

SEMINARARBEIT

Kurs: 040774 PR

Sebastian Knigge, BSc BSc
Universität Wien

Betreuer

Dipl.-Ing. Martin Glanzer
Department of Statistics and Operations Research
Universität Wien

22. April 2019

Inhaltsverzeichnis

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Theoretische Grundlagen und Hintergründe | 3 |
| 1.1 | Optionen und ihre Bewertung | 3 |
| 1.2 | Illustratives Beispiel | 5 |
| 2 | Anwendung | 10 |
| 2.1 | Simulation via Black-Scholes | 10 |
| 2.2 | Anwendung von LSM auf simulierte Preise | 12 |

Abkürzungsverzeichnis

| | |
|---------------|---------------------------|
| D.h. | das heißt |
| LSM | Least Squares Monte Carlo |
| bspw. | beispielsweise |
| m.a.W. | mit anderen Worten |
| s. | siehe |
| sog. | sogenannt/e/s |
| vgl. | vergleiche |
| ZP | Zeitpunkt |

1 Theoretische Grundlagen und Hintergründe

1.1 Optionen und ihre Bewertung

Diese Arbeit behandelt die Bewertung von Optionen - im Speziellen amerikanischen Put Optionen. Dem Leser soll aber zunächst ein Überblick über die verschiedenen Arten von Optionen und deren Wesen verschafft werden.

Hans Becker beschreibt in „Investitionen und Finanzierung“ Optionen als „bedingte Termingeschäfte“ (Becker, 2012, S.313) weil eine Option im Gegensatz zu einem Forward oder Future für den Käufer des Finanztitels nur ein Recht, aber keine Pflicht auf Ausübung des Geschäftes einräumt. Ein Käufer hält eine Position in der *long position* ein Verkäufer in der *short position*. Klarerweise ist - je nach dem um welche Partei es sich handelt - die Auszahlung der Option unterschiedlich.

Weiters gibt es zwei Grundtypen von Optionen. Kaufoptionen, sog. *calls* und Verkaufsoptionen, sog. *puts*. Weitere wichtige Begriffe im Zusammenhang mit Optionen sind der Basiswert oder das „underlying“, also der zugrundeliegende Stock (Aktie), im Falle einer Aktienoption, und der Basispreis oder auch *strike price*. Für eine „europäische“ Verkaufsoption bspw. hat der Käufer das Recht das underlying zu einem festgelegten Zeitpunkt (sog. *maturity*) und zu einem festgelegten Preis zu verkaufen, für den Verkäufer, der die Option in short position hält, besteht die Pflicht das Basisprodukt zu diesem Zeitpunkt zu kaufen, falls die Option vom Käufer ausgeführt wird.

Es gibt eine weitere Unterscheidung von Optionen hinsichtlich des Ausübungszeitpunktes. Man unterscheidet in „europäische“ und „amerikanische“ Optionen. Europäische Optionen dürfen ausschließlich zum *expiration date* ausgeübt werden, wohingegen amerikanische Optionen zu jedem Zeitpunkt bis zum *expiration date* ausgeübt werden können (vgl. Hull (2011), S.7).

Für eine amerikanische put Option kann im Ausübungszeitpunkt, der vorher freilich nicht bekannt ist, die Auszahlung wie im folgenden Plot gezeichnet werden (s. Abbildung 1.1).

