

Wie lange soll ich noch warten?

Ereigniszeitanalyse im Trading,
mit Anwendung auf eine Take-Profit-Strategie

Patrick Winter (mail@patrick-winter.de)

in Erinnerung an Dr. Manfred Dürschner†

Zusammenfassung

Mit dieser Arbeit führen wir die im Bereich der Medizin entwickelte Methodik der Ereigniszeitanalyse in das praktische Trading ein. Diese ermöglicht es u. a., die Dauer eines Trades zu schätzen. Wir nutzen dies für eine häufig implizit angewandte Handelsstrategie, die Take-Profit-Strategie, die wir zuvor explizieren. Wir zeigen, dass die Dauern der aus ihr (ggf. hypothetisch) resultierenden Trades mit der weiteren Kursentwicklung verbunden sind, und nutzen dies zur Ableitung eines Ereigniszeitanalyse-basierten Indikators, des $MED(\alpha)$ -Indikators. Diesen evaluieren wir qualitativ und quantitativ anhand des DAX und seiner Mitglieder im Jahr 2014.

1 Einleitung

Bei einer Geldanlage werden üblicherweise drei Ziele verfolgt: *Rentabilität* (möglichst hohe Rendite), *Sicherheit* (möglichst geringes Risiko) und *Liquidität* (möglichst hohe Verfügbarkeit). Ihr Spannungsfeld wird durch das *magische Dreieck der Geldanlage* (Abb. 1) veranschaulicht. Es besagt, dass sie zueinander in Konkurrenz stehen, also nicht alle gleichzeitig erreicht werden können.¹ Stattdessen ist vom Anleger eine Entscheidung bzgl. seiner Präferenz zweier Ziele über das jeweils verbleibende Ziel zu treffen.

Viele Anleger machen sich diese Entscheidung bei der Auswahl von Anlageoptionen bewusst. So investieren sie z. B. längerfristig nicht benötigte Mittel in Sparverträge (Rentabilität & Sicherheit), suchen kurzfristige Gewinne in Aktien (Rentabilität & Liquidität) und behalten ihr restliches Vermögen auf ihrem Girokonto (Sicherheit & Liquidität). Diese Präferenzen stellen ebenso eine der wichtigsten Komponenten der Portfolioselektionstheorie nach Markowitz (1952) und ihrer Weiterentwicklungen dar.

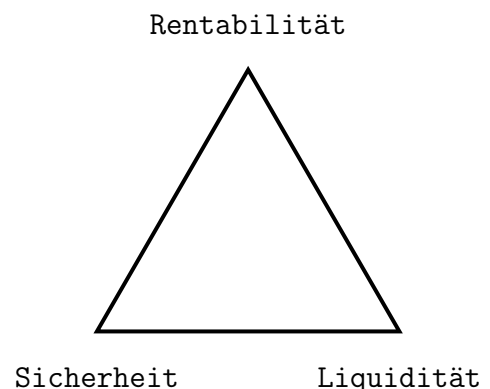


Abb. 1: Magisches Dreieck der Geldanlage

¹ Bspw. wird argumentiert, dass eine hohe Rentabilität bei gleichzeitig hoher Liquidität nur durch hohes Risiko erkaufte werden kann. Näheres zum magischen Dreieck der Geldanlage findet sich z. B. bei Nick (2012), S. 20ff.

Weniger verbreitet ist jedoch, dass das magische Dreieck auch im darauffolgenden Schritt Anwendung finden kann, der Wahl einer Handelsstrategie: Die Rentabilität eines Trades wird zwar unmittelbar durch die Kursdifferenz zwischen dem Ein- und Ausstiegszeitpunkt bestimmt (abzüglich von etwaigen Kosten usw.). Da der Kursfortgang jedoch zu keinem Zeitpunkt sicher vorhergesagt werden kann, stellt die Wahl einer Handelsstrategie nichts anderes dar als eine Abwägung zwischen Rentabilität und Sicherheit - legt sie doch fest, wie in Abhängigkeit der Kurserwartung und ihrer Varianz verfahren werden soll. Hat ein Händler bspw. zu einem niedrigeren Kurs als dem aktuellen gekauft, so muss er entscheiden, ob er die Rendite, die er durch einen sofortigen Verkauf erzielen könnte, sofort risikolos abschöpft, oder ob er, auf eine noch größere Rendite hoffend, abwartet und dabei das Risiko eines fallenden Kurses eingeht. Die Liquidität ergibt sich meist als Folge dieser Abwägung:² Sie ist umso geringer, je weiter die Ein- und Ausstiegszeitpunkte auseinander liegen.

Bei nahezu allen gängigen Handelsstrategien handelt es sich im Prinzip um Optimierungsaufgaben. Meist ist dabei die Rentabilität einer Anlage die zu optimierende, hier maximierende Zielgröße. Im Beispiel des in Abb. 2 dargestellten Kurses bedeutet das, zu jedem Zeitpunkt ggf. anhand einer Vielzahl von Indikatoren zu entscheiden, ob gerade der ideale Einstiegspunkt A bzw. der ideale Ausstiegspunkt B vorliegt oder nicht. Da freilich kein Indikator die Kursentwicklung fehlerfrei vorhersehen kann, diese also weiterhin mit Unsicherheit behaftet ist, kommt der Trade tatsächlich oft zwischen suboptimalen Punkten wie etwa A' und B' zustande. Diese können sogar so weit von A und B entfernt liegen, dass der Trade verlustträchtig ist (Punkt B''). Um den möglichen Schaden durch dieses Risiko zu begrenzen, definieren viele Händler Nebenbedingungen³, etwa *Stop-Loss-Orders*. Auch Liquiditätsanforderungen können als Nebenbedingungen formuliert werden; das geschieht jedoch eher selten.

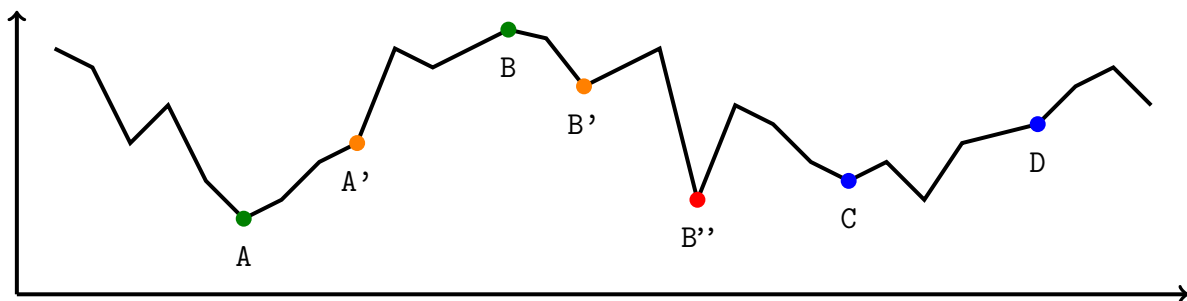


Abb. 2: Ideale und tatsächliche Ein- und Ausstiegspunkte

² Natürlich kann bei der Entscheidung über einzelne Trades auch die Liquidität die maßgebliche Größe sein; etwa dann, wenn eine Anlage trotz evtl. negativer Rendite beendet werden muss, weil das in ihm gebundene Kapital anderweitig benötigt wird.

³ Zu bemerken ist, dass viele anspruchsvollere Handelsstrategien Sicherheit auch als der Teil der Zielfunktion abbilden, indem sie den erwarteten Kurs mit seiner Varianz verrechnen.

Einige Anleger, darunter gerade Börsenanfänger, wenden jedoch gerne (und oftmals unreflektiert) eine Handelsstrategie an, die grundlegend anders ist: Sie kaufen zu einem i. d. R. relativ niedrigen Kurs (in Abb. 2 etwa im Punkt C), warten, bis sich dieser auf ein gewünschtes Niveau erholt hat (Punkt D), und verkaufen danach sofort. Diese Strategie bezeichnen wir im Folgenden in Anlehnung an den Namen der entsprechenden Order als *Take-Profit-Strategie*.⁴ Sie ist deshalb als grundlegend anders als andere Handelsstrategien zu betrachten, da sie kein Optimierungs-, sondern ein Satisfizierungsproblem darstellt: Anstelle die Rentabilität einer Anlage maximieren zu wollen, begnügen sich ihre Anhänger damit, einen vorher festgelegten Profit abzuschöpfen, sobald dieser erreicht ist. Letzteres ist auch ihr wunder Punkt: Ggf. kann es sehr lange dauern, bis sich der gewünschte Profit einstellt, sodass das angelegte Kapital u. U. sehr lange gebunden ist. Wie wir in Abschnitt 2 dieser Arbeit näher beleuchten werden, wird dabei also höhere Sicherheit durch geringere Liquidität erkaufte, wodurch Kosten entstehen, um die die Rendite eines Trades bereinigt werden muss.

