

Zur Kombination von Handelssignalen

Einführung der Evidenztheorie in das Trading, mit Anwendung auf das Social Trading

Dr. Patrick Winter (mail [at] patrick-winter.de)

Inhalt

In dieser Arbeit untersuchen wir, wie Anleger mehrere Handelssignale (z.B. verschiedene Indikatoren, Meinungen anderer Anleger usw.) am besten miteinander kombinieren sollten. Dazu übertragen wir die Evidenztheorie nach Dempster (1967) und Shafer (1976) in das Trading. Wir wenden die dadurch entwickelte Methodik auf das Social Trading an; genauer auf das Copy Trading, bei dem Anleger die Portfolios erfolgreicher anderer Anleger kopieren.

1. Einleitung

Gegeben eines fixen Portfolios, dreht sich jede Anlagestrategie im Kern um die gleiche Grundfrage: Wird der Kurs steigen oder fallen? Unterschiede zwischen verschiedenen Strategien bestehen in dem gewählten Vorgehen, um diese Frage zu beantworten. Die wenigsten Anleger werden sich dabei nur auf ihr Gefühl oder gar Glück verlassen. Viel eher werden Handelsentscheidungen auf der Grundlage von Informationen getroffen; diese lassen sich klassischerweise in drei Kategorien einteilen, je nachdem, ob sie aus dem historischen Kurs (technische), aus dem zugrundeliegenden Basistitel (fundamentale) oder aus dem Verhalten anderer Anleger (soziale¹) abgeleitet werden.

Jede dieser Informationen kann bereits für sich allein als Handelssignal – d.h. kaufen (1) oder nicht kaufen/verkaufen (0) – interpretiert werden. Jedoch wird es nur in den seltensten Fällen vorkommen, dass alle Informationen, die ein Anleger einholt, in die gleiche Richtung weisen, also das gleiche Signal geben. Ist dem aber nicht so, so *muss* der Anleger die dann widersprüchlichen Signale in irgendeiner Weise miteinander kombinieren, um daraus eine Handelsregel ableiten zu können – kein Weg führt daran vorbei. Dabei muss er natürlich auch berücksichtigen, dass verschiedene Signale von verschiedener Zuverlässigkeit sein können, und entsprechend abwägen.

Momentan geschieht diese Kombination von Handelssignalen meist heuristisch. Eine einfache Regel könnte beispielsweise sein, zu kaufen, wenn zwei Indikatoren gleichzeitig einen kritischen Bereich erreichen (und damit ein Signal geben). Man erkennt schnell die Schwächen einer solchen Regel – so sind die zwei Indikatoren nahezu willkürlich gewählt und die verbleibenden Signale (etwa anderer Indikatoren) werden ausgeblendet. Weiterhin wird die verschiedene Zuverlässigkeit einzelner Signale nicht berücksichtigt. In der Praxis werden zwar auch um ein Vielfaches komplexere Regeln entworfen (und von ihren Erfindern dann oft wie ein Schatz gehütet); betrachtet man diese aber doch einmal genauer, so findet man meist ebenso viel Willkür und fehlende Formalität vor wie bei dem erwähnten Beispiel, wenngleich das dann auch hinter aufwendigen Berechnungen versteckt sein mag.

Ein systematischer Ansatz zur Kombination von Handelssignalen scheint bislang nicht zu existieren, zumindest aber nicht im praktischen Trading angekommen zu sein. Das ist umso erstaunlicher, als dass das generellere Problem der Kombination verschiedener domänenunabhängiger Signale bereits seit Jahrzehnten wissenschaftlich betrachtet wird (eine gute Übersicht über diese Thematik gibt z.B. Carl 2001). Das Ziel dieser Arbeit ist es deshalb, diese wissenschaftlichen Erkenntnisse auf die Domäne des Tradings zu übertragen und dabei so zu erweitern, dass daraus – vielleicht erstmals – eine analytische Grundlage für die Kombination von Handelssignalen abgeleitet werden kann.

