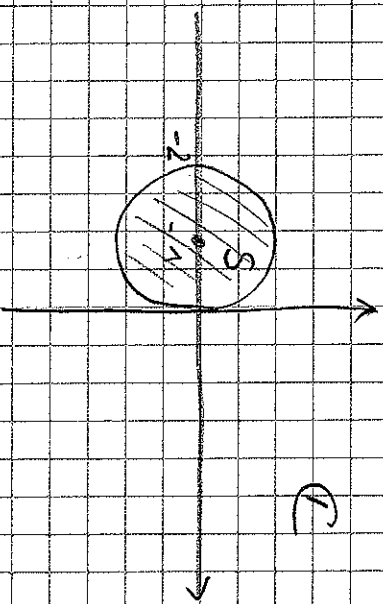
$$\Delta t \frac{M^2}{A^2} \leq 2$$

$$\text{also } \Delta t \leq \frac{Ch^2}{M^2}$$

solche Stabilitätsbedingungen gibt es für
jedes explizite Verfahren (da S kompakt)

Beachte Bedingung sehr ungünstig: Halbierung von h muss

Verfeinerung der
Densitäten quadrupelt



benutze ebenfalls implizit, A-stabil, Crank-Nicolson Verfahren ($C \subset S$)

Beispiel: Θ -Verfahren für $\ddot{u}(t) = F(t, u(t))$ $u^n \approx u(t_n)$, $t_n = n\Delta t$, $n \in \mathbb{N}_0$

$$\frac{u^{n+1} - u^n}{\Delta t} = \Theta F(t_{n+1}, u^{n+1}) + (1-\Theta) F(t_n, u^n)$$

$\Theta \in [0, 1]$: Konvergenzbedingungen

explizit wird im plötzlichen Euler-Verfahren

$\Theta = \frac{1}{2}$: Crank-Nicolson Verfahren
 $\Theta > 0$: A-stabil, implizit

Specialfall $F(t, u(t)) = Au(t) + b(t)$

$$\underbrace{(I - \Theta \Delta t A)}_B u^{n+1} = \underbrace{(I + (1-\Theta)\Delta t A)}_E u^n + \underbrace{\Delta t (\Theta b(t_{n+1}) + (1-\Theta)b(t_n))}_{d^n}$$

also
$$\begin{cases} B u^{n+1} = E u^n + d^n \\ u^0 = \bar{u} \end{cases} \quad n=0, \dots, N-1, \quad N \cdot \Delta t = T_{\max}$$

2.3 Konvergenzuntersuchung

Lässt sich

$$\begin{cases} \mathcal{B}u^{(n)} = \mathbb{F}u^n + d^n \\ u^0 = \bar{u} \end{cases}$$

überhaupt durch führen?

D.h. ist \mathcal{B} invertierbar?

$$\mathcal{B} = \mathbb{I} - \theta \Delta t A$$

$$\sigma(A) \subset \left[-\frac{1}{h^2}, 0\right)$$

$$\sigma(\theta \Delta t A) \subset \left[-\frac{\theta \Delta t}{h^2}, 0\right]$$

$$\sigma(-\theta \Delta t A) \subset \left[0, \frac{\theta \Delta t}{h^2}\right]$$

$$\sigma(\mathcal{B}) \subset \left[1, 1 + \frac{\theta \Delta t}{h^2}\right]$$

↙ wegen $\theta = 0$

also $0 \notin \sigma(\mathcal{B})$ also \mathcal{B} invertierbar

Prozis: 1 LGS pro Zeitschritt

$$\text{Theorie: } \begin{cases} u^{(n+1)} = \mathcal{B}^{-1} \mathbb{F} u^n + \mathcal{B}^{-1} d^n \\ u^0 = \bar{u} \end{cases}$$

Sei V Lösung von

$$DP \begin{cases} \partial_t V = \partial_x^2 V & \text{auf } (0, T_{\max}] \times (-A, A) \\ V|_{t=0} = \bar{u} & \text{auf } [-A, A] \\ V = g & \text{auf } (0, T_{\max}] \times \{-A, A\} \end{cases}$$

$V_n := V(t_n, x_n)$ exakte Lösung an den Gitterpunkten

Fehler: $e^n = V^n - u^n$

erfüllt

$$B e^{n+1} = B V^{n+1} - B u^{n+1} = B V^{n+1} - E u^n - d^n = E e^n + r^n$$

$$\stackrel{1}{=} B V^{n+1} - (E V^n + d^n)$$

"Rundum"