Offenbar ist bei der Take-Profit-Strategie die Zeitdauer eines Trades die entscheidende Größe, was sie zum idealen Anwendungsgegenstand für die Methodik der *Ereigniszeitanalyse* macht. Diese wird unter der Bezeichnung *Survival Analysis* v. a. im Bereich der Medizin verwendet, um etwa zu überprüfen, ob ein Medikament dazu geeignet ist, die erwartete Lebensdauer eines Patienten zu erhöhen. Vereinzelt wurden bereits Versuche unternommen, sie auch auf wirtschaftliche bzw. finanzielle Anwendungen zu übertragen (z. B. Gregoriou (2002), Glennon und Nigro (2005)), doch im praktischen Trading konnte sie sich bislang nicht durchsetzen. Wir möchten mit dieser Arbeit zeigen, dass sie aber gerade dort großes Potential entfalten kann, da die im Titel aufgeworfene Frage „Wie lange soll ich noch warten?“ für jeden Händler kritisch ist - etwa bei der stetigen Entscheidung über den Kauf oder Verkauf einer Anlage. Dazu führen wir die Ereigniszeitanalyse in Abschnitt 3 ein und zeigen am Beispiel der Take-Profit-Strategie, wie sie geeignet an die Domäne des Trading angepasst werden kann.

Aus den gewonnenen Erkenntnissen leiten wir in Abschnitt 4 eine Klasse von Indikatoren ab, die auch und gerade Anlegern, die eine der klassischen optimierenden Handelsstrategien verfolgen, wertvolle Informationen über die weitere Kursentwicklung liefern können. Um das zu demonstrieren, evaluieren wir einen repräsentativen dieser Indikatoren, den $MED(\alpha)$ -Indikator, in Abschnitt 5 anhand der im DAX enthaltenen Titel und des DAX selbst. Schließlich fassen wir unsere Ergebnisse in Abschnitt 6 zusammen und skizzieren mögliche Erweiterungen wie z. B. ihre Verwendbarkeit zur Portfolioselektion.

⁴ Gleichzeitig handelt es sich um eine einfache Form einer *Buy-and-Hold-Strategie*.

2 Eine Take-Profit-Strategie

Wir betrachten nun die oben erwähnte Take-Profit-Strategie genauer. Zunächst wollen wir sie formal definieren.

Definition: Die Take-Profit-Strategie besteht darin, bei gegebenem Kaufszeitpunkt t_K und gegebener gewünschter Netto-Rendite r zum ersten Zeitpunkt $t_V > t_K$ zu verkaufen, zu dem mindestens eine Netto-Rendite von r erzielt wird.

Sehr wichtig ist hier, dass der gewünschte Profit eines Anlegers nicht direkt in Form der üblicherweise verwendeten Brutto-Rendite

$$r_{brutto} = \frac{K(t_V) - K(t_K)}{K(t_K)} \quad (1)$$

ausgedrückt werden kann, wobei $K(t)$ den Kurs zu jedem Zeitpunkt t bezeichnet. Stattdessen muss r_{brutto} zunächst um verschiedene reale und fingierte Kosten korrigiert werden, da, wie wir gleich sehen werden, gerade letztere großen Einfluss auf die Profitabilität der Take-Profit-Strategie haben. Im Einzelnen sind folgende Kostenarten zu berücksichtigen:

- Transaktionskosten sind die realen Kosten eines Kaufs bzw. eines Verkaufs. I. d. R. werden sie als Anteile des jeweiligen Kurswertes berechnet, d. h. sie betragen $a_{trans} \cdot K(t_K) + a_{trans} \cdot K(t_V)$ für einen Faktor a_{trans} .
- Slippagekosten sind fingierte Kosten, die abbilden, dass die tatsächlichen Ausführungskurse einer Order von den erwarteten Ausführungskursen $K(t_K)$ und $K(t_V)$ abweichen können, diese also "verrutschen" (engl. *to slip*). Wir modellieren den Grad dieses Verrutschens durch einen Faktor a_{slip} , sodass die Slippagekosten $a_{slip} \cdot K(t_K) + a_{slip} \cdot K(t_V)$ betragen.
- Steuern werden i. d. R. auf die erzielten Profite erhoben, sie betragen also $s \cdot (K(t_V) - K(t_K))$, wobei s den Steuersatz bezeichnet.
- Inflationskosten ergeben sich aufgrund der Inflation⁵ aus der Differenz der realen Kaufkraft des Profits in t_K und t_V . Bei einer Inflationsrate von i pro Handelstag⁶ betragen sie $\left(1 - \frac{1}{1+i} t_V - t_K\right) \cdot K(t_V)$.
- Opportunitätskosten bzw. Liquiditätskosten sind die fingierten Kosten der Kapitalbindung: Dadurch, dass Kapital in der ausgewählten Anlage gebunden ist, kann es nicht in eine andere Anlage investiert werden. Wir modellieren die Opportunitätskosten als $\left(1 - \frac{1}{1+\tilde{r}} t_V - t_K\right) \cdot K(t_K)$, wobei \tilde{r} die Netto-Rendite der (in einem definierten Sinn) besten alternativen Anlage angibt.

⁵ Mit umgekehrtem Vorzeichen ist natürlich auch eine Deflation denkbar.

⁶ Zur Vereinfachung geben wir die Inflationsrate pro Handelstag an, während sie in der Praxis natürlich pro Jahr angegeben wird.

- Zeitpräferenzkosten sind über Inflations- und Opportunitätskosten hinausgehende fingierte Kosten, die abbilden, dass ein Anleger es bevorzugen⁷ würde, die Auszahlung $K(t_V)$ sofort in t_K zu erhalten, als bis t_V darauf zu warten. Wir bilden diese Präferenz in Form eines Parameters τ ab, sodass die Zeitpräferenzkosten durch $\left(1 - \frac{1}{1+\tau} t_V - t_K\right) \cdot K(t_V)$ gegeben sind.

Diese Kostenarten sind von verschiedener Natur und es ist für das weitere Vorgehen entscheidend, sie entsprechend zu differenzieren:

- Transaktions- und Slippagekosten sowie Steuern sind Dauer-unabhängige Kosten, da sie nur von $K(t_K)$ und $K(t_V)$ abhängen, nicht aber von der Zeitdauer $t_V - t_K$ des Trades.
- Inflations-, Opportunitäts- und Zeitpräferenzkosten bilden die Dauer-abhängigen Kosten, da sie selbst bei stagnierendem Kurs mit steigender Zeitdauer $t_V - t_K$ des Trades steigen.

Wird nun bei der Take-Profit-Strategie eine Netto-Rendite von mindestens r gefordert, so bedeutet das schlicht, dass

$$r_{netto} = \frac{(K(t_V) - \text{Gesamtkosten}) - K(t_K)}{K(t_K)} \geq r \quad (2)$$

gelten soll. Setzt man alle Kostenarten in (2) ein und löst nach $K(t_V)$ auf, so erhält man nach einiger Rechnung

$$K(t_V) \geq \underbrace{\frac{r - \frac{1}{1+\tau} t_V - t_K + a_{trans} + a_{slip} - s + 2}{\frac{1}{1+i} t_V - t_K + \frac{1}{1+\tau} t_V - t_K - a_{trans} - a_{slip} - s - 1}}_{(1+r_{brutto}^*)} \cdot K(t_K) \quad (3)$$

als denjenigen Kurs, den eine Anlage mindestens erreichen muss, damit ein nach der Take-Profit-Strategie handelnder Anleger sie verkauft. Der Vorfaktor von $K(t_K)$ enthält die Brutto-Rendite r_{brutto}^* , die einer Netto-Rendite von r entspricht. Entscheidend ist dabei, dass r_{brutto}^* und damit auch die untere Grenze K^* für $K(t_V)$ nicht konstant sind, sondern wegen der enthaltenen Dauer-abhängigen Kosten mit zunehmender Dauer $t_V - t_K$ steigen (siehe Abb. 3⁸)! Wenn auf der Basis einer gegebenen Brutto-Rendite gehandelt wird, wie es in der Praxis häufig der Fall ist, geht dies verloren und ein zu früher Ausstiegspunkt t'_V wird gewählt.

⁷ Üblicherweise wird von einer solchen *positiven Zeitpräferenz* ausgegangen; in der Theorie ist jedoch auch der Fall einer negativen Zeitpräferenz möglich.

⁸ Zur Illustration sind die Dauer-unabhängigen Kosten in Abb. 3 als konstant dargestellt, während sie in der Praxis natürlich vom Kursverlauf abhängen.