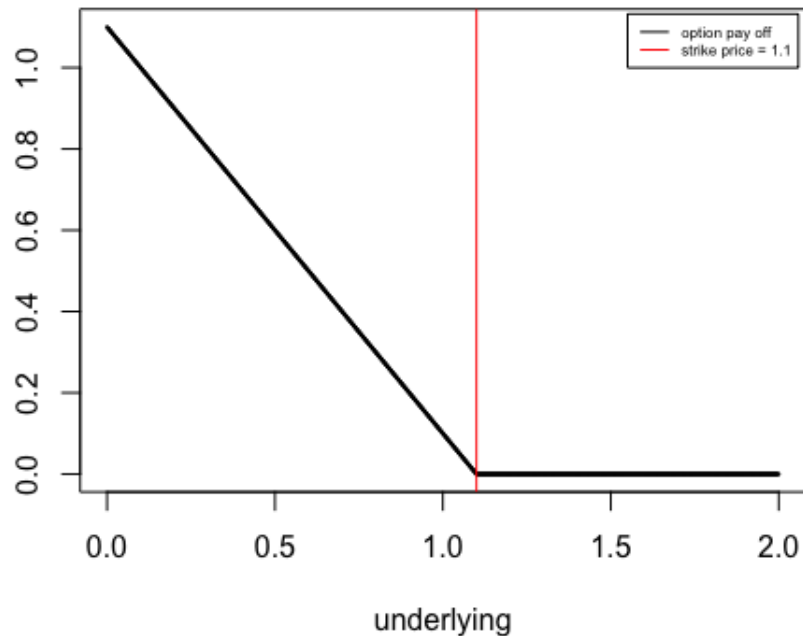


Abbildung 1: Auszahlung einer Put Option mit strike 1.1

Für eine europäische Option, bei welcher der Ausübungszeitpunkt bekannt ist, ist die Bewertung der Option im Black-Scholes Modell in geschlossener Form möglich. Diese ist in Hull (2011) auf S.313 zu finden. Weiters führt Hull auch eine Skizze zur Herleitung an.

Die Schwierigkeit bei der Bewertung amerikanischer Optionen besteht darin, dass der Ausübungszeitpunkt nicht bekannt ist. Der Käufer der Option muss also zu jedem Zeitpunkt abwägen, ob die Option ausgeübt werden soll, oder ob die Alternative d.h. die Beibehaltung der Option und eine spätere Ausübung sinnvoller ist. Der Longstaff Schwartz Algorithmus besteht im Wesentlichen aus zwei Teilen. Zum einen, der grundlegenden Simulation von einer ausreichenden Zahl an Preis Trajektorien des *underlying* über die Zeit. Und dem Algorithmus selbst wobei iterativ zu jedem Zeitpunkt der Auszahlungsbetrag bei Ausübung und der Erwartungswert bei Beibehaltung verglichen wird. Dieser Erwartungswert berechnet sich durch Schätzen eines linearen Modells der *stock prices* auf die ex-post Auszahlungen mittels kleinste Quadrate Methode. Davon ist auch der Name Least Squares Monte Carlo (LSM) des Algorithmus abgeleitet.¹

¹vgl. (Longstaff and Schwartz, 2001, S.114)

1.2 Illustratives Beispiel

Folgendes Beispiel soll helfen den Least Squares Monte Carlo (LSM) Algorithmus zu veranschaulichen.

Um die Bewertung amerikanischer Optionen zu veranschaulichen, ist es sinnvoll, zunächst sog. „Bermuda Optionen“ zu betrachten. Dieser Typ von Optionen, lässt eine Ausübung am Laufzeitende, wie bei der europäischen Option zu, als auch an festgelegten Ausübungszeitpunkten über die Laufzeit hinweg (z.B. zum Monatsende oder Jahresende). Weil dieser Optionstyp sowohl Charakteristika einer europäischen Option als auch einer amerikanischen Option hinsichtlich der Ausübung vereint, nennt man sie auch „Bermuda-Optionen“. ²³

Der aktuelle Preis sei normiert und liegt bei 1. Der Strike Preis (i.e. Ausübungspreis der Option) bei $K = 1.1$. Man gehe weiters davon aus, dass die Option jährlich ausgeübt werden kann und eine Laufzeit von 4 Jahren hat.

Im ersten Schritt werden sog. Pfade simuliert. Hierbei handelt es sich um den Preis des Underlyings. Die Anzahl der Pfade ist dabei beliebig.⁴ Um das Beispiel übersichtlich zu gestalten, werden wir hier nur 10 Pfade simulieren. Jeder Pfad (notiert als Vektor mit 5 Elementen), besteht aus dem konstanten Startpreis (zum ZP $t = 0$) und 4 simulierten Preisen.

Tabelle 1 zeigt die Matrix der Simulationen des Underlyings. Ein Plot der Pfade findet sich in Abbildung 1.2.

Tabelle 1: Simulationsmatrix

| | t0 | t1 | t2 | t3 | t4 |
|----|----|-------|-------|-------|-------|
| 1 | 1 | 0.832 | 1.199 | 0.879 | 1.007 |
| 2 | 1 | 0.931 | 1.039 | 0.973 | 0.885 |
| 3 | 1 | 1.091 | 1.588 | 1.280 | 1.549 |
| 4 | 1 | 1.021 | 1.054 | 0.836 | 1.099 |
| 5 | 1 | 1.039 | 0.872 | 0.685 | 0.931 |
| 6 | 1 | 1.515 | 2.051 | 1.545 | 1.751 |
| 7 | 1 | 1.138 | 1.288 | 1.539 | 1.705 |
| 8 | 1 | 0.620 | 0.030 | 0.077 | 0.058 |
| 9 | 1 | 0.794 | 1.004 | 0.663 | 0.571 |
| 10 | 1 | 0.866 | 0.724 | 1.101 | 0.986 |

²Bermuda bezieht sich auf die geographische Lage der Bermuda Inseln zwischen Amerika und Europa

³vgl. Fries (2007)

