

Kolloquium

Die geometrische brownische Bewegung und Anwendungen

Ablauf

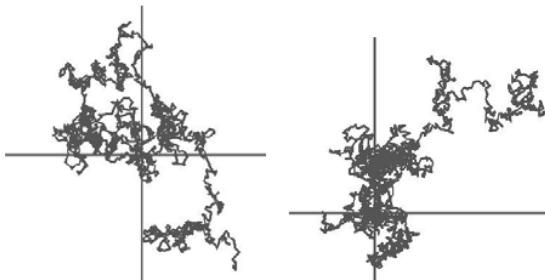
- Presentation der Inhalte der Bachelorarbeit
 - Grundlagen zu Stochastischen Prozessen und der brownischen Bewegung
 - Herleitung der geometrischen brownischen Bewegung aus dem Binomialmodell
 - Modellierung von Finanzzeitreihen mit der geometrischen brownischen Bewegung
 - Bewertung von Aktienoptionen mit Black Scholes
 - Weiterführende Themen: Stochastische Differentialgleichungen und das CEV-Modell
- Diskussion

Stochastische Prozesse

- Folgen bzw. Familien von Zufallsvariablen

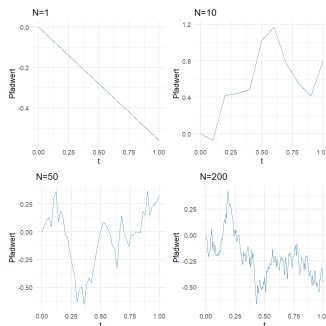
$$X_t, \quad t \in \mathbb{N} \quad \text{bzw.} \quad t \in \mathbb{R}_{\geq 0}$$

- Zeitdiskrete Prozesse: Wiederholter Münzwurf, Zufallsspaziergang
- Zeitstetige Prozesse: brownische Bewegung



Die diskrete brownische Bewegung

- Konstruktion durch aufsummierte unabhängige Normalvariablen
- Skaliertes Interpolationsverfahren (N-ter Ordnung) (\rightarrow Varianz $\rightarrow t$)
- Martingal-Eigenschaft und Varianzwachstum linear in der Zeit



Die brownische Bewegung

- Klassische Axiome

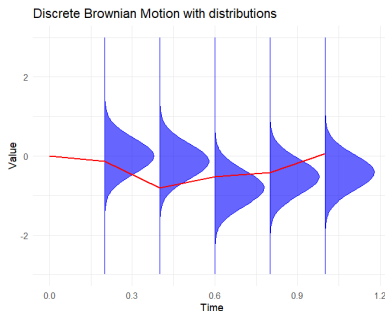
1. $W_0 = 0$ (fast-sicher)
2. Die Pfade $t \mapsto W_t$ sind (fast-sicher) stetig
3. Für Zeitpunkte $0 \leq t_0 < t_1 \dots$ sind die Zuwächse $W_{t_1} - W_{t_0}$ unabhängig
4. Die Zuwächse sind normalverteilt mit
 $W_{t_1} - W_{t_0} \sim N(0, t_1 - t_0)$

Die brownische Bewegung

- Klassische Axiome
 1. $W_0 = 0$ (fast-sicher)
 2. Die Pfade $t \mapsto W_t$ sind (fast-sicher) stetig
 3. Für Zeitpunkte $0 \leq t_0 < t_1 \dots$ sind die Zuwächse $W_{t_1} - W_{t_0}$ unabhängig
 4. Die Zuwächse sind normalverteilt mit $W_{t_1} - W_{t_0} \sim N(0, t_1 - t_0)$
- brownische Bewegung als Grenzwert
 - Diskrete brownische Bewegung und dann $N \rightarrow \infty$
 - Um die Axiome Nachzuweisen: Satz von Donsker
 - In der Arbeit: Existenz der endlich-dimensionalen Verteilungen (Cramér-Wold) und (eigener) Nachweis der Stetigkeit

Kovarianzstruktur der brownischen Bewegung

- Kovarianz: $\text{Cov}(W_s, W_t) = \min(s, t)$



Eigenschaften der brownischen Bewegung

- Martingal-Eigenschaft
- stationäre, unabhängige Inkremente, Normalverteilung
- Pfade zwar nicht differenzierbar, aber stetig
- Somit eignet sich die brownische Bewegung zur Modellierung von Rauschen

Diskretes Modell

- Multiplikatives Modell: $S_{k+1} = S_k(1 + X_{k+1})$
- Annahme: $X_{k+1} = \mu\Delta t + \sigma\sqrt{\Delta t}\varepsilon_{k+1}$
- Dies kann man als diskrete stochastische Differenzengleichung (SDE) interpretieren.
- Genauer: Euler–Maruyama-Approximation der SDE