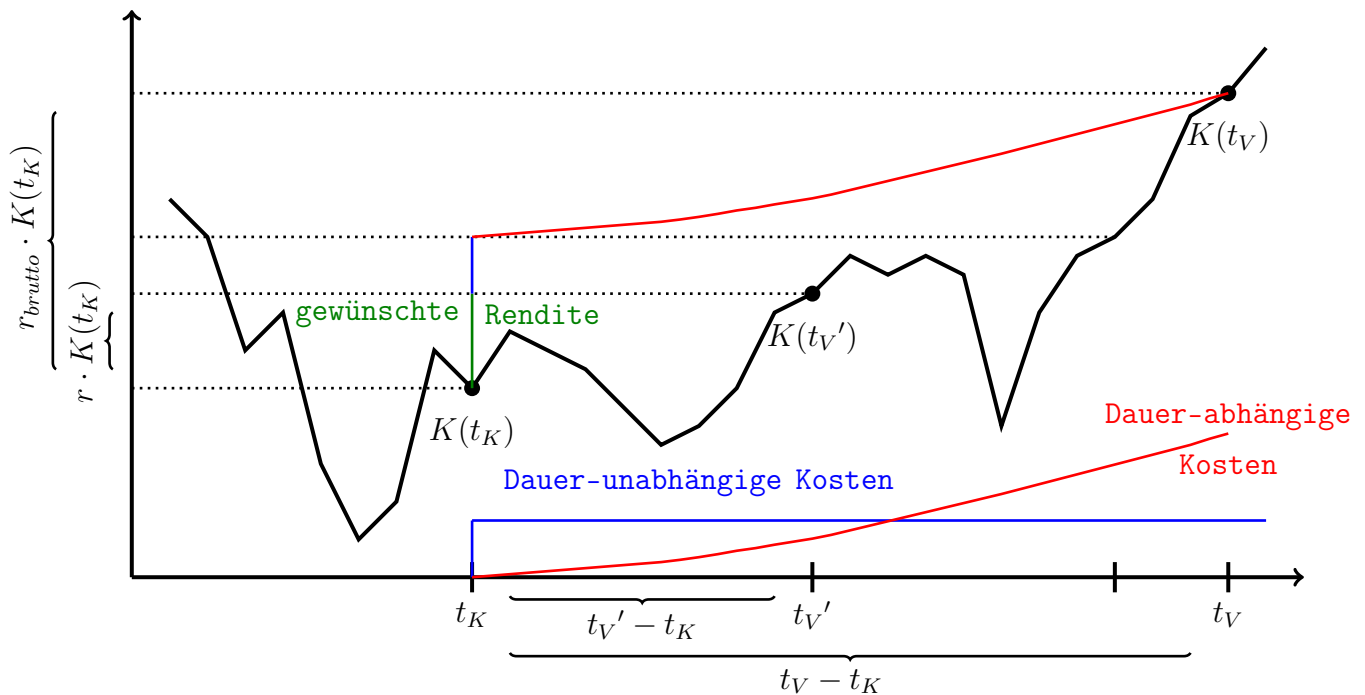


Abb. 3: Illustration der Take-Profit-Strategie mit und ohne Kosten

Wir wollen die Take-Profit-Strategie nun noch anhand der Dimensionen des magischen Dreiecks der Kapitalanlage betrachten.

- Die Rentabilität eines Trades ist bei der Take-Profit-Strategie vorgegeben; die Netto-Rendite beträgt im Verkaufszeitpunkt t_V immer mindestens r , da bei kleineren oder gar negativen Renditen schlichtweg nicht verkauft wird.
- Die hohe Sicherheit der Take-Profit-Strategie, die von ihren Befürwortern häufig ins Feld geführt wird, resultiert aus zwei impliziten Annahmen:
 1. Der Kurs kann jeden beliebigen Wert annehmen.
 2. Der Anleger ist indifferent bzgl. der Dauer des Trades.

Geht man von diesen hypothetischen Annahmen aus, so lässt sich zeigen, dass der Verkaufskurs $K(t_V)$ immer irgendwann erreicht werden wird, die Anlage also immer irgendwann die gewünschte Rendite abwirft. Ein Verlustrisiko kann in diesem theoretischen Fall also nicht existieren.

- In der Liquidität der Take-Profit-Strategie schlägt sich nieder, dass die zweite Annahme in der Praxis natürlich niemals erfüllt ist: Die Dauer-abhängigen Kosten drücken aus, wie sehr ein Anleger (aus objektiven oder subjektiven Gründen) eine kurze Tradedauer (d. h., eine schnelle Liquidierung) bevorzugen würde. Tatsächlich können sie mit jedem Handelstag so stark zunehmen, dass ihr Zuwachs die praktisch möglichen Kurszuwächse übersteigt, sodass zusätzlich auch die erste Annahme verletzt ist.

3 Ereigniszeitanalyse im Trading

Es ist die Kernfrage jeder Handelsstrategie, wann der richtige Zeitpunkt zum Kauf (t_K) bzw. Verkauf (t_V) gekommen ist. Für die Take-Profit-Strategie ergibt sich t_V zwar aus t_K und der gewünschten Rendite r . Es wurde jedoch bislang noch keine Regel dafür angegeben, wie t_K sinnvoll gewählt werden kann. Intuitiv scheint es wegen der Dauer-abhängigen Kosten sinnvoll, dann zu kaufen, wenn zu erwarten ist, dass r schnell erreicht wird, die Dauer des Trades $t_V - t_K$ also möglichst gering ist. Das ist genau dann der Fall, wenn von einem steilen Kursanstieg auszugehen ist. Anders herum ausgedrückt bedeutet das aber, dass wir, wenn wir die Tradedauer bei Anwendung der Take-Profit-Strategie vorhersagen können, auch eine allgemeine Aussage über die Kursentwicklung treffen können! Diese zentrale Beobachtung, die wir später noch mathematisch präzisieren werden, schlägt eine Brücke zu jeder anderen (profit-orientierten) Handelsstrategie. Wir wollen sie deshalb noch einmal dediziert festhalten:

Kann man die Dauer eines Trades bei (ggf. hypothetischer) Anwendung der Take-Profit-Strategie vorhersagen, so lässt dies einen Rückschluss auf die weitere Kursentwicklung zu: Je kleiner (größer) der entsprechende Schätzwert ist, desto höher (niedriger) ist der erwartete Kursanstieg.

Auf dieser Idee basiert die vorliegende Arbeit, in der Indikatoren auf der Grundlage geschätzter Tradedauern entwickelt werden. Unklar ist bislang aber, wie diese Schätzung erfolgen kann. Glücklicherweise liefert die Medizin hierfür aber eine Methode, die speziell für die Analyse von Zeitdauern geschaffen wurde: *Survival Analysis* bzw. *Ereigniszeitanalyse*. Diese wollen wir im Folgenden mit besonderem Bezug auf den Kontext des Tradings näher betrachten.

3.1 Grundlagen der Ereigniszeitanalyse

Im Zentrum der Ereigniszeitanalyse steht die Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein bestimmtes Ereignis erst nach einem bestimmten Zeitpunkt t eintreten wird. In der Medizin handelt es sich bei diesem Ereignis meist um den Tod eines Patienten, weswegen die Funktion $S(t)$, die jedem t die entsprechende Wahrscheinlichkeit $P(T > t)$ zuordnet,⁹ auch *Überlebensfunktion* genannt wird: $S(t) = P(T > t)$. T bezeichnet dabei eine Zufallsvariable, die die Dauer bis zum Ereigniseintritt angibt (etwa die Lebensdauer des Patienten), gerechnet ab einem bestimmten, auf 0 normierten Startzeitpunkt (etwa dem einer Medikamentengabe). Die Wahrscheinlichkeitsverteilung von T wird durch eine Verteilungsfunktion $F(t)$ beschrieben, die sich aus $F(t) = P(T \leq t) = 1 - S(t)$ ableitet.

⁹ Somit gilt natürlich $0 \leq S(t) \leq 1$ für alle t .