⁴Wie bei Monte-Carlo simulationen üblich, bestimmt allerdings die Zahl der Simulationen die Robustheit der Schätzung

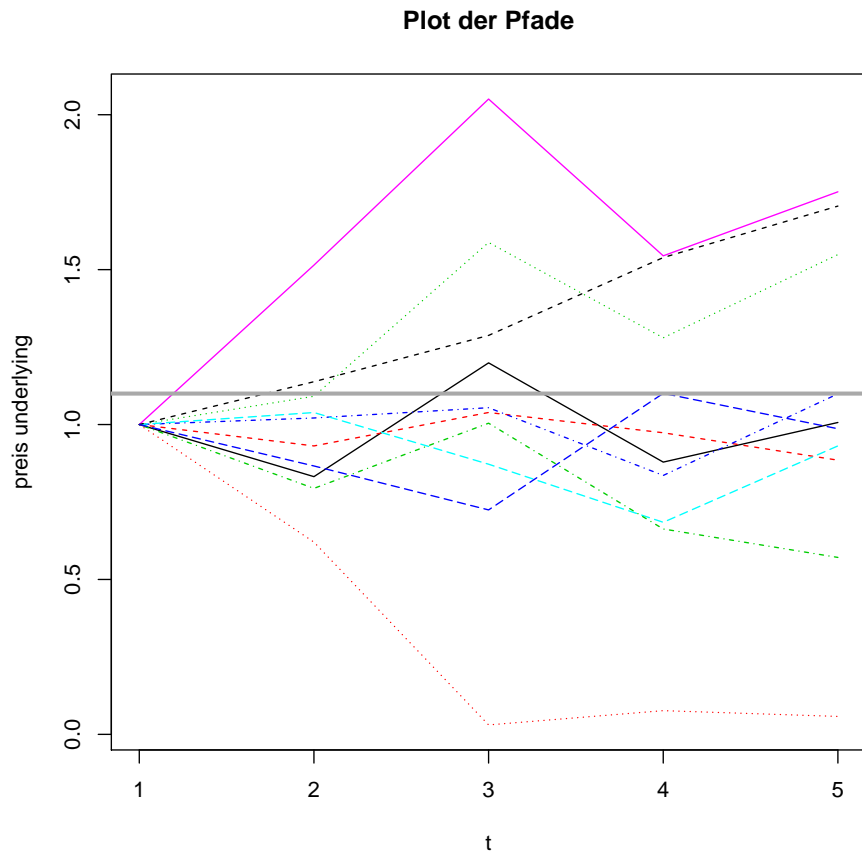


Abbildung 2: Plot der simulierten 10 Pfade; Strikepreis in grau eingezeichnet

LSM ist ein rekursiver Algorithmus (Longstaff and Schwartz, 2001, S.116). D.h. wir beginnen die Iterationen mit dem Laufzeitende (hier $t=4$). Die Auszahlung am Laufzeitende für eine Put Option berechnet sich mit $A_T = \max(K - x_T, 0)$ (allgemein $A_t = \max(K - x_t, 0)$, wobei x_t der Preis des Underlyings mit $t \in \{1, \dots, T\}$).

Tabelle 2: Auszahlungsmatrix zum Zeitpunkt t=4

| | t0 | t1 | t2 | t3 | t4 |
|----|----|----|----|----|-------|
| 1 | | | | | 0.093 |
| 2 | | | | | 0.215 |
| 3 | | | | | 0 |
| 4 | | | | | 0.001 |
| 5 | | | | | 0.169 |
| 6 | | | | | 0 |
| 7 | | | | | 0 |
| 8 | | | | | 1.042 |
| 9 | | | | | 0.529 |
| 10 | | | | | 0.114 |

Nun gilt es die erwarteten Auszahlungen der Option in $t = 4$ zu schätzen, ausgehend von den simulierten Preisen des Underlyings zum Zeitpunkt $t = 3$. Um den Zeitwert der Auszahlungen zu berücksichtigen, wird um eine Periode abgezinst. I.e. die auf den Zeitpunkt t um eine Periode abgezinste Auszahlung $A_t(-1)$ bei einem Zinssatz r berechnet sich aus der Auszahlung A_t wie folgt:

$$A_t(-1) = A_t * \exp(-r)$$

Um den Erwartungswert in Abhängigkeit vom simulierten Underlying zu schätzen, verwenden wir das folgende lineare Modell:

$$y_i = x_i * \beta_1 + x_i^2 * \beta_2 + u_i$$

wobei y_i $A_t(-1)$ des jeweiligen Pfades $i = 1, \dots, 10$ und x_i der Preis des undelyings x_t des jeweiligen Pfades. Für den ersten Regressionsschritt ist $t = 3$ in unserem Beispiel.