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$$

Geschlossene Formel

- Geschlossene Lösung der SDE / Grenzwert der diskreten Übergangsvariablen
- $S_T = S_0 \exp\left((\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)T + \sigma W_T\right)$
- S_T ist log-normalverteilt

Beweisskizze

- Logarithmierung: $\log S_n = \log S_0 + \sum \log(1 + X_j)$
- Taylor-Entwicklung bis 2. Ordnung, danach

$$\begin{aligned}
 \log S_n &\approx \log S_0 + \sum_{j=1}^n \left(\underbrace{\mu \Delta t + \sigma \sqrt{\Delta t} \varepsilon_j}_{X_j} - \underbrace{\frac{1}{2} \sigma^2 \Delta t \varepsilon_j^2}_{-\frac{1}{2} X_j^2} \right) \\
 &= \log S_0 + \mu T + \underbrace{\sigma \sqrt{\Delta t} \sum_{j=1}^n \varepsilon_j}_{\substack{[\text{ZGWS}] \rightarrow \sigma W_T}} - \underbrace{\frac{1}{2} \sigma^2 \sum_{j=1}^n \Delta t \varepsilon_j^2}_{\substack{[\text{GGZ}] \rightarrow \frac{1}{2} \sigma^2 T}}
 \end{aligned}$$

- Letztlich $\log S_T \stackrel{d}{=} \log S_0 + \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2\right) T + \sigma W_T$



Fazit und Eigenschaften

- Positivität: $S_t > 0$ fast sicher
- fast sicher stetige Pfade
- Log-Normalverteilt mit $\log S_t \sim N(\log S_0 + \mu - \frac{1}{2}\sigma^2, \sigma^2)$

Kalibrierung

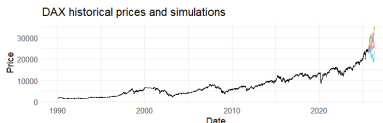
- Schätzung von μ, σ über Log>Returns
 - Daten sind zu einem festen Δt gegeben
 - Aus $\log S_{t+\Delta t} | \log S_t \sim N(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2, \sqrt{\Delta t}\sigma^2)$ folgt der Schätzer
 - $\sigma^2 = s(\Delta \log S_t)$ und $\mu = m(\Delta \log S_t)$ wobei s die empirische Varianz und m das Mittel ist

Kalibrierung

- Schätzung von μ, σ über Log>Returns
 - Daten sind zu einem festen Δt gegeben
 - Aus $\log S_{t+\Delta t} | \log S_t \sim N(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2, \sqrt{\Delta t}\sigma^2)$ folgt der Schätzer
 - $\sigma^2 = s(\Delta \log S_t)$ und $\mu = m(\Delta \log S_t)$ wobei s die empirische Varianz und m das Mittel ist
- Konfidenzintervalle und Unsicherheitsschätzung (Bootstrap)
 - Die Daten sind ggf. unrein
 - Schätze μ und σ wiederholt auf einer Teilmenge der Daten schätzt
 - Ein Konfidenzband ergibt probabilistische Schätzung von μ und σ

Simulation

- Exakte Pfadsimulation für GBM mit der geschlossenen Formel und der diskreten brownsche Bewegung
- Anwendung z. B. Monte-Carlo-Simulation für Optionspreise
- Numerik: Euler–Maruyama für verallgemeinerte Modelle (CEV etc.)

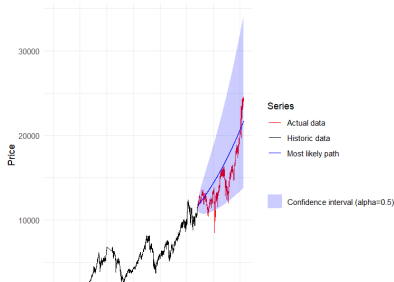


Backtests

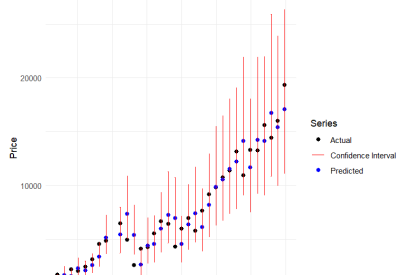
- Validierung eines Modells anhand historischer Daten
- Metriken zur Bewertung

Hitratio	MSE
% im Konfidenzintervall	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$
NRMSE	MAPE
$\frac{\sqrt{\text{MSE}}}{y_{\max} - y_{\min}}$	$\frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right $