$S(t)$ (bzw. $F(t)$) ist i. d. R. unbekannt, muss also geschätzt werden. Darin besteht die Hauptaufgabe der Ereigniszeitanalyse. Zunächst erscheint diese relativ einfach: In einem naiven Ansatz könnte $S(t)$ durch den Anteil der betrachteten Objekte geschätzt werden, bei denen das untersuchte Ereignis bis zum Zeitpunkt t noch nicht aufgetreten ist: Sind bspw. von 120 Patienten 1 Jahr nach einer Medikamentengabe 30 gestorben, so scheint die Annahme legitim, dass $S(1)$ wohl in etwa $\frac{120-30}{120} = 0,75$, also 75% betragen sollte. Diese einfache Berechnung weist jedoch zwei wesentliche Einschränkungen auf:

- Zensierte Beobachtungen können nicht berücksichtigt werden. Eine solche liegt vor, wenn das Auftreten des untersuchten Ereignisses (Tod) bei einem Objekt (Patient) nicht beobachtet werden kann. Das ist bspw. dann der Fall, wenn der Beobachtungszeitraum endet, bevor das Ereignis für dieses Objekt eingetreten ist, und v. a. dann problematisch, wenn die Objekte der Untersuchung zu unterschiedlichen Zeitpunkten beitreten. Wie wir später sehen werden, ist dieser Fall im Trading immer gegeben, sodass zensierte Beobachtungen nicht einfach ignoriert werden können.
- Kovariate, also erklärende Variablen, die das Auftreten des untersuchten Ereignisses beeinflussen, können nicht berücksichtigt werden. Da aber oft nicht alle Objekte als homogen angesehen werden können (so kann die Wirkung eines Medikaments bspw. vom Geschlecht eines Patienten abhängen), darf ihr Einfluss nicht vernachlässigt werden.

In der Ereigniszeitanalyse wurden verschiedene komplexere Schätzverfahren für $S(t)$ entwickelt, mit denen beiden Einschränkungen begegnet werden kann. Diese Verfahren lassen sich in drei Kategorien einteilen:

- Nicht-parametrische Verfahren wie der sogenannte Produkt-Limit-Schätzer nach Kaplan und Meier (1958) sind oft Verbesserungen des naiven Ansatzes, die zensierte Beobachtungen berücksichtigen können, und kommen ebenso wie dieser ohne strukturelle Annahmen über $S(t)$ aus. Dadurch bleibt die Abbildbarkeit von Kovariaten jedoch meist weiterhin beschränkt.
- Parametrische Verfahren nehmen eine bestimmte, parametrisierte Form von $S(t)$ an, etwa $S(t) = \exp(-\lambda \cdot t)$ (Exponentialmodell), und erklären die vorhandenen Parameter (hier z. B. λ) anhand der Kovariaten, wobei zensierte Beobachtungen die Art der Schätzung beeinflussen.
- Semi-parametrische Verfahren spezifizieren einen Teil der Struktur von $S(t)$ oder einer verwandten Größe parametrisch, erklären diesen durch die Kovariaten und schätzen den verbliebenen Teil nicht-parametrisch.

Welche Verfahren geeignet sind, hängt von der Art der analysierten Dauern T ab. Für Dauern von Trades kommen nicht-parametrische Verfahren nicht in Frage, da diese i. d. R. nur nominalskalierte Kovariate (z. B. Geschlecht: Mann / Frau) berücksichtigen können, während Tradedauern auch und gerade von kardinalskalierten Kovariaten (insb. dem Kurs der Anlage) beeinflusst werden können. Parametrische Verfahren würden sich v. a. dann anbieten, wenn theoretische Überlegungen eine bestimmte Verteilung von T motivieren würden. Für Tradedauern ist das jedoch nicht der Fall, weil bislang keine anerkannte Theorie dazu existiert. Parametrische Verfahren wären, zumindest aus einer pragmatischen Perspektive, aber auch dann geeignet, wenn die empirisch beobachteten Verteilungen von T über mehrere Untersuchungsgegenstände (z. B. Medikamente, Anlagealternativen) hinweg relativ ähnlich wären. Um das zu überprüfen, haben wir die empirischen Tradedauer-Verteilungen für einige Mitglieder des DAX nach dem unten beschriebenen Vorgehen analysiert. Diese erwiesen sich als sehr heterogen - mal schienen sie einer Exponentialverteilung ähnlich, mal einer Normalverteilung und manchmal sogar verschiedenen Mischverteilungen. Parametrische Verfahren können daher ebenfalls nicht ohne Weiteres angewandt werden.

Als Kompromiss bieten sich semi-parametrische Verfahren an. Das bekannteste dieser Verfahren ist das *Modell proportionaler Hazardraten* nach Cox (1972). Dieses geht nicht direkt von $S(t)$ aus, sondern von einer davon abgeleiteten Größe, der sogenannten *Hazardrate* $h(t) = \frac{f(t)}{S(t)}$ mit $f(t) = F'(t)$ als Wahrscheinlichkeitsdichte von T . $h(t)$ beschreibt eine Art „Wahrscheinlichkeit“¹⁰ dafür, dass das betrachtete Ereignis in t auftritt, wenn bekannt ist, dass es bis zu t nicht aufgetreten ist. Cox modelliert $h(t)$ nun durch

$$h(t) = h_0(t) \cdot \exp(x'\beta). \quad (4)$$

$\exp(x'\beta)$ ist der parametrische Teil dieses Modells, der den Einfluss des Vektors x aller betrachteten Kovariaten auf $h(t)$ exponentiell abbildet. β bezeichnet den zu schätzenden Vektor der jeweiligen Koeffizienten. $h_0(t)$, der sogenannte *Baseline Hazard*, ist der nicht-parametrische Teil des Modells, der $h(t)$ für den Fall angibt, in dem alle Kovariaten den Wert 0 haben. Er wird mittels des oben erwähnten Produkt-Limit-Schätzers geschätzt. Aus der sich ergebenden Hazardrate $h(t)$ kann $S(t)$ berechnet werden; es gilt

$$S(t) = \exp \left(- \int_0^t h(u) \cdot du \right). \quad (5)$$

¹⁰ Es handelt sich nicht um eine echte Wahrscheinlichkeit, sondern um eine Ereignisdichte.

Hat man ein geeignetes Schätzverfahren für $S(t)$ gefunden, so kann aus dem sich ergebenden Schätzwert für jedes Objekt seine *mittlere Lebensdauer* abgeleitet werden. Diese stellt nichts anderes dar als den Erwartungswert $E[T]$ der Dauer T bis zum Eintritt des untersuchten Ereignisses. Gleichzeitig lässt sich auch die Varianz $\text{Var}[T]$ von T berechnen. Die entsprechenden, intuitiv vielleicht zunächst etwas überraschenden Formeln lauten

$$E[T] = \int_0^{\infty} S(t) \cdot dt \quad \text{und} \quad \text{Var}[T] = 2 \cdot \int_0^{\infty} t \cdot S(t) \cdot dt - E[T]^2. \quad (6)$$

3.2 Analyse von Tradedauern

Wir haben bereits festgehalten, dass die Dauer eines Trades bei Anwendung der Take-Profit-Strategie Informationen über die weitere Kursentwicklung beinhaltet, die für jede Handelsstrategie von Nutzen sein können. Das wollen wir nun zunächst präzisieren: Da ein Anleger, der nach dieser Strategie handelt, die Anlage sofort verkauft, nachdem ihr Kurs das in (3) definierte kritische Niveau K^* erreicht, „überlebt“ die Anlage gerade so lange, wie der Kurs unter diesem Niveau verbleibt. Betrachtet man also den Verkauf der Anlage analog zum Tod eines Patienten als Untersuchungsereignis der Ereigniszeitanalyse, so gilt

$$S(t) = P(t_V - t_K > t) = P\left(\max_{j=t_K, \dots, t_K+t} K(j) < K^*\right). \quad (7)$$

Anschaulich interpretiert stellt (7) einen Zusammenhang her zwischen der durch $S(t)$ repräsentierten Wahrscheinlichkeitsverteilung der Tradedauer $T = t_V - t_K$ einerseits und der Wahrscheinlichkeitsverteilung des höchsten Kurses, der auf den Kaufszeitpunkt t_K bis zum Verkaufszeitpunkt t_V folgt, andererseits. Die erwartete Tradedauer $E[T]$ ist somit auch mit der Kurserwartung verbunden. Wie erwähnt ist das die Grundidee, auf der die vorliegende Arbeit basiert.

Um $E[T]$ nach (6) schätzen zu können, müssen zuerst $S(t)$ nach (5) und $h(t)$ nach (4) geschätzt werden.¹² Dazu ist zu spezifizieren, welche Kovariate betrachtet werden sollen, was also die Verteilung von T beeinflussen könnte. Wir haben bereits informell festgehalten, dass der gewünschte Profit eines Anlegers wohl am ehesten dann schnell erreicht wird, T also klein ist, wenn der Kurs $K(t_K)$ zum Startzeitpunkt ungewöhnlich niedrig ist. „Ungewöhnlich niedrig“ lässt sich formal präzisieren, wenn als Kovariate das Verhältnis von $K(t_K)$ zu

¹¹ Eine mathematische Herleitung dieser Formeln findet sich z. B. bei Misra (1992), S. 180ff.