In der Tabelle 3 sind die Daten für die Regression zusammengefasst. Es werden nur die Pfade verwendet, bei denen die Option in $t = 3$ ausgeübt würde, also bei denen es in $t = 3$ einen Cash Flow gibt (m.a.W. in the money).

Tabelle 3: Datenmatrix zur Regression im ZP t=3

| | Y | X |
|---|-------|-------|
| 1 | 0.088 | 0.221 |
| 2 | 0.203 | 0.127 |
| 4 | 0.001 | 0.264 |
| 5 | 0.159 | 0.415 |
| 8 | 0.981 | 1.023 |
| 9 | 0.498 | 0.437 |

Wir betrachten nun also die Werte des Schätzers $\hat{y}_i = x_i * \hat{\beta}_1 + x_i^2 * \hat{\beta}_2$ und vergleichen diese mit den Werten, wenn wir die Option in $t = 3$ ausüben würden.

Tabelle 4: Vergleiche Ausueben vs. Beibehalten im ZP t=3

| | beibehalten | ausueben |
|---|-------------|----------|
| 1 | 0.121 | 0.221 |
| 2 | 0.023 | 0.127 |
| 4 | 0.166 | 0.264 |
| 5 | 0.322 | 0.415 |
| 8 | 0.953 | 1.023 |
| 9 | 0.345 | 0.437 |

Beim Vergleich der Werte in Tabelle 4 sollte jeweils in t=3 ausgeübt werden, wenn Ausüben > Beibehalten und umgekehrt. Es fällt auf, dass zu t=3 in allen Pfaden, die *in the money* sind (also 1,2,4,5,8 und 9) ausgeübt werden soll. An diesen Pfaden übernehmen wir den Wert in die Auszahlungsmatrix und setzen den Wert in t=4 auf null, weil die amerikanische Option nur einmal ausgeübt werden kann.

Tabelle 5: Auszahlungsmatrix zum Zeitpunkt t=3

| | t0 | t1 | t2 | t3 | t4 |
|----|----|----|----|-------|-------|
| 1 | | | | 0.221 | 0 |
| 2 | | | | 0.127 | 0 |
| 3 | | | | 0 | 0 |
| 4 | | | | 0.264 | 0 |
| 5 | | | | 0.415 | 0 |
| 6 | | | | 0 | 0 |
| 7 | | | | 0 | 0 |
| 8 | | | | 1.023 | 0 |
| 9 | | | | 0.437 | 0 |
| 10 | | | | 0 | 0.114 |

Nun modellieren wir eine lineare Regression wie oben mit den Preisen des *underlying* zu $t = 2$ als X. Y sei der vorausgegangene Wert der Option bei Ausübung, abgezinst auf den Zeitpunkt t .

Tabelle 6: Datenmatrix zur Regression im ZP t=2

| | Y | X |
|----|-------|-------|
| 2 | 0.119 | 0.061 |
| 4 | 0.249 | 0.046 |
| 5 | 0.391 | 0.228 |
| 8 | 0.964 | 1.070 |
| 9 | 0.412 | 0.096 |
| 10 | 0.101 | 0.376 |

Tabelle 7: Vergleiche Ausueben vs. Beibehalten im ZP $t=2$

| | beibehalten | ausueben |
|----|-------------|----------|
| 2 | 0.203 | 0.061 |
| 4 | 0.192 | 0.046 |
| 5 | 0.315 | 0.228 |
| 8 | 0.884 | 1.070 |
| 9 | 0.226 | 0.096 |
| 10 | 0.415 | 0.376 |

Im ZP $t = 2$ wird nur im Pfad 8 ausgeübt, ansonsten wird beibehalten. Das führt zur Auszahlungsmatrix Tabelle 8.

Tabelle 8: Auszahlungsmatrix zum Zeitpunkt $t=2$

| | t0 | t1 | t2 | t3 | t4 |
|----|----|----|-------|-------|-------|
| 1 | | | 0 | 0.221 | 0 |
| 2 | | | 0 | 0.127 | 0 |
| 3 | | | 0 | 0 | 0 |
| 4 | | | 0 | 0.264 | 0 |
| 5 | | | 0 | 0.415 | 0 |
| 6 | | | 0 | 0 | 0 |
| 7 | | | 0 | 0 | 0 |
| 8 | | | 1.070 | 0 | 0 |
| 9 | | | 0 | 0.437 | 0 |
| 10 | | | 0 | 0 | 0.114 |

Für den letzten Schritt $t = 1$ verfahren wir genauso.