"lokaler Diskretisierungsfehler"

rekursiv:

$$e^n = B^{-1} E e^{n-1} + B^{-1} r^{n-1}$$

$$= B^{-1} E (B^{-1} E e^{n-2} + B^{-1} r^{n-2}) + B^{-1} r^{n-1}$$

$$= (B^{-1} E)^2 e^{n-2} + (B^{-1} E)^2 B^{-1} r^{n-2} + (B^{-1} E)^0 B^{-1} r^{n-1}$$

$$= \dots = (B^{-1} E)^n e^0 + \sum_{k=0}^{n-1} (B^{-1} E)^k B^{-1} r^{n-1-k}$$

↑
 Anfangsfehler
 (mit $e^0 = 0$)
 akkumulierter
 lokaler Fehler

Normabschätzung:

$$\|e^{\mathbf{B}t}\|_p \leq \underbrace{\|(\mathbf{B}^T \mathbf{E})^n\|_p}_{\text{benötigte Matrixnormabschätzung}} + \underbrace{\sum_{k=0}^{n-1} \|(\mathbf{B}^T \mathbf{E})^k \mathbf{B}^{-1}\|_p}_{\text{Matrixnormabschätzung}} \|r\|_p$$

$p = \infty$: siehe Maximumprinzip wie in Kapitel 1

$p = 2$: siehe Eigenwertinformation

Lemma 2.1: Sei $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$. Dann gilt in der Matrixnorm zur euklidischen Norm

auf \mathbb{R}^n $\|A\| = \sqrt{\rho(A^T A)}$ wobei ρ den Spektralradius bezeichnet.

Ist A symmetrisch, dann gilt sogar $\|A\| = \rho(A)$

Beweis: $A^T A$ symmetrisch $\Rightarrow \exists U \in \mathbb{R}^{n \times n}$ $U^T U = I$ \wedge $A^T A U = U \Lambda$ mit $A = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \\ & \lambda_2 \end{pmatrix}$

$$\|Ax\|_2^2 = \langle Ax, Ax \rangle = \langle A^T A x, x \rangle = \langle U \Lambda U^T x, x \rangle = \langle \Lambda U^T x, U^T x \rangle$$

$$= \sum_{i=1}^n \lambda_i (U^T x)_i^2 \leq \rho(A^T A) \|U^T x\|_2^2 = \rho(A^T A) \|x\|_2^2 \quad \text{also } \|A\| \leq \sqrt{\rho(A^T A)}$$

Ist x EV von $A^T A$ zum EW $\lambda_{\max} = \rho(A^T A)$, dann

$$\|Ax\|_2^2 = \langle A^T A x, x \rangle = \lambda_{\max} \|x\|_2^2 \quad \text{also } \|A\| \geq \sqrt{\rho(A^T A)}$$

Beweis $A = A^T$ dann $\|A\| = \sqrt{\rho(A^T A)} = \sqrt{\rho(A^2)} = \sqrt{\rho(A)^2} = \rho(A)$ ▣

Lemma 2.2

Sei A wie in Abschnitt 2.2 konstruiert und sei $\| \cdot \|$ die Matrixnorm zu 1.1.2.

Dann gilt für $B = I - \Delta t A$ dass $\|B^{-1}\| \leq 1$

Ist entweder $\Delta t \geq \frac{1}{2}$ oder $\Delta t < \frac{1}{2}$ und $\Delta t \leq \frac{1}{2-4\theta} h^2$ dann gilt $\|B^{-1}\| \leq 1$ wobei $E = I + \Delta t(1-\theta)A$.

Beweis: Wir wissen A ist symmetrisch und $\sigma(A) \in [-\frac{4\Delta t}{h^2}, 0)$

dann B symmetrisch und $\sigma(B) \in [1, 1 + \alpha\theta]$ $\alpha := \frac{4\Delta t}{h^2}$

also $\sigma(B^{-1}) \in [\frac{1}{1+\alpha\theta}, 1]$ also $\|B^{-1}\| \leq 1$

auch E symmetrisch und

$$\Theta E = \Theta I + (1-\Theta)\Delta t \Theta A = \underbrace{\Theta I + (1-\Theta)I}_{\underbrace{\quad}_{B}} - (1-\Theta)(I - \Delta t \Theta A)$$

also für $\Theta \neq 0$ $E = \frac{1}{\Theta} I - \frac{1-\Theta}{\Theta} B$

d.h. $B^{-1}E = \frac{1}{\Theta} B^{-1}I - \frac{1-\Theta}{\Theta} I$

d.h. $\sigma(B^{-1}E) = \left[\frac{1}{\Theta} \frac{1}{1+\alpha\theta}, \frac{1-\Theta}{\Theta}, \frac{1}{\Theta} - \frac{1-\Theta}{\Theta} \right] = \left[1 - \frac{\alpha}{1+\alpha\theta}, 1 \right]$

Es ist $1 - \frac{\alpha}{1+\alpha\theta} \geq -1 \Leftrightarrow \frac{\alpha}{1+\alpha\theta} \leq 2 \Leftrightarrow \alpha \leq 2 + 2\alpha\theta \Leftrightarrow \alpha \left(\frac{1}{2} - \theta\right) \leq 1$

$\Leftrightarrow \Delta t \geq \frac{1}{2}$ oder $\Delta t < \frac{1}{2}$ $\wedge \alpha \leq \frac{1}{\frac{1}{2} - \theta}$

d.h. nach Voraussetzung $\sigma(B^{-1}E) \subset [-1, 1]$ also $\|B^{-1}E\| \leq 1$ \square

Für die Row-Für-Norm $\|Z\|_{\infty, 2} = \max_{0 \leq n \leq N} \|Z^n\|_2$ folgt dann

Lemma 2.3 Sei u_n die Lösung des diskreten Problems und v_n die exakte Lösung von DP an dem Punkt n mit Randwert $T^n = BV^{n+1} - (EV^n + d^n)$.