¹² (5) und (6) wurden für den üblichen Fall einer stetigen Dauer T definiert, während Tradedauern diskret sind. Wir verzichten hier auf eine formal korrekte Unterscheidung.

dem durchschnittlichen Kurs aufgenommen wird. Durchschnittliche Kurse werden in der technischen Analyse häufig durch Moving Averages beschrieben; der Moving Average zur Periodenlänge m ist dabei für alle Zeitpunkte t definiert durch

$$MA_m(t) = \frac{1}{m} \cdot \sum_{j=t-m+1}^t K(j). \quad (8)$$

Anstatt einen einzelnen konkreten Moving Average zu betrachten, nehmen wir die Verhältnisse von $K(t_K)$ zu Moving Averages verschiedener Periodenlängen als Kovariate auf. Dadurch wird abgebildet, dass der aktuelle Kurs im Vergleich zu unterschiedlichen Umgebungen unterschiedlich wirken kann. So mag er z. B. im Vergleich zum durchschnittlichen Kurs der letzten Handelstage als recht niedrig erscheinen, im Vergleich zu dem des letzten Jahres aber als recht hoch. Wir wählen jeweils zwei kurze, mittlere und lange Fibonacci-Periodenlängen und logarithmieren die entsprechenden Verhältnisse¹³, sodass sich $x'\beta$ aus (4) zu

$$x'\beta = \beta_1 \cdot \log K(t_K) + \sum_{m \in \{8;21;55;89;144;377\}} \beta_m \cdot \log MA_m(t_K) \quad (9)$$

ergibt. Natürlich sind auch alle anderen Periodenlängen legitim.

Im nächsten Schritt müssen Daten (Beobachtungspunkte) gesammelt werden, die die Schätzung des unbekannt Parametervektors β und des Baseline Hazards $h_0(t)$ ermöglichen. Anstelle von Patienten sind diese Beobachtungspunkte im Trading die einzelnen Handelstage. Genauer wird zum Zeitpunkt der Schätzung für jeden in der Vergangenheit liegenden Handelstag t retropektivisch erhoben, wie lange es bei einem fingierten Kauf an diesem Tag (d. h. im Fall von $t_K = t$) gedauert hätte, bis die gewünschte Netto-Rendite erreicht worden wäre, wie groß also T gewesen wäre. Dabei kann es für einige Handelstage geschehen, dass der entsprechende fiktive Trade bis zum Schätzungszeitpunkt noch nicht beendet gewesen wäre, also nur eine Untergrenze für T angegeben werden kann. Diese Situation entspricht der oben beschriebenen Zensierung von Beobachtungspunkten und wird mit Hilfe einer Dummy-Variablen z vermerkt, die in einem solchen Fall den Wert $z = 1$ annimmt, ansonsten den Wert $z = 0$. Schließlich werden auch die Ausprägungen aller Kovariater an t festgehalten. Die Gesamtheit aus T , z und x für alle t ergibt die für die Schätzung von β und $h_0(t)$ notwendigen Daten. Auf die statistischen Details dieser Schätzung verzichten wir hier,¹⁴ da die meisten Statistikprogramme diese automatisiert durchführen können.

¹³ Es gilt $\log \frac{K(t_K)}{MA_m(t_K)} = \log K(t_K) - \log MA_m(t_K)$.

¹⁴ Sie finden sich z. B. bei Guo (2010), S. 73ff.

4 Tradedauer-basierte Indikatoren

Sind Schätzungen für $h_0(t)$ und β bekannt, können $S(t)$ sowie schließlich $E[T]$ und $\text{Var}[T]$ daraus abgeleitet werden. Das ist zum einen möglich für die in der Vergangenheit liegenden Beobachtungspunkte, um zu überprüfen, wie gut das gewählte Modell diese erklärt. Zum anderen ist es so aber auch möglich, und für Händler interessanter, diese Größen für den aktuellen Handelstag zu schätzen und daraus auf die zukünftige Kursentwicklung zu schließen. $E[T]$ gibt dann eine Antwort auf die Frage „Wenn ich heute Geld anlege, wie lange wird es erwartungsgemäß dauern, bis ich meine gewünschte Netto-Rendite erziele?“ und $\text{Var}[T]$ beschreibt, als wie präzise diese Antwort einzuschätzen ist.

Aus den Informationen, die $E[T]$ und $\text{Var}[T]$ bereitstellen, können verschiedene Indikatoren abgeleitet werden, die zusammen eine Klasse Tradedauer-basierter Indikatoren bilden. Wir beschränken uns hier auf ein naheliegendes Mitglied dieser Klasse, das wir als $MED(\alpha)$ -Indikator bezeichnen. Das Akronym „MED“ steht dabei für *Mean Expected Duration*, spielt zugleich aber auch auf die medizinische Herkunft der verwendeten Methodik an. Der $MED(\alpha)$ -Indikator ist für einen Parameter $\alpha > 0$ wie folgt definiert:

Definition: Der $MED(\alpha)$ -Indikator sendet genau dann ein Kaufsignal, wenn die erwartete Tradedauer $E[T] \leq \alpha$ und ihre Varianz $\text{Var}[T] \leq \sigma^2$ ist.

Durch die Wahl von α kann der Anleger ausdrücken, wie lange er durchschnittlich höchstens zu warten bereit ist, bis sich seine gewünschte Rendite realisiert: Je größer (kleiner) α , desto mehr (weniger) Kaufsignale werden gesendet. σ^2 ist dagegen eher ein Formparameter, dessen Wahl vergleichbar ist mit der der Periodenlängen der Moving Averages in (9): Sie ist eher vom Entwickler des Indikators zu treffen als vom Anleger. Wir wählen im Folgenden $\sigma^2 = \frac{\alpha^2}{4}$.

Der $MED(\alpha)$ -Indikator hat zwei bemerkenswerte Eigenschaften:

- Es ist nicht sinnvoll, ihn mit einem weiteren $MED(\alpha')$ -Indikator zu kombinieren, da der resultierende Indikator, abhängig von der Art der Kombination, entweder die gleichen Kaufsignale wie $MED(\alpha)$ oder wie $MED(\alpha')$ senden würde. Das reduziert den Grad an möglicher Willkür.
- Er sendet ausschließlich Kauf-, keine Verkaufssignale.¹⁵ Darin spiegelt sich wider, dass er ursprünglich für eine Handelsstrategie entwickelt wurde, bei der die Verkaufszeitpunkte eindeutig nach (3) bestimmt werden können.

¹⁵ Natürlich gehören zu der oben erwähnten Klasse von Tradedauer-basierten Indikatoren auch solche, die Verkaufssignale senden können. Bspw. könnte ein Indikator analog zum $MED(\alpha)$ definiert werden, der ein Verkaufssignal genau dann sendet, wenn $\text{Var}[T] > \sigma^2$ gilt und $E[T]$ einen bestimmten Wert überschreitet. Dieses Vorgehen läuft jedoch dem Prinzip zuwider, aus dem $E[T]$ abgeleitet wurde, weswegen wir hier darauf verzichten.

5 Evaluation

Wir wollen nun überprüfen, ob sich der vorgestellte Ansatz zur Ereigniszeitanalyse im Allgemeinen und der $MED(\alpha)$ -Indikator im Besonderen auch in einer praktischen Anwendung bewährt. Dazu versetzen wir uns in die Position eines Händlers, der im Jahr 2014 den DAX und dessen Mitglieder handeln möchte. Für alle weiteren Analysen gehen wir dabei fiktiv von Dauer-abhängigen Kosten in Höhe von jeweils 2% ($a_{trans} = a_{slip} = s = 0,02$) und Dauer-unabhängigen Kosten in Höhe von jeweils 1,25%, bezogen¹⁶ auf 250 Handelstage ($i = \tilde{r} = \tau = \frac{0,0125}{250}$), aus. Als gewünschte Rendite setzen wir 5% fest ($r = 0,05$). Als Kurs verwenden wir den Durchschnitt $K(t) = (Close(t) + High(t) + Low(t))/3$ der Close-, High- und Low-Kurse. Alle Schätzungen erfolgen mit Hilfe der frei verfügbaren Statistiksoftware *R* des R Core Team (2014) und des *rms*-Packages von Harrell (2014).