Tabelle 9: Auszahlungsmatrix im Zeitpunkt $t=1$

| | t0 | t1 | t2 | t3 | t4 |
|----|----|-------|-------|-------|-------|
| 1 | | 0 | 0 | 0.221 | 0 |
| 2 | | 0 | 0 | 0.127 | 0 |
| 3 | | 0.009 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | | 0 | 0 | 0.264 | 0 |
| 5 | | 0 | 0 | 0.415 | 0 |
| 6 | | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | | 0 | 1.070 | 0 | 0 |
| 9 | | 0 | 0 | 0.437 | 0 |
| 10 | | 0 | 0 | 0 | 0.114 |

ZUm ZP $t = 0$ kann die Option nicht ausgeübt werden, weshalb ZP $t = 0$ irrelevant ist. Die Auszahlungen der Option werden jeweils auf den Zeitpunkt $t=0$ diskontiert.

Tabelle 10: Diskontierte Auszahlungsmatrix

| | t1 | t2 | t3 | t4 |
|----|-------|-------|-------|-------|
| 1 | 0 | 0 | 0.185 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 0.106 | 0 |
| 3 | 0.008 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 0 | 0 | 0.221 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0.347 | 0 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 0 | 0.949 | 0 | 0 |
| 9 | 0 | 0 | 0.365 | 0 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0.089 |

Der Preis der Option berechnet sich durch Mitteln der diskontierten Auszahlungen. In diesem Beispiel: 0.173 .

2 Anwendung

Angenommen man möchte nun LSM auf eine amerikanische Put Option anwenden. Zum Stock (dem Underlying der Option) sei der Mittelwert und die Varianz bekannt. Wir gehen in diesem Fall von einer Laufzeit von einem Jahr und einem strike price von 1.1 aus. Innerhalb dieses Jahres, kann die Option zu jedem Handelstag ausgeübt werden. Zur Bepreisung dieser Option müssen wir nun in einem ersten Schritt ausreichend viele Trajektorien über den Zeitraum der Laufzeit hinweg simulieren. Anschließend lässt sich LSM auf diese Simulation anwenden.

Bemerkung: LSM ist eine Heuristik ausschließlich gedacht zur Ermittlung eines fairen Preises einer Option, nicht zur Berechnung des optimalen Ausübungszeitpunktes.

2.1 Simulation via Black-Scholes

Für diese Arbeit sollen die Preise anhand des Black-Scholes Modells Stockpreise für ein Jahr simuliert werden. Man gehe von einem Börsenjahr aus, d.h. für 2019 252 Handelstage (Börse, 2018).

Man gehe davon aus, dass ein Stock zum ersten Börsentag mit dem Preis S_0 startet. Hier sei $S_0 = 1$. Der risikofreie, jährliche Zinssatz r betrage 1%. Der Wiener Prozesses zur Simulation der Black Scholes Stock Preise sei mit dem Parameter $\mu = 0$ für alle Trajektorien spezifiziert. Für jede Trajektorie sind die Parameter σ und μ des Wiener Prozess gleich und stammen von den geschätzten Parametern des stocks (i.e. $\sigma \equiv \sqrt{\hat{\sigma}^2}$... Schätzer für Volatilität und $\mu \equiv \hat{\mu}$... Schätzer für den Drift). Damit ergibt sich ein Prozess mit Martingaleigenschaft:

$$S^*(t) = S_0 \exp \left\{ \left(r - \frac{\sigma^2}{2} \right) t + \sigma W_t \right\}$$

Wobei W_t ein Wiener Prozess mit Drift μ und Varianz σ^2 ist.

In der Abbildung 3 ist exemplarisch ein Plot mit 10 Pfaden angeführt.