Dann gilt für den Fehler $e = v - u$

$$\|e\|_{\infty, 2} \leq \|e^0\|_2 + N \|T\|_{\infty, 2}' \quad \text{mit} \quad \|T\|_{\infty, 2}' = \max_{0 \leq n \leq N-1} \|T^n\|_2$$

Beweis: Wir wissen $e^n = (B^{-1}E)^n e^0 + \sum_{k=0}^{n-1} (B^{-1}E)^k B^{-1} r^{n-1-k}$

$$\text{also} \quad \|e^n\| \leq \|(B^{-1}E)^n\| \|e^0\| + \sum_{k=0}^{n-1} \|(B^{-1}E)^k\| \|B^{-1}r\| \|T\|_{\infty, 2}'$$

wegen $\|D^m\| \leq \|D\|^m$ und Lemma 2.2 folgt \square

Definition 2.4. Sei $\Omega = [0, T_{\max}] \times [-A, A]$ und $V: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$. Sind die partiellen Ableitungen $\partial_x^k \partial_t^l V$ stetig für $0 \leq k \leq L \in \mathbb{N}_0$ und $0 \leq l \leq K \in \mathbb{N}_0$, dann sagen wir $V \in C^{K,L}(\Omega)$.

Lemma 2.5. Sei $V \in C^{3,4}([0, T_{\max}] \times [-A, A])$. Die Lösung von DP wird $\Theta = \frac{1}{2}$. Dann gilt für das Konduktum $\|r\|_{\infty, 2} \leq \Delta t C (L^2 + \Delta t^2)$.

Beweis:

$$r^n = B V^{n+1} - (E V^n - d^n)$$

$$= \Delta t \left(\frac{V^{n+1} - V^n}{\Delta t} - (\Theta (A V^{n+1} + B V^n)) + (1 - \Theta) (A V^n + B V^n) \right)$$

Satz von Taylor $\left\| \frac{V^{n+1} - V^n}{\Delta t} - (\Theta (A V^n + B V^n) + \frac{1}{2} \Delta t (A^2 V^n)) \right\|_{\infty} \leq C \Delta t^2$

es ist $(A V^n + B V^n)_i = (A_i V^n)_i := \frac{V_{i-1}^n - 2V_i^n + V_{i+1}^n}{h^2}$ enthält $\overset{A}{\leq}$ Schranke von $\partial_x^2 V$

$i = 1, \dots, N-1$

wird $\|(\Delta_h V)^n - (\partial_x^2 V)_i^n\| \leq C h^2$

\hookrightarrow enthält Schranke von $\partial_x^2 V$

$$\|A v^{n+1} + b^{n+1} - ((\Delta_n v)^n + \Delta t \Delta_n \partial_t v)^n\| \leq C \Delta t^2$$

← entwickelt Skramke von $\partial_t^2 v$

$$\|r^n\| \leq \Delta t \left\| (\partial_t v)^n + \frac{1}{2} \Delta t (\partial_x^2 v)^n - (\Delta_n v)^n - \Theta \Delta t \Delta_n (\partial_t v)^n \right\| + \Delta t C \Delta t^2$$

$$\leq \Delta t \left\| \underbrace{(\partial_t v)^n - (\partial_x^2 v)^n}_{=0} + \Delta t \left(\frac{1}{2} (\partial_t^2 v)^n - \Theta (\partial_x^2 \partial_t v)^n \right) \right\| + \Delta t C (\Delta t^2 + h^2)$$

(*) = 0 wenn $\Theta = \frac{1}{2}$

Für $\Theta \neq \frac{1}{2}$ fürort (*) nicht weg. es genügt t-Entwicklung bis Ordnung 2

Satz 2.6 Sei $\Omega =]0, T_{\max}[\times]-A, A[$ und $v \in C^{3,4}(S_2)$ für $\Theta = \frac{1}{2}$ bzw $v \in C^{2,4}(S_2)$

für $\Theta \neq \frac{1}{2}$ die exakte Lösung von DP. Ist u die diskrete Lösung, dann gibt es $C > 0$, so dass

$$\|v - u\|_{q,2} \leq C (\Delta t^r + h^2)$$

mit $r = 1$ für $\Theta \neq \frac{1}{2}$ und $r = 2$ für $\Theta = \frac{1}{2}$

Beweis: Kombiniere Lemma 2.5 bzw Modifikation für $\Theta \neq \frac{1}{2}$ mit Lemma 2.3