¹ Manchmal liest man, soziale Informationen würden erst jetzt, in Zeiten des Web 2.0, in Geldanlagestrategien integriert. Daran ist richtig, dass solche Informationen heute viel regelmäßiger und viel mehr Anlegern zur Verfügung stehen als früher; selbstverständlich aber ist es schon seit jeher gang und gäbe, sich bei Anlageentscheidungen auch vom Verhalten oder Tipps anderer Anleger inspirieren zu lassen.

2. Die Evidenztheorie im Trading

2.1. Einführung

Wie eingangs erwähnt, ist die Grundfrage jeder Handelsstrategie, ob der Kurs steigen oder fallen wird. Diese lässt sich statistisch durch zwei sich gegenseitig ausschließende Hypothesen abbilden:

$H\uparrow$: *Der Kurs wird steigen.*

$H\downarrow$: *Der Kurs wird fallen (oder stagnieren²).*

Ob ein Anleger sich entscheidet, zu kaufen oder nicht zu kaufen (bzw. zu verkaufen), hängt nun davon ab, wie sehr er an jede der beiden Hypothesen *glaubt*. Dieser Glaube *bel* (engl. belief) wird durch die Informationen beeinflusst, über die der Anleger verfügt. Da diese Informationen allerdings nicht vollkommen zuverlässig sein können, sind auch die Vorstellungen des Anlegers mit Unsicherheit behaftet. Um beide Faktoren – den Glauben und die damit verbundene Unsicherheit – gleichzeitig abbilden zu können, reicht das klassische, eindimensionale Wahrscheinlichkeitskonzept nicht aus. Dempster (1967) und Shafer (1976) haben deshalb die Evidenztheorie entwickelt, die den Wahrscheinlichkeitsbegriff entsprechend auf ein zweidimensionales Maß erweitert.

Die Neuerung ihrer Konzeption wird deutlich, wenn man z.B. die Situation betrachtet, dass ein Anleger, der zunächst über keine Informationen verfügt (es gilt also $bel(H\uparrow) = 0$ und $bel(H\downarrow) = 0$, da der Anleger noch keinen Grund hat, an ein Steigen oder ein Fallen des Kurses zu glauben), nach dem Rat eines Börsen-Gurus fragt. Mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit, z.B. 70%, ist dieser Guru zuverlässig. Mit der entsprechenden Gegenwahrscheinlichkeit, hier 30%, ist er unzuverlässig; das bedeutet nun aber nicht, dass er mit seiner Prognose in diesem Fall zwingend falsch liegen muss! Es bedeutet lediglich, dass hier nichts darüber *bekannt* ist, ob er richtig liegt oder nicht. Prognostiziert der Guru also etwa, dass der Kurs steigen wird, so stärkt dies den Glauben des Anlegers an $H\uparrow$: es gilt jetzt $bel(H\uparrow) = 0.7$. Gleichzeitig bleibt $bel(H\downarrow) = 0$ aber unverändert, da der Rat des Gurus den Glauben des Anlegers an ein Fallen des Kurses nicht bestärkt.

$bel(H\uparrow)$ ist – aus der Sicht des Anlegers – eine untere Grenze für die Wahrscheinlichkeit dafür, dass der Kurs steigen wird. Die obere Grenze dieser Wahrscheinlichkeit, die sogenannte Plausibilität pl von $H\uparrow$, ist gegeben durch $pl(H\uparrow) = 1 - bel(H\downarrow)$, was sich im gegebenen Beispiel zu 1 berechnet. Das Intervall $[bel(H\uparrow); pl(H\uparrow)]$ drückt die Unsicherheit des Anlegers aus; hier würde er also daran glauben, dass der Kurs mit einer Wahrscheinlichkeit zwischen 70% und 100% steigt.