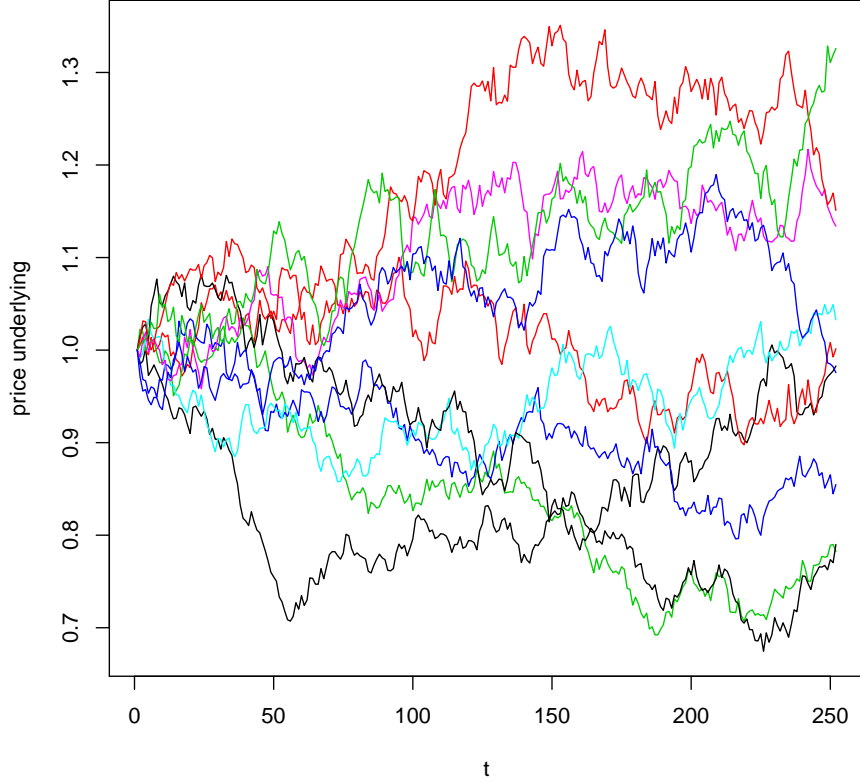


Abbildung 3: Plot einer Simulation von 10 Pfaden über 252 Tage

Es soll überprüft werden, ob der simulierte Prozess tatsächlich ein Martingal darstellt. Angenommen ein Prozess $(X_t)_{t \geq 1}$ sei integrierbar und adaptiert (d.h. \mathcal{F}_n meßbar für alle $n \in \mathbb{N}$, wobei \mathcal{F}_n eine Filtration zum ZP n). Der Prozess nur dann ein Martingal, wenn folgende Martingaleigenschaft erfüllt ist:

$$\mathbb{E}[X_{t+1} | \mathcal{F}_t] = X_t \quad f.s. \quad \forall t \in \mathbb{N}$$

Für unseren simulierten Fall würde das bedeuten, dass der Prozess einen konstanten, diskontierten Erwartungswert hat, was es zu überprüfen gilt. Im Folgenden wird also der Erwartungswert für alle t durch das arithmetische Mittel geschätzt. Um validere Ergebnisse zu erhalten, sollen nun 1000 Pfade simuliert werden (Plot im Appendix Abbildung 5). Der Plot in Abbildung 4 zeigt die Schätzer für alle Beobachtungen.

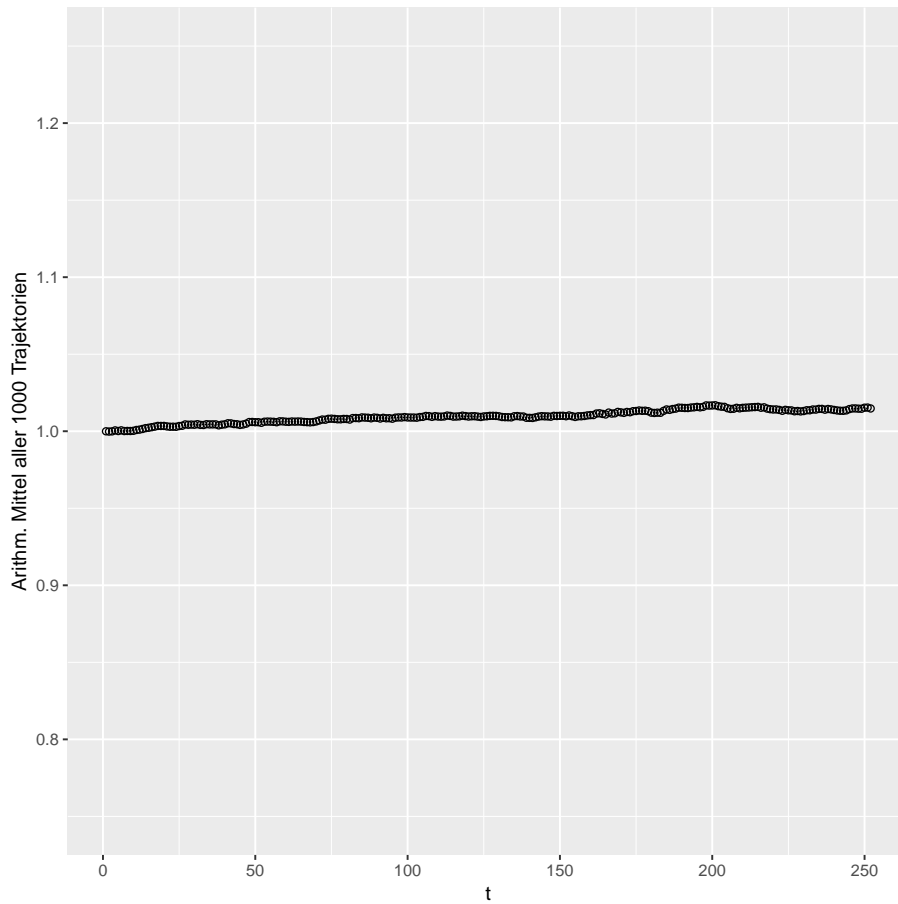


Abbildung 4: Plot der geschätzten Erwartungswerte (d.h. arithm. Mittel) für den Prozess mit 1000 Pfaden