5.1 Qualitative Analyse des DAX im Jahr 2014

Zunächst wollen wir den DAX im Jahr 2014 handeln. Als Beobachtungspunkte zum Training unseres Modells verwenden wir dazu alle 1 412 Handelstage vom 3. Quartal 2008 an bis zum Ende 2013. Abb. 4 zeigt die Häufigkeitsverteilung der gemessenen Dauern fiktiver Trades in diesem Zeitraum (ohne zensierte Beobachtungen). Hier bestätigt sich, was wir oben bereits beschrieben haben: Ein klarer Hinweis für eine der üblichen Wahrscheinlichkeitsverteilungen ist nicht zu erkennen, sodass parametrische Schätzverfahren eher ungeeignet erscheinen.

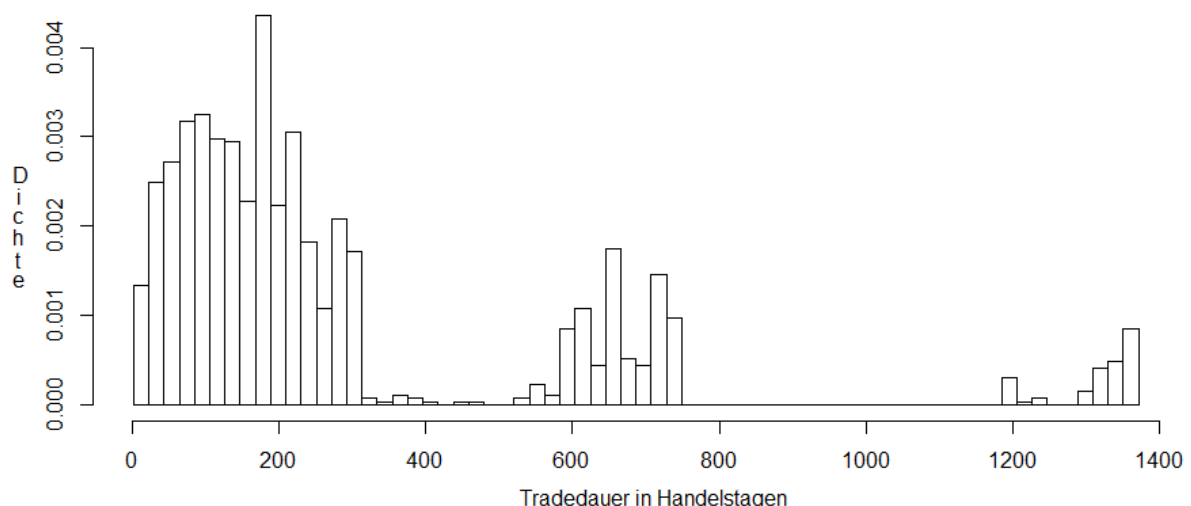


Abb. 4: Verteilung der hypothetischen Tradedauern für den DAX 07/2008-2013, ohne zensierte Beobachtungspunkte

¹⁶ Zinseszins-Effekte werden zur Vereinfachung vernachlässigt.

Tab. 1 zeigt das Ergebnis der Schätzung von (9) mit den angegebenen Trainingsdaten. Hier sind mehrere der ausgewiesenen Kennziffern interessant: Erstens stellen wir fest, dass unser Modell mit einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,236$ (d. h., 23,6% der Streuung in den Tradedauern werden durch die Streuung in den Kovariaten erklärt) ein für Trading-Modelle relativ gutes Erklärungsvermögen besitzt. Weiterhin bemerken wir, dass für die „kurzfristigen“ Moving Averages mit den Periodenlängen von 8, 21 und 55 Handelstagen kein signifikanter Einfluss auf die Tradedauern festgestellt werden konnte, während alle „langfristigen“ Moving Averages mit den Periodenlängen von 89, 144 und 377 hochsignifikant sind. Das würde dafür sprechen, dass sich die Entwicklung des DAX eher an lang- als an kurzfristigen Trends orientiert, was wegen seiner Indexeigenschaft auch so zu erwarten war. Weiter fällt auf, dass der Kurs ebenfalls hochsignifikant ist und ein negatives Vorzeichen besitzt. Das bestätigt die Vermutung, dass eine gewünschte Rendite umso schneller erreicht wird, desto mehr „ungewöhnlich niedrig“ der Kurs ist. Das spiegelt sich auch im positiven Vorzeichen des MA_{144} wider, während die negativen Vorzeichen des MA_{89} und des MA_{377} eher überraschen. Wir vermuten, dass letztere Korrekturbewegungen gegenüber der „Mitte“, d. h. gegenüber des MA_{144} ausdrücken.

Kovariate	Koeffizient	Standardfehler	p-Wert
$\log K$	-5,264	1,218	< 0,001
$\log MA_8$	+2,254	2,097	0,283
$\log MA_{21}$	+2,170	2,035	0,286
$\log MA_{55}$	+0,875	1,918	0,648
$\log MA_{89}$	-14,212	2,341	< 0,001
$\log MA_{144}$	+12,527	1,404	< 0,001
$\log MA_{377}$	-3,709	0,440	< 0,001
$n = 1\,412$ Beobachtungen, davon 119 zensiert, $R^2 = 0,236$			

Tab. 1: Schätzwerte für β aus (9) für den DAX 07/2008-2013

Basierend auf Tab. 1 wurden die Überlebensfunktionen und erwarteten Tradedauern für alle Handelstage im Jahr 2014 wie beschrieben geschätzt. Da sich der DAX seit dem Jahr 2012 in einem kontinuierlichen Aufwärtstrend befindet, die absoluten Kosten eines Trades also ebenfalls relativ hoch sind, wird die sich ergebende durchschnittliche erwartete Tradedauer von $\overline{E}[T] \approx 986$ Handelstagen (knapp 4 Jahren) evtl. überschätzt, auch wenn solche Werte durchaus nicht ungewöhnlich sind (vgl. Abb. 4). Um derartige Effekte zu kompensieren, verwenden wir einen $MED(\alpha)$ -Indikator mit einem dynamischen Parameter $\alpha = \overline{E}[T]$.

Die Kaufsignale des verwendeten Indikators sind zusammen mit dem DAX in Abb. 5 dargestellt. Man erkennt, dass die Tiefpunkte des Kurses im Allgemeinen sehr gut getroffen werden. Lediglich das Tief um den Handelstag 200 (Mitte Oktober 2014) wird etwas verfehlt. Zeitgleich ist die Falsch-Positiv-Rate relativ niedrig; die meisten Kaufsignale werden tatsächlich an lokalen oder globalen Tiefpunkten gesendet. Eine Ausnahme bildet erneut der Zeitraum nach dem 200. Handelstag, in dem Kaufsignale auch an einem Hoch gesendet werden. Beide Fehler mögen darin begründet liegen, dass sich der Indikator nicht schnell genug auf den raschen Tief-Hoch-Wechsel einstellen konnte. Evtl. können sie durch die Verwendung eines adaptiven Indikators, wie er in Abschnitt 6 skizziert ist, gelöst werden.