2.2. Beispiel zur Kombination zweier Handelssignale

Dieses Rahmenwerk erlaubt es nun, verschiedene Handelssignale miteinander zu kombinieren. Zunächst wollen wir zur Illustration einen einfachen Spezialfall betrachten, nämlich den von nur genau zwei Signalen. Ein Signalgeber kann dabei wieder der oben erwähnte Börsen-Guru sein; der andere sei z.B. ein bestimmter technischer Indikator, dessen Zuverlässigkeit der Anleger auf 40% schätzt. Es sind nun vier verschiedene Fälle möglich, die in Tabelle 1 dargestellt sind.

		Signal 2 (z.B. Technischer Indikator)	
		steigen	fallen
Signal 1 (z.B. Börsen-Guru)	steigen	Fall 1a	Fall 2a
	fallen	Fall 2b	Fall 1b

Tabelle 1: Mögliche Fälle bei der Kombination zweier Handelssignale.

Da die Fälle 1b und 2b zu den Fällen 1a bzw. 2a analog sind, genügt es, letztere zu betrachten.

² Die Alternative, dass der Kurs sich nicht ändert, könnte äquivalent auch unter $H\uparrow$ subsumiert werden. Sie spielt für die folgenden Betrachtungen keine Rolle.

Fall 1a (analog 1b, konsistente Signale):

In Fall 1a sind beide Signale konsistent, denn beide sprechen dafür, dass der Kurs steigen wird. Offensichtlich sollte das den Glauben des Anlegers an $H\uparrow$ im Vergleich zum obigen Beispiel noch einmal erhöhen, seinen Glauben an $H\downarrow$ und damit die Plausibilität von $H\uparrow$ aber weiterhin nicht beeinflussen. Wiederum sind hier vier Fälle zu unterscheiden; diesmal jedoch danach, ob die beiden Signale jeweils zuverlässig sind oder nicht (siehe Tabelle 2).

		Technischer Indikator	
		zuverlässig (40%)	unzuverlässig (60%)
Börsen-Guru	zuverlässig (70%)	0.7×0.4 $= 0.28$ 0	0.7×0.6 $= 0.42$ 0.583
	unzuverlässig (30%)	0.3×0.4 $= 0.12$ 0.167	0.3×0.6 $= 0.18$ 0.25

Tabelle 2: Wahrscheinlichkeitstabelle für das Beispiel (fett = normalisiert im Fall 2a).

In drei dieser vier Fälle ist mindestens eines der beiden Signale zuverlässig, was bedeutet, dass der Kurs tatsächlich steigen wird. $bel(H\uparrow)$ ergibt sich zu $bel(H\uparrow) = 0.28 + 0.42 + 0.12 = 0.82$, sodass die untere Grenze für die subjektive Wahrscheinlichkeit eines Kursanstiegs 82% beträgt. Diese liegt, wie erwartet, über den 70% des obigen Beispiels, und, da es erneut keine Evidenz für das Fallen des Kurses gibt, gilt ebenso weiterhin $pl(H\uparrow) = 1$. Man erkennt, dass die Unsicherheit des Anlegers durch die neue Information des technischen Indikators geringer geworden ist, da das Intervall für die Wahrscheinlichkeit eines Kursanstiegs um 40% ($=1-(1-0.82)/(1-0.7)$) enger geworden ist.

Fall 2a (analog 2b, inkonsistente Signale):

Bislang erscheint die Evidenztheorie einleuchtend, aber vielleicht noch nicht wirklich innovativ. Ihre eigentliche Stärke kommt erst zum Tragen, wenn sich zwei Signale widersprechen, diese also inkonsistent sind. Wie oben schon erwähnt, werden solche gegensätzlichen Signale in der Praxis nicht die Ausnahme, sondern den Regelfall darstellen. In unserem Beispiel entspricht dies Fall 2a, denn in diesem widerspricht die Prognose des technischen Indikators (fallen) der des Börsen-Gurus (steigen).