Der Plot der Mittel in Abbildung 4 stützt die Annahme, dass der Erwartungswert für alle $t \in \mathbb{N}$ konstant ist. Man kann also davon ausgehen, dass es sich bei dem simulierten Prozess um ein Martingal handelt.

2.2 Anwendung von LSM auf simulierte Preise

Nun wollen wir LSM auf die simulierten Preise anwenden um einen fairen Preis für die Option zu berechnen. Dazu soll die Funktion $LSM()$ (s. Appendix) dienen, welche die simulierte Matrix als Argument übernimmt.

Der gemittelte Ertrag pro Ausübung beträgt nach LSM 0.129 .

Wir haben im einführenden Beispiel und für den LSM Algorithmus oben ein Polynom 2. Grades für das lineare Modell gewählt. Nun stellt sich die Frage: Wie unterschiedlich sind die Ergebnisse für verschiedene Modelle?

Weil es diese Arbeit im Umfang nicht zulässt alle möglichen Modelle zu evaluieren, möchte ich im Folgenden nur eine Übersicht über einige wenige ALter-

nativen geben. Interessant ist möglicherweise der Vergleich mit dem einfachen einfachen Mittelwert (Mittelwertmodell), einem einfachen linearen Modell ohne Transformation, einem linearen Modell mit einer Transformation zu einem Polynom dritten Grades, und einem Modell mit einem Polynom 10ten Grades.

Bemerkung: Diese Modelle sind willkürlich gewählt und sollen dem Leser nur einen Überblick vermitteln.

Tabelle 11: Übersicht der simulierten Optionspreise auf Grundlage unterschiedlicher Modelle

| | Modell | Optionspreis |
|---|------------------|--------------|
| 1 | Mittelwertmodell | 0.11459 |
| 2 | einfach | 0.12883 |
| 3 | Polynom 2 | 0.12883 |
| 4 | Polynom 3 | 0.12883 |
| 5 | Polynom 10 | 0.12883 |

Wir beobachten, dass die Optionspreise für die linearen Modelle ident sind. Es ist nicht mit Sicherheit zu sagen, woran das liegt, aber der Schluss liegt nahe, dass die Information der simulierten Werte ausreicht, um selbst mit dem einfachen linearen Modell an den selben Zeitpunkten entscheidet auszuüben, wie auch bei den komplexeren Modellen. Das Mittelwertmodell hingegen, lässt den Algorithmus an deutlich anderen Zeitpunkten ausüben was wiederum zu anderen Auszahlungen und in weiterer Folge zu einem anderen Optionspreis führt.

Literatur

Becker, H. P. (2012). *Investition und Finanzierung*. 5. Gabler.

Börse, W. (2018). Börsenfeiertage der wiener börse 2019.

Fries, C. P. (2007). *Mathematical Finance: Theory, Modeling, Implementation*. Wiley.

Hull, J. C. (2011). *Options, futures, and other derivatives*. Prentice Hall, 8th edition.

Longstaff, F. A. and Schwartz, E. S. (2001). Valuing american options by simulation: A simple least-squares approach. *The Society for Financial Studies*, 14(1):113–147.