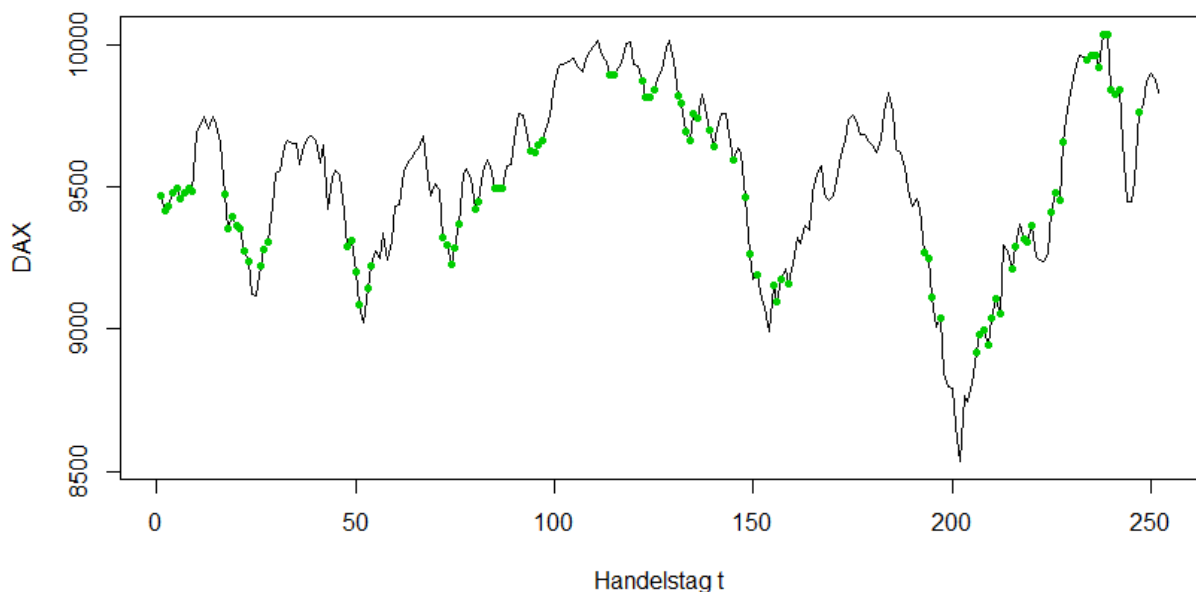


Abb. 5: Kaufsignale des $MED(\alpha)$ -Indikators für den DAX 2014

Wie die von dem $MED(\alpha)$ -Indikator erzeugten Kaufsignale verwertet werden, ist abhängig von der Handelsstrategie. Ein Anleger, der nur nach der Take-Profit-Strategie handelt, hätte basierend auf den Signalen aus Abb. 5 insgesamt 115 Trades begonnen, von denen Ende 2014 aber nur 4 abgeschlossen sind. Diese Trades konnten beendet werden, da auf das Tief Ende April herum sofort wieder ein Hoch folgte, sodass die Dauer-abhängigen Kosten schnell kompensiert werden konnten. Entsprechend beträgt die durchschnittliche Dauer dieser Trades auch nur 31,5 Handelstage, wobei eine Brutto-Rendite von durchschnittlich 14,577% erzielt werden konnte. Dass am Jahresende noch 111 Trades offen sind, verwundert angesichts der durchschnittlichen geschätzten Tradedauer von 986 Handelstagen nicht. Es mag aber dafür sprechen, dass sich die Take-Profit-Strategie im praktischen Trading nicht als alleinige Handelsstrategie eignet.

5.2 Quantitative Analyse der DAX-Mitglieder im Jahr 2014

Nachdem wir den $MED(\alpha)$ -Indikator anhand des Beispiels des DAX 2014 qualitativ untersucht haben, wollen wir ihn nun auch auf die gleiche Weise auf alle Mitglieder des DAX anwenden. Tab. 2 zeigt die Ergebnisse dieser eher quantitativ ausgerichteten Analyse. Mehrere Kennzahlen sind aufschlussreich:

- Das Bestimmtheitsmaß R^2 für das gewählte Modell unterscheidet sich stark zwischen den einzelnen Titeln. Es reicht von 7,9% bei Bayer bis hin zu 65,4% bei Lufthansa. Tendenziell sollten der $MED(\alpha)$ -Indikator natürlich eher auf Anlagen mit einem hohen Wert von R^2 angewandt werden.
- Für fast alle DAX-Mitglieder beeinflusst der aktuelle Kurs die Erwartung über die Tradedauer signifikant (markiert durch *). Da alle entsprechenden Koeffizienten negativ sind, bestätigt sich hier noch einmal, dass ein Kauf insb. dann sinnvoll ist, wenn der Kurs ungewöhnlich niedrig ist.
- Während der kurzfristige 8-periodige Moving Average nur in sehr wenigen Fällen einen signifikanten Einfluss aufweist, ist das für die 144- und 377-periodigen Moving Averages fast immer der Fall. Das legt auch außerhalb der Ereigniszeitanalyse nahe, dass der aktuelle Kurs eher im Vergleich zu länger- als zu kurzfristigen Durchschnitten zu sehen ist.
- Die durchschnittlichen Dauern von nicht-zensierten Trades nach der Take-Profit-Strategie während des Trainingszeitraums, $\overline{\text{Dauer}}$, schwanken zwischen 97,7 (Volkswagen) und 541,3 Handelstagen (Deutsche Telekom). Kleine Werte von $\overline{\text{Dauer}}$ sprechen dabei eher für einen anhaltend steigenden Kurs.
- Weiterhin halten wir fest, wie viele Kaufsignale der $MED(\alpha)$ -Indikator erzeugt und wie viele davon zu Trades führen, die noch innerhalb des Jahres 2014 beendet werden. Die entsprechenden Anteile reichen von 0% bei 131 Signalen (BASF) bis hin zu 100% bei 112 Signalen (Fresenius Medial Care).
- Für die in 2014 beendeten Trades messen wir ihre mittlere Dauer \overline{T} , die zwischen 13,0 (LANXESS) und 107,3 (Henkel vz) liegt. Interessanterweise korreliert \overline{T} nur relativ schwach mit $\overline{\text{Dauer}}$ (Korrelation: $\rho = 0,254$).
- Weiterhin messen wir für sie die erzielte Brutto-Rendite. Diese liegt einheitlich bei ca. 15%. Dieser relativ hohe Wert weist zum einen darauf hin, dass die Dauer-abhängigen Kosten sehr hoch sein müssen, da die gewünschte Netto-Rendite nur bei 5% liegt. Zum anderen ergibt er sich daraus, dass die Trades, die in 2014 noch nicht beendet sind, genau diejenigen sind, die eine geringere Brutto-Rendite aufweisen würden, wenn sie beendet würden.

Titel	R^2	β_1	β_8	β_{21}	β_{55}	β_{89}	β_{144}	β_{377}	Dauer	Signale	b. Trades	\bar{T}	r_{brutto}
adidas	10,0%	-2,0*	1,9	-2,2	1,8	2,3	-3,1*	-0,1	129,3	124	15 (12,1%)	32,1	15,4%
Allianz	59,7%	-9,9*	0,3	-2,8*	4,2*	-1,3	1,0	-3,5*	225,1	134	13 (9,7%)	74,5	15,6%
BASF	42,1%	-3,1*	0,2	0,2	0,7	0,7	-2,0*	-0,5*	169,9	131	0 (0%)	-	-
Bayer	7,9%	-1,0	0,1	3,2*	-9,7*	7,8*	-1,2	2,1*	232,7	140	68 (48,6%)	91,1	16,4%
Beiersdorf	10,7%	-1,9	-0,6	5,1*	-6,9*	1,9	0,4	-2,1*	286,6	92	6 (6,5%)	30,5	14,6%
BMW	22,0%	-2,9*	1,3	0,1	0,7	-6,2*	8,7*	-3,2*	125,7	117	29 (24,8%)	38,4	14,9%
Commerzbank	29,9%	-1,6*	1,2	-0,5	0,0	-1,6*	1,9*	-0,6*	278,0	122	53 (43,4%)	27,9	15,4%
Continental	17,0%	-1,7*	2,3*	-2,0*	3,4*	-4,5*	2,1*	-0,9*	110,2	113	12 (10,6%)	31,7	15,4%
Daimler	44,7%	-5,6*	2,8*	-2,0*	2,8*	-5,2*	4,0*	-3,5*	181,4	128	38 (29,7%)	44,6	15,1%
Deutsche Bank	32,5%	-4,3*	1,6	-1,1	2,6*	-1,7	-2,2*	1,9*	284,5	145	5 (3,4%)	27,8	14,6%
Deutsche Börse	52,2%	-9,0*	-0,5	1,7	-2,1	-3,3*	2,2*	2,2*	400,4	136	12 (8,8%)	39,4	14,8%
Deutsche Post	17,3%	-2,1*	1,7	-1,6	4,5*	-8,4*	3,1*	-0,2	274,2	0	0 (-)	-	-
Deutsche Telekom	64,3%	-21,6*	4,3	-0,6	-1,1	-9,8*	6,5*	-9,0*	541,3	87	73 (83,9%)	90,3	15,9%
E.ON	39,1%	-8,2*	1,3	-1,0	0,8	0,5	-1,9*	4,0*	532,8	120	43 (35,8%)	49,7	15,6%
Fresenius	10,9%	0,0	1,1	-1,1	-0,2	5,0*	-6,6*	0,7	167,5	172	9 (5,2%)	62,6	15,5%
Fresenius Medical	52,1%	-7,7*	0,2	1,6	1,4	-3,8	16,5*	-17,7*	248,5	112	112 (100%)	100,4	16,2%
HeidelbergCement	58,6%	-3,1*	0,8	-2,5*	1,7*	-3,5*	2,4*	-3,7*	253,9	111	53 (47,7%)	39,7	15,4%
Henkel vz	9,3%	-3,8*	1,6	-0,4	0,4	11,2*	-10,9*	1,3*	124,2	146	44 (30,1%)	107,3	16,2%
Infineon	47,2%	-1,0*	-2,3*	1,1	4,9*	-6,6*	2,2*	-1,1*	170,0	137	76 (55,5%)	45,1	15,2%
K+S	34,7%	-4,2*	1,0	0,9	-1,3*	-0,1	0,4*	1,7*	317,9	111	54 (48,6%)	35,2	15,2%
LANXESS	41,6%	-4,7*	4,3*	-0,7	1,4	-3,6*	2,9*	-2,2*	153,2	110	1 (0,9%)	13,0	14,8%
Linde	28,6%	-2,4*	-1,5	4,8*	1,0	-6,6*	1,8	0,0*	176,6	139	0 (0%)	-	-
Lufthansa	65,4%	-8,7*	2,3	-4,2*	8,7*	-12,5*	5,9*	-7,3*	242,6	105	46 (43,8%)	35,0	16,0%
Merck	58,9%	-5,3*	2,9	-1,4	-3,9*	-1,5	26,0*	-27,4*	275,1	0	0 (-)	-	-
Münchener Rück	40,3%	-11,4*	4,2*	-3,1	6,2*	-6,2*	5,5*	-14,1*	311,7	93	5 (5,4%)	40,2	14,8%
RWE	49,4%	-7,8*	0,7	-7,8*	7,0*	9,7*	-19,0*	16,3*	539,8	38	31 (81,6%)	82,6	16,1%
SAP	28,7%	-5,9*	-1,4	3,4*	-0,6	-9,7*	17,1*	-4,8*	156,3	0	0 (-)	-	-
Siemens	61,0%	-9,0*	8,4*	-11,5*	4,1*	5,0*	-2,7*	-4,5*	232,2	120	4 (3,3%)	28,0	14,8%
ThyssenKrupp	18,6%	-1,4	-0,3	-0,5	-1,9	1,6	0,5	0,4	223,0	127	74 (58,3%)	45,5	16,4%
Volkswagen vz	48,2%	-9,4*	0,6	-1,6	-0,3	2,8	3,9*	0,9*	97,7	118	21 (17,8%)	29,1	14,9%