Die Wahrscheinlichkeitstabelle der beiden Signale sieht trotzdem zunächst ebenso aus wie in Fall 1a (siehe erneut Tabelle 2). Diesmal allerdings gibt es einen entscheidenden Unterschied: Wenn sich die beiden Signale widersprechen, können nicht länger beide zuverlässig sein! Da der entsprechende Fall also unmöglich ist, muss seine Auftrittswahrscheinlichkeit von 0.28 auf die anderen drei Fälle umverteilt werden. Dazu werden deren Wahrscheinlichkeiten so skaliert, dass sie zusammen wieder 1 ergeben. Der Fall etwa, in dem beide Signale unzuverlässig sind, erhält so die neue Wahrscheinlichkeit $0.18/(0.42 + 0.12 + 0.18) = 0.25$ zugeordnet. Die restlichen so normalisierten Wahrscheinlichkeiten sind aus Tabelle 2 ersichtlich (fett gedruckt). Der Anleger wird nun nur noch mit $bel(H\uparrow) = 0.583$ an ein Steigen des Kurses glauben (denn mit dieser normalisierten Wahrscheinlichkeit liegt der Börsen-Guru richtig), mit $bel(H\downarrow) = 0.167$ jetzt aber auch an ein Fallen, wie vom technischen Indikator signalisiert! Entsprechend sinkt die Plausibilität eines Kursanstiegs, nämlich auf $pl(H\uparrow) = 1 - 0.167 = 0.833$, sodass dessen Wahrscheinlichkeit nun im Intervall $[0.583; 0.833]$ liegt. In der Länge dieses Intervalls, $0.833 - 0.583 = 0.25$, zeigt sich erneut die Unsicherheit des Anlegers. Diese ist größer als im Fall 1a, aber immer noch kleiner als in der Ausgangssituation. Hier spiegelt sich wider, dass alle Informationen immer einen positiven Wert für den Anleger haben, unabhängig davon, ob sie seine bisherigen Annahmen stützen oder diesen widersprechen.

2.3. Formalisierung für beliebig viele Handelssignale

Bevor wir nun überlegen, wie sich $bel(H\uparrow)$ und $pl(H\uparrow)$ (und die entsprechenden Werte für $H\downarrow$) verwerten lassen, wollen wir ihre gerade nur exemplarisch dargestellten Berechnungen auf beliebig viele und beliebige Handelssignale sowie beliebige Zuverlässigkeitswerte verallgemeinern. Allerdings verzichten wir hier darauf, das in einer mathematisch rigorosen, wissenschaftlichen Form zu tun – den interessierten Leser verweisen wir an Dempster (1967) und Shafer (1976) – und arbeiten viel eher eine Formalisierung heraus, in der die gezeigte Methodik praktisch von Anlegern angewandt werden kann.

Bezeichne n die Anzahl der Signale, die dem Anleger für einen bestimmten Kurs vorliegen. Seien weiter S_1, \dots, S_n diese Signale, wobei S_i entweder den Wert 1 annimmt, was ein Signal in Richtung $H\uparrow$ bedeute, oder den Wert 0, was ein Signal in Richtung $H\downarrow$ bedeute. Schließlich seien r_1, \dots, r_n die Zuverlässigkeiten (engl.: reliabilities) dieser Signale mit $0 \leq r_i < 1$, wobei 1 100%, also ein (hypothetisches) perfektes Signal bedeuten würde. Auf die Frage, woher diese Zuverlässigkeiten kommen, werden wir unten noch eingehen; für den Moment nehmen wir sie als gegeben an.

Nun folgt ein vierstufiges Vorgehen:

1. Schritt: Bilde alle erdenklichen Fälle möglicher Zuverlässigkeiten aller n Signale. Dies sind genau 2^n Fälle; im obigen Beispiel für $n = 2$ Signale etwa waren es $2^2 = 4$. Es ist hilfreich, sich diese Fälle als Folge von n Bits vorzustellen, wobei das i -te Bit den Wert 1 annimmt, falls das Signal S_i zuverlässig sein soll, und den Wert 0 sonst. Oben würde der Fall „Der Börsen-Guru ist zuverlässig, der technische Indikator aber nicht“ etwa durch die Bitfolge „10“ repräsentiert. Im Folgenden indexiere j einen dieser 2^n Fälle, B_j sei die zugehörige Bitfolge und $B_{j,i}$ ihr i -tes Bit.