*Appendix

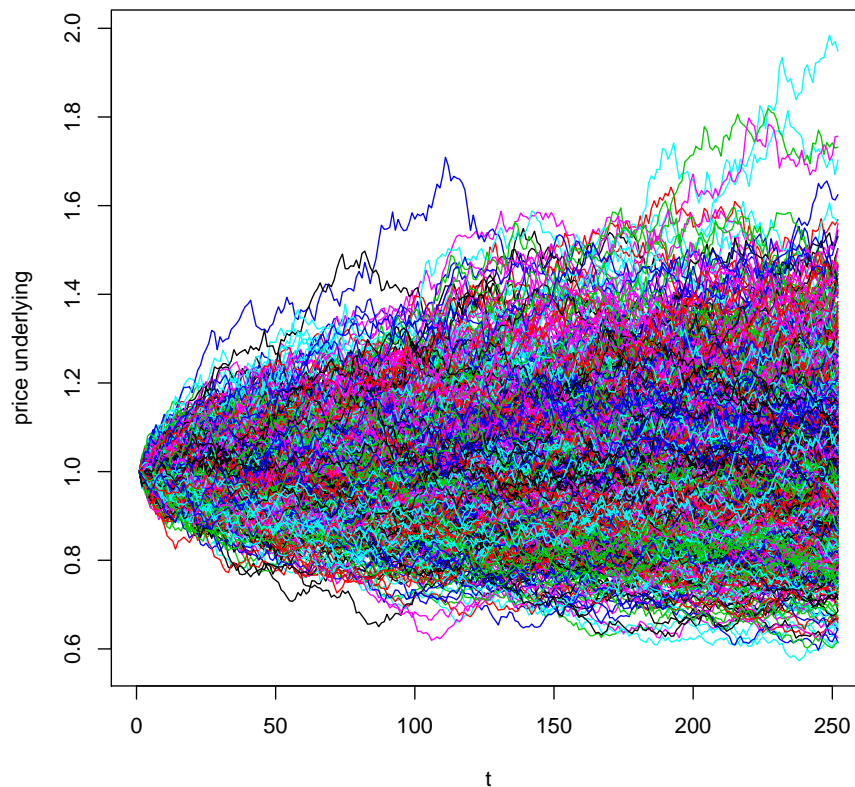


Abbildung 5: Plot der Simulation mit 1000 Pfaden

Funktion `simMatrix()` um die Matrix der stock Preise zu simulieren.

```
simMatrix <- function(S0=100, Nsimulations=100, r=0.01,
                      sigma=0.2, se=123){
  # simMatrix is a function, simulating a Matrix of stock
  # prices for one year. The number of simulations can be
  # set by the parameter Nsimulations.
  # The function simulates the Stock prices using the
  # Black-Scholes Model. The Stock price for t>0 is given
  # by:  $S_t = S_0 * \exp\{r - \sigma^2/2\}t + \sigma W_t\}$ , where  $W_t$  is
  # a Brownian Motion with  $\mu=0$  and variance is the time increment.
  # Nsimulations ... Number of simulations (int)
  # S0 ..... Starting value (int)
  # r ..... risk free interest rate (int)
  # sigma ..... the parameter sigma for the Black Scholes
  # simulation.
  # se ..... set seed (int)
```

```

set.seed(se)
M <- matrix(NA, nrow=Nsimulations, ncol=252)
N <- 252
for (i in 1:Nsimulations){

  # Brownian Motion
  m <- 0
  dW <- rnorm(n=N, mean=m, sd=sqrt(1/252))
  W <- c(0, cumsum(dW))

  t <- 1:N
  S <- S0*exp((r-(sigma^2)/2)*(t/252)+sigma*W[t])
  M[i,] <- S
}
colnames(M) <- 1:252
rownames(M) <- paste("sim", 1:Nsimulations)
return(M)
}

```

Funktion *LSM* um ein LSM Algorithmus auf die Simulation anzuwenden.

```

LSM <- function(M, K=1.1, r=0.06){
  # This function performs the Least Squares Monte Carlo
  # algorithm for any simulated matrix M. The output
  # is the mean of the discounted cash flow of returns
  # where the option was exercised.
  # M ... simulated matrix
  # K ... strike price
  # r ... interest rate
  T <- ncol(M)
  t <- T-1
  N <- nrow(M)
  Ai <- matrix(0, nrow=N, ncol=T)
  lapply(M[,t+1],function(x) max(K-x,0)) %>% unlist -> Ai[,t+1]

  for (t in (T-1):2){
    lapply(M[,t],function(x) max(K-x,0)) %>% unlist %>%
      Filter(f=function(x) x!=0)-> im
    names(im) %>% as.numeric() -> ind
    # discounting
    Y <- rep(0,length(ind))
    for (i in 1:(T-t)){
      Y <- Y+exp(-r*i)*Ai[ind,t+i]
    }
    X <- im
    lm1 <- lm(Y~X+(X^2))
    f1 <- lm1$fitted.values
    # exercise vs keep
    df <- data.frame(beiibehalten=f1, ausueben=im)
  }
}

```

```

    ind2 <- apply(df,1, function(x) ifelse(x[2]>x[1], x[2], 0))
    Ai[ind,t] <- ind2
    # set all following to 0
    Ai[Ai[,t]!=0,(t+1):T] <- 0
  }

  Ai <- Ai[,2:T]
  Y <- rep(0,N)
  for (i in 1:(T-1)){
    Y <- Y+exp(-r*i)*Ai[,i]
  }
  return(mean(Y))
}

```

Der gesamte Code ist in folgendem Git *repository* zu finden: https://github.com/SebastianKnigge/Praktikum_Seminararbeit