Tab. 2: Ergebnisse je DAX-Mitglied für das Jahr 2014

6 Aus- und Rückblick

In dieser Arbeit wurde die Methodik der Ereigniszeitanalyse am Beispiel der Take-Profit-Strategie in das praktische Trading eingeführt. Daraus wurde ein Indikator, der $MED(\alpha)$ -Indikator, abgeleitet, dessen Performance anhand des DAX und seiner Mitglieder im Jahr 2014 evaluiert wurde. Neben diesem Indikator sind zahlreiche weitere Anwendungen der Ereigniszeitanalyse denkbar:

- Während der vorgestellte $MED(\alpha)$ -Indikator die erwartete Tradedauer $E[T]$ innerhalb einer Anlagemöglichkeit mit einem vorgegebenen Parameter α vergleicht, ist es auch denkbar, an jedem Handelstag die erwarteten Tradedauern von mehreren Anlagealternativen gegenüberzustellen. So könnte etwa ein Indikator definiert werden, der genau dann Kaufsignale sendet, wenn $E[T]$ für die aktuell betrachtete Anlage (z. B. die BMW-Aktie) signifikant geringer ist als der Durchschnitt aller $E[T]$ von fundamental ähnlichen Anlagen (z. B. aller Aktien von Autoherstellern). Dieser Ansatz würde einer Art „Marktvergleich“ einer Anlage entsprechen.
- In einer Erweiterung dieser Idee ist es ebenso möglich, die Werte von $E[T]$ über mehrere Anlagen hinweg für die Aufgabe der Portfolioselektion heranzuziehen: Tendenziell sollte eher in die Anlagen mit einer niedrigen erwarteten Tradedauer investiert werden.
- In (9) wurde spezifiziert, welche Kovariate sich auf die Tradedauer auswirken können. In der vorliegenden Arbeit wurden dabei mit Moving Averages rein technische Kovariate herangezogen. Zum einen kann dieser Ansatz noch erweitert werden, indem andere technische Indikatoren wie etwa das Auftreten bestimmter Formationen einbezogen werden. Zum anderen ergibt sich gerade hier aber auch die Möglichkeit zum Einbezug fundamentaler Informationen, etwa dem Vorliegen von neuen Presseberichten über die untersuchte Anlage. Zwar können diese natürlich nicht für die Zukunft vorhergesehen werden, aber durch die Schätzung für vergangene Handelstage wie in Tab. 1 kann ihr Einfluss auf die Tradedauer quantifiziert werden.
- Für die Evaluation des $MED(\alpha)$ -Indikators in Abschnitt 5 wurde der Vektor β der Kovariatenkoeffizienten sowie der Baseline Hazard $h_0(t)$ einmalig (statisch) für den Zeitraum 07/2008–2013 geschätzt und das Ergebnis wurde zur Vorhersage der Tradedauern für das Jahr 2014 angewandt. Eine mögliche Verbesserung dieses Ansatzes ergibt sich daraus, die Schätzung *adaptiv*, d. h., nach jedem vergangenen Handelstag neu durchzuführen und so sicherzustellen, dass sich der resultierende Indikator immer auf dem aktuellen Stand befindet. Das ist z. B. im Fall von Strukturbrüchen wichtig.

Bevor diese Erweiterungsmöglichkeiten angegangen werden, sollten aus wissenschaftlicher Sicht zunächst die Annahmen, die bislang getroffen wurden, entweder aufgelöst oder validiert werden. Insb. betrifft das die folgenden Punkte:

- Für das verwendete Modell proportionaler Hazardraten sollte überprüft werden, ob die aufgetretenen Hazardraten tatsächlich proportional zueinander sind, ob das Modell also valide ist. Falls nicht, so kann darüber nachgedacht werden, zu einem parametrischen Schätzungsverfahren zu wechseln. Dazu wäre jedoch zunächst eine entsprechende Theorie zu entwickeln.
- Die meisten Schätzverfahren der Ereigniszeitanalyse gehen davon aus, dass die einzelnen Beobachtungspunkte unabhängig voneinander sind (ein Patient also z. B. unabhängig von einem anderen stirbt). Da wir aufeinanderfolgende Handelstage als Beobachtungspunkte verwendet haben, ist diese Annahme zweifelsfrei verletzt - so spricht etwa eine kurze erwartete Tradedauer im Zeitpunkt t auch für eine kurze erwartete Tradedauer im Zeitpunkt $t + 1$. In unserer praktischen Anwendung hat sich diese Annahmenverletzung zwar als nicht problematisch herausgestellt, wissenschaftlich wäre sie aber durch ein Schätzverfahren mit abhängigen Beobachtungspunkten aufzulösen.

Zusammenfassend hoffen wir, mit der vorliegenden Arbeit durch die Ereigniszeitanalyse einen innovativen Tradingansatz entwickelt zu haben. Als „Nebenprodukt“ sind dabei aber noch einige weitere Erkenntnisse hervorgetreten:

- Es wurden die Schwachpunkte der häufig von Börsenanfängern angewandten Take-Profit-Strategie identifiziert, die in verschiedenen Arten von Dauerabhängigen Kosten begründet liegen.
- Durch (7) in Verbindung mit (3) wurde ein zentraler Zusammenhang zwischen der Take-Profit-Strategie, der Tradedauer, der Kursentwicklung und damit auch jeder anderen Handelsstrategie geschaffen.
- Der Einfluss des Verhältnisses des aktuellen Kurses zu einem durch Moving Averages verschiedener Periodenlängen gemessenen durchschnittlichen Kurs auf die Hazardrate und damit auch wieder auf die weitere Kursentwicklung wurde quantifiziert. Wir glauben, dass es von großem Nutzen sein kann, die teilweise überraschenden Ergebnisse theoretisch zu untersuchen.

Literatur

- Cox, D. R.: Regression Models and Life-Tables, in: *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)* 34(2), S. 187-220.
- Glennon, D. und Nigro, P.: Measuring the Default Risk of Small Business Loans: A Survival Analysis Approach, in: *Journal of Money, Credit and Banking* 37(5), S. 923-947. 2005.
- Gregoriou, G.: Hedge fund survival lifetimes, in: *Journal of Asset Management* 3(3), S. 237-252. 2002.
- Guo, S.: *Survival Analysis*. Oxford: Oxford University Press. 2010.
- Harrel, F. E. Jr.: *rms: Regression Modeling Strategies*.
<http://CRAN.R-project.org/package=rms>. 2014.
- Kaplan, E. L. und Meier, P.: Nonparametric estimation from incomplete observations, in: *Journal of the American Statistical Association* 53(282), S. 457-481. 1958.
- Markowitz, H.: Portfolio Selection, in: *Journal of Finance* 7(1), S. 77-91. 1952.
- Misra, K. B.: *Reliability Analysis and Prediction: A Methodology Oriented Treatment*. Amsterdam: Elsevier Science Ltd. 1992.
- Nick, M.: *WISO: Finanzprodukte: richtig verstehen, sicher auswählen*. Frankfurt am Main: Campus Verlag. 2012.
- R Core Team: *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Wien:
<http://www.R-project.org>. 2014.