2. Schritt: Für jeden Fall j :

2.1. Berechne seine Auftrittswahrscheinlichkeit p_j als

$$p_j = \prod_{i=1}^n r_i^{B_{j,i}} \cdot (1 - r_i)^{1-B_{j,i}} \quad (1)$$

Im obigen Beispiel hätte der Fall mit der Bitfolge „10“ etwa die Auftrittswahrscheinlichkeit $p_{"10"} = 0.7^1 \cdot 0.3^0 \cdot 0.4^0 \cdot 0.6^1 = 0.7 \cdot 0.6 = 0.42$ (vgl. Tabelle 2).

2.2. Nun gibt es vier verschiedene Möglichkeiten, die wir durch eine nominale Variable K_j ausdrücken. Die erste Möglichkeit, abgebildet durch $K_j = 1$, ist trivial; sie liegt für genau den einen Fall vor, in dem *alle* Signale als unzuverlässig angenommen werden, B_j also nur aus Nullen besteht. Die zweite bzw. dritte Möglichkeit liegt dann vor, wenn alle Signale i , die als zuverlässig angenommen werden, für die also $B_{j,i} = 1$ gilt, konsistent sind, also in die gleiche Richtung weisen – $K_j = 2$ bilde dies für die Richtung eines Kursanstiegs ab, $K_j = 3$ für die eines Kursverfalls. Für das Gros aller Fälle wird aber die letzte Möglichkeit auftreten, in der sich manche der als zuverlässig angenommen Signale widersprechen – $K_j = 4$. Formal kann diese Fallunterscheidung wie folgt geschrieben werden:

$$K_j = \begin{cases} 1 & \text{falls } B_{j,i} = 0 \forall i \\ 2 & \text{falls } S_i = 1 \forall i | B_{j,i} = 1 \\ 3 & \text{falls } S_i = 0 \forall i | B_{j,i} = 1 \\ 4 & \text{sonst} \end{cases} \quad (2)$$

Für den obigen Fall 2a etwa wären $K_{"00"} = 1$, $K_{"10"} = 2$, $K_{"01"} = 3$ und $K_{"11"} = 4$.

3. Schritt:

- 3.1. Berechne die Summe P der Auftretswahrscheinlichkeiten aller nicht-unmöglichen Fälle (d.h. aller Fälle, für die $K_j \neq 4$ ist):

$$P = \sum_{j|K_j \neq 4} p_j. \quad (3)$$

Im obigen Beispiel wäre P für Fall 2a gegeben durch $P = 0.42 + 0.12 + 0.18 = 0.72$. Zu beachten ist, dass P für den Fall ausschließlich konsistenter Signale (oben Fall 1a) den Wert 1 annimmt und damit für die folgenden Berechnungen irrelevant wird.

- 3.2. Berechne für jeden Fall j die normalisierte Auftretswahrscheinlichkeit p_j^* als

$$p_j^* = p_j/P. \quad (4)$$

Oben hatten wir im Fall 2a so z.B. $p_{00}^* = 0.18/0.72 = 0.25$ errechnet.

4. Schritt: Schließlich können $bel(H\uparrow)$ und $bel(H\downarrow)$ durch Summierung genau der zugehörigen normalisierten Wahrscheinlichkeiten berechnet werden, und damit auch $pl(H\uparrow)$ und $pl(H\downarrow)$:

$$bel(H\uparrow) = \sum_{j|K_j=2} p_j^*, \quad (5a)$$

$$bel(H\downarrow) = \sum_{j|K_j=3} p_j^*, \quad (5b)$$

$$pl(H\uparrow) = 1 - bel(H\downarrow), \quad (5c)$$

$$pl(H\downarrow) = 1 - bel(H\uparrow). \quad (5d)$$

2.4. Bestimmung der Zuverlässigkeiten

Wir haben nun gesehen, wie sich beliebige Handelssignale miteinander kombinieren lassen. Die dazu durchgeführten Rechnungen basierten rein auf logischen Überlegungen und waren daher alles andere als willkürlich. Jedoch hat der gezeigte Ansatz bislang noch einen Schönheitsfehler: Zur Berechnung von (1) ist es notwendig, die Zuverlässigkeit r_i jedes einzelnen Signals S_i zu kennen. Die klassische Evidenztheorie betrachtet diese Zuverlässigkeiten als exogen gegeben; wir wollen dieser Annahme aber nicht folgen: Wer kann schon sagen, mit welcher Wahrscheinlichkeit eine Information über den Kurs zuverlässig sein wird? Die manuelle Spezifikation der r_i würde wieder genügend Freiraum für Willkür lassen; wir möchten daher ein rein mechanistisches Verfahren für ihre Bestimmung erarbeiten.

Überlegen wir uns dazu zunächst, wann wir in der Praxis etwa einen Börsen-Guru als zuverlässig bezeichnen würden. Doch dann, wenn er mit seinen Voraussagen möglichst oft richtig liegt. Kennen wir den Anteil w_i seiner Voraussagen, die sich bislang erfüllt haben, so können wir daraus einen Schätzwert für r_i berechnen. Diese Annahme kann im Börsenhandel als durchaus gegeben betrachtet werden, immerhin kann man die meisten Signalgeber leicht anhand historischer Kursdaten evaluieren. Entscheidend und eine große Vereinfachung ist dabei, dass hier jedes Signal *einzel*n betrachtet werden kann, da es nicht mehr darum geht, daraus eine Handelsentscheidung abzuleiten. Möchte man also z.B. w_i für einen bestimmten Indikator ermitteln, so muss lediglich ein gewisser Zeitraum definiert werden, sagen wir 100 Handelstage, und geprüft werden, wie oft an diesen Handelstagen er das richtige Signal gegeben hat. War dies z.B. 60-mal der Fall, so wäre $w_i = 60/100 = 0.6$. Mit jedem weiteren Handelstag, der vergeht, kann dieser Wert dann geupdated werden, wodurch w_i immer genauer und aktueller wird. „Schlechte“ Signalgeber werden durch dieses Verfahren also automatisch Stück für Stück immer unbedeutender, bis sie schließlich ganz aussortiert werden!

Einfach $r_i = w_i$ zu setzen, käme aber einem Denkfehler gleich – ist es doch gerade eine wesentliche Erkenntnis oder Neuerung der Evidenztheorie, dass es nicht dasselbe ist, ob ein Signal *zuverlässig* (gemessen durch r_i) oder *korrekt* (gemessen durch w_i) ist: Wie wir schon in Kapitel 2.1. erläutert haben, kann ein Signal, das unzuverlässig ist, durchaus trotzdem korrekt sein (ohne weiteres Wissen geschieht dies mit einer Wahrscheinlichkeit von 50%)! Entsprechend ist die Beziehung zwischen r_i und w_i komplexer; man kann sie bayesianisch interpretieren und dann wie es in

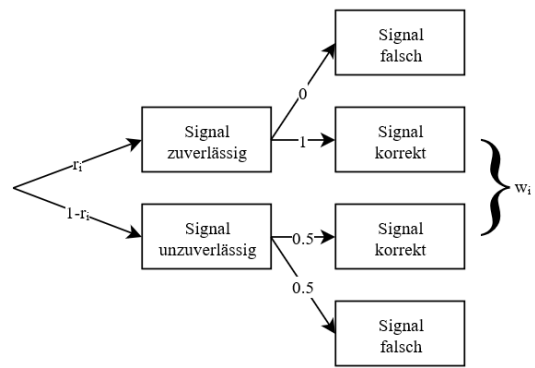


Abbildung 1: Beziehung zwischen r_i und w_i .