Split Backtest: GBM Forecast vs Actual DAX



Sequential Backtest: GBM Forecast Vs Actual DAX



Optionen

- Eine europäische Call Option gibt dem Käufer das Recht, aber nicht die Pflicht, eine Aktie am Zeitpunkt T zum Ausübungspreis K zu kaufen.
- Put Option: Recht auf Verkauf (an den Anbieter der Option)
 - Beispiel: Absicherung von Getreide-Ernte
- Auszahlungsfunktion $\max(S_T - K, 0)$ (Call), $\max(K - S_T, 0)$ (Put)
- Amerikanische Optionen: jederzeit Einlösbar
- Es gibt viele weitere Optionstypen mit anderen Auszahlungen

Bewertung von Optionen

- Naiver Ansatz: Erwartungswert der Ausübungsfunktion unter einem Aktienkursmodell wie der GBM

Bewertung von Optionen

- Naiver Ansatz: Erwartungswert der Ausübungsfunktion unter einem Aktienkursmodell wie der GBM
- Was ist mehr Wert? 100€ jetzt oder 100€ in einem Jahr?

Bewertung von Optionen

- Naiver Ansatz: Erwartungswert der Ausübungsfunktion unter einem Aktienkursmodell wie der GBM
- Was ist mehr Wert? 100€ jetzt oder 100€ in einem Jahr?
- 100€ jetzt, denn man könnte das Geld anlegen, und 2% Zinsen erhalten
- Modellerweiterung: Bank bietet risikofreien Zinssatz r

Bewertung von Optionen

- Naiver Ansatz: Erwartungswert der Ausübungsfunktion unter einem Aktienkursmodell wie der GBM
- Was ist mehr Wert? 100€ jetzt oder 100€ in einem Jahr?
- 100€ jetzt, denn man könnte das Geld anlegen, und 2% Zinsen erhalten
- Modellerweiterung: Bank bietet risikofreien Zinssatz r
- Arbitrage-Prinzip: Der Trend der Aktie muss beim Preis der Option beachtet werden

Herleitung des Black-Scholes Modells

1. Diskretes Modell: Binomialmodell
2. Options-Bewertung Binomialmodell
3. Black-Scholes als Limes $N \rightarrow \infty$

Diskretes Modell: Binomialmodell

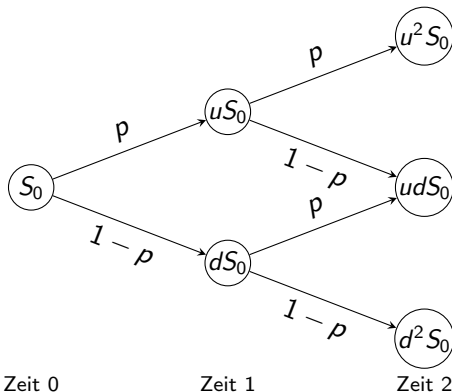
$$S_{t+1} = \begin{cases} d \cdot S_t, & \text{mit Wahrscheinlichkeit } p \\ u \cdot S_t, & \text{mit Wahrscheinlichkeit } 1 - p \end{cases}$$

Parameter:

Aufstieg $u > 1$

Abstieg $0 < d < 1$

Wkt. $p \in (0, 1)$



Bewertung von Optionen

- Unter Beachtung des risikofreien Zinssatzes wird der Kurs diskontiert: $\tilde{S}_t = e^{-rt} S_t$

Bewertung von Optionen

- Unter Beachtung des risikofreien Zinssatzes wird der Kurs diskontiert: $\tilde{S}_t = e^{-rt} S_t$
- Arbitrage-Prinzip: Der Preis der Option muss unabhängig vom Trend der Aktie sein
- Mathematisch Formuliert: Martingal-Eigenschaft: für $s < t$ gilt

$$E(e^{-rt} S_t | S_s = v) = e^{-rs} v$$

Bewertung von Optionen

- Unter Beachtung des risikofreien Zinssatzes wird der Kurs diskontiert: $\tilde{S}_t = e^{-rt} S_t$
- Arbitrage-Prinzip: Der Preis der Option muss unabhängig vom Trend der Aktie sein
- Mathematisch Formuliert: Martingal-Eigenschaft: für $s < t$ gilt

$$E(e^{-rt} S_t | S_s = v) = e^{-rs} v$$

- Man konstruiert das risikoneutrale Maß Q , um die Martingaleigenschaft des diskontierten Kurses zu garantieren, und nutzt dieses zur Bewertung der Option

Beispiel: risikoneutrale ein-Schritt-Wahrscheinlichkeit

Frage: wie muss p aussehen, damit $e^{-rt}S_t$ im Binomialmodell ein Martingal ist? Diese Wahrscheinlichkeit wird im folgenden q genannt.