Abbildung 1 gezeigt ist visualisieren. Diese Beziehung lässt sich durch Anwendung der Pfadregel mathematisch ausdrücken als $w_i = r_i \cdot 1 + (1 - r_i) \cdot 0.5 = 0.5 + 0.5 \cdot r_i$, oder, für uns interessanter,

$$r_i = \max(2 \cdot w_i - 1; 0).^3 \quad (6)$$

Sie ist auch intuitiv interpretierbar: Lag ein Signal in der Vergangenheit immer richtig ($w_i = 1$), so kann es – bis auf weiteres – als vollkommen zuverlässig gelten ($r_i = 2 \cdot 1 - 1 = 1$). Lag ein Signal dagegen nur in der Hälfte der Fälle richtig ($w_i = 0.5$), so ist es als vollkommen unzuverlässig einzustufen ($r_i = 2 \cdot 0.5 - 1 = 0$), da es nur „rät“ – ein Münzwurf wäre ebenso gut. Lag ein Signal noch nicht einmal in der Hälfte der Fälle richtig ($w_i < 0.5$), ist es also sogar schlechter als Raten, so muss es ebenso als vollkommen unzuverlässig gelten (negative Werte von r_i wären unzulässig).⁴

2.5. Persönlichkeit des Anlegers und Handelsregel

Nachdem nun auch die Zuverlässigkeiten endogen berechnet werden können, ist der vorgestellte Ansatz vollkommen objektiv. Allerdings muss dem Anleger auch an irgendeiner Stelle Gelegenheit gegeben werden, seine „Persönlichkeit“ auszudrücken, genauer seine Risikoeinstellung – schließlich werden selbst bei identischer Informationslage nicht alle Anleger zu der gleichen Handelsentscheidung gelangen *wollen*. Dieser subjektiven Komponente kann bei der Ableitung einer Handelsregel aus den erhaltenen Glaubens- und Plausibilitätswerten Rechnung getragen werden. Grundsätzlich gilt dabei:

Ein Anleger sollte prinzipiell dann kaufen, wenn er

- hinreichend von einem Kursanstieg überzeugt ist, wenn also $bel(H\uparrow) > \alpha$ gilt.
- keinen hinreichenden Anlass hat, einen Kursverfall anzunehmen, wenn also $bel(H\downarrow) < \beta$ gilt; anders ausgedrückt muss der Kursanstieg hinreichend plausibel sein, also $pl(H\uparrow) > 1 - \beta$ gelten.

α und β mit $\alpha, \beta \in (0; 1)$ sind dabei die beiden Parameter, die die Risikoeinstellung des Anlegers ausdrücken, also spezifizieren, was für ihn persönlich „hinreichend“ bedeutet. Er ist dabei umso risikoscheuer, je größer er α und je kleiner er β wählt. Mit zunehmender Risikoscheue wird es natürlich zu weniger Trades kommen (denn die Bedingungen sind seltener erfüllt), während die doch zustande gekommenen Trades dafür aber tendenziell umso profitabler sein sollten.⁵

Für den Verkauf gelten die gleichen Regeln; es ist lediglich $H\uparrow$ durch $H\downarrow$ zu ersetzen. Auch dürfen α und β hier anders als beim Kauf gewählt werden; so legen vergleichbare Ergebnisse vieler Studien (berühmt geworden ist v.a. die von Kahneman & Tversky 1979) nahe, dass Anleger beim Verkauf eine andere Risikoeinstellung haben können als beim Kauf.

³ Die hier vorgestellte Berechnung des Zusammenhangs von r_i und w_i ist vereinfacht, da sie relative Häufigkeiten und Wahrscheinlichkeiten implizit miteinander vermischt. In einer mathematisch exakten Herleitung mittels des Maximum-Likelihood-Verfahrens – wir verzichten an dieser Stelle auf eine solche – ergibt sich jedoch ebenfalls (6). Aus ihr erkennt man auch besser, woraus das Maximum in (6) resultiert.

⁴ In diesem Fall ist jedoch zu überlegen, das Signal in sein Gegenteil zu verkehren.