$$\begin{aligned} E(e^{-r(n+1)\Delta t} S_{n+1} \mid S_n = v) &= e^{-rn\Delta t} v \\ \iff E(e^{-r\Delta t} S_{n+1} \mid S_n = v) &= v. \end{aligned}$$

Setzt man die möglichen Werte für S_{n+1} ein ($S_{n+1} = uS_n$ mit Wahrscheinlichkeit q , $S_{n+1} = dS_n$ mit Wahrscheinlichkeit $1 - q$) folgt

$$e^{-r\Delta t} (quS_n + (1 - q)dS_n) = v.$$

$$e^{-r\Delta t} (qu + (1 - q)d) = 1$$

$$q = \frac{e^{r\Delta t} - d}{u - d}$$



Bewertung von Optionen im Binomialmodell

- Zum Zeitpunkt N der Auszahlung ist der Wert der Option genau die Auszahlungsfunktion, z. B. $\max(S_T - K, 0)$
- Zum Zeitpunkt $N - 1$ und davor durch Rückwärtsinduktion gilt mit der risikoneutralen Wahrscheinlichkeit q

$$\begin{aligned} C_{n-1} &= E_Q(e^{-r\Delta t} C_n \mid S_{n-1}) \\ &= e^{-r\Delta t} (q C_n^{\text{up}} + (1 - q) C_n^{\text{down}}) \end{aligned}$$

Das Black-Scholes Modell

- Modellannahmen: GBM, konstante r, σ , keine Transaktionskosten
- Die diskrete Zeit im Binomialmodell wird stetig durch den Limes $N \rightarrow \infty$
- In der Arbeit wird gezeigt, dass S_t unter Q wieder eine GBM ist. Damit kann man Aktien direkt durch Simulation bewerten (Monte-Carlo-Verfahren)
- Für europäische Optionen gilt darüber hinaus die explizite Formel

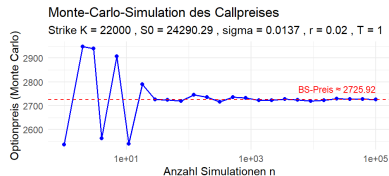
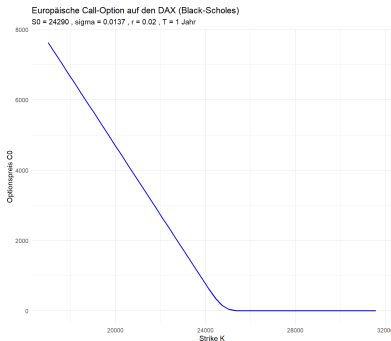
$$C_0^{\text{BS}} = S_0 \Phi(d_1) - K e^{-rT} \Phi(d_2)$$

mit

$$d_1 = \frac{\ln(S_0/K) + (r + \frac{1}{2}\sigma^2)T}{\sigma\sqrt{T}}, \quad d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T}.$$

Beispiele

- Numerische Bewertung vs. geschlossene Formel: Vergleich für DAX-Calls
- Monte-Carlo- vs. Black-Scholes-Ergebnisvergleiche



CEV-Modell

- Alternative zur GBM
- Stochastische Differentialgleichung:

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t^\beta dW_t$$

- Diskretisierung:

$$\Delta S_i \approx \mu S_{t_i} \Delta t + \sigma S_{t_i}^\beta \sqrt{\Delta t} \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, 1), \quad \Delta S_i := S_{t_{i+1}} - S_{t_i}$$

- Übergangswahrscheinlichkeit:

$$\Delta S_i \mid S_{t_i} \sim \mathcal{N} \left(\mu S_{t_i} \Delta t, \sigma^2 S_{t_i}^{2\beta} \Delta t \right)$$

Kalibrierung des CEV-Modell

- Übergangswahrscheinlichkeit:

$$\Delta S_i \mid S_{t_i} \sim \mathcal{N} \left(\mu S_{t_i} \Delta t, \sigma^2 S_{t_i}^{2\beta} \Delta t \right)$$

- Dichte:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi v}} \exp \left(-\frac{(x - m)^2}{2v} \right), \quad m = \mu S_{t_i}, v = \sigma^2 S_{t_i}^{2\beta}$$

- MLE-Schätzer: Betrachte alle Realisierungen der Zeitreihe, und maximiere die Dichte in Abhängigkeit der Parameter

$$L(\mu, \sigma, \beta) = \prod_{i=0}^{n-1} p(\Delta S_i \mid S_{t_i})$$

- Dies wurde in der Arbeit implementiert und mit der GBM verglichen

Schlusswort

Vielen Dank für Ihre
Aufmerksamkeit