⁵ Einen interessanten Spezialfall stellt die Wahl von $\alpha = bel(H\downarrow)$ und $\beta = bel(H\uparrow)$ dar; für diesen erfolgt der Kauf genau dann, wenn der Anleger eher an einen Kursanstieg glaubt als an einen Kursverfall.

3. Anwendung auf das Social Trading

3.1. Zielsetzung

Wie schon erwähnt, lässt sich die in dieser Arbeit entwickelte Methodik auf beliebige Handelssignale anwenden, egal, ob diese technischen, fundamentalen oder sozialen Ursprungs sind. Gerade letztere Gruppe ist aktuell aber besonders interessant: Zum einen ist das Social Trading momentan durch diverse entsprechende Plattformen wie z.B. ayondo oder eToro im Rahmen von „Fintech“-Startups überaus populär. Zum anderen basieren soziale Signale, hier also die Entscheidungen erfolgreicher Anleger, meist auf komplexen, viele verschiedene Kennzahlen berücksichtigenden Verfahren. Es liegt also nahe, (bezogen auf einen bestimmten Basistitel) nicht nur die Meinung eines einzelnen solchen Anlegers einzuholen, sondern möglichst viele Meinungen dazu zu kombinieren, und dann nur die Titel zu handeln, für die unter diesen Experten größtenteils Konsens bzgl. der zukünftigen Kursentwicklung herrscht. Wenn die große Mehrzahl erfolgreicher Anleger anhand verschiedenster Verfahren etwa zu dem Ergebnis kommt, dass ein Kurs steigen wird, so kann doch, so scheint es zumindest, kaum etwas dagegen sprechen, dass dies tatsächlich so geschehen wird! Mit Hilfe unserer Methodik wollen wir nun überprüfen, ob diese Strategie tatsächlich so einfach funktioniert.

3.2. Vorgehen und Datensatz

Leider sind Social Trading-Plattformen natürlich nicht für solche Analysen ausgelegt. So gibt es auch keine Möglichkeit, die zu beobachtenden Signale automatisiert abzurufen. Glücklicherweise ist es auf eToro (www.eto.com), der momentan größten Plattform für Copy Trading – einer Spezialform von Social Trading, bei der die Handelsentscheidungen der Anleger, denen man folgen möchte, direkt übernommen werden –, aber zumindest möglich, die für unsere Methodik notwendigen Daten von Hand zu sammeln, wenn dies auch einen größeren manuellen Aufwand bedeutet.

Bei dieser Datensammlung und -aufbereitung wurde das folgende Vorgehen angewandt:

1. Zunächst haben wir eine größere Anzahl von Anlegern herausgesucht, die wir (fiktiv) „kopieren“ wollten. Dabei haben wir darauf geachtet, eine Mischung aus bislang besonders erfolgreichen und bislang eher weniger erfolgreichen Anlegern zu erhalten – schließlich sollte unsere Methodik letztere automatisch geringer gewichten. Für jeden dieser Anleger wurde entsprechend die Kennzahl „% erfolgreicher Trades“ aufgezeichnet, die ungefähr w_i widerspiegelt.
2. Für jeden Basistitel, der an einem Stichtag in mindestens einem der aktuellen Portfolios dieser Anleger enthalten war – unabhängig von seiner Art (z.B. Aktie, Index, Devisen usw.) – wurden die aktuellen Positionen (long oder short) aller betrachteten Anleger erfasst, sofern sie diesen Titel handelten. Titel, die nur von einem einzigen Anleger gehandelt wurden, wurden ausgeschlossen, da bei solchen Titeln nur ein einzelnes Signal vorliegt, also nichts kombiniert werden kann. Außerdem wurden einige wenige Titel aus anderen Gründen (z.B. Datenlücken) ausgeschlossen. Folglich wurden die Anleger ausgeschlossen, die nur ausgeschlossene Titel handelten.
3. Schließlich wurden für jeden der verbleibenden Titel i die mittleren Tageskurse $K_{i,t} = \frac{1}{3} \cdot (\text{Low}_{i,t} + \text{High}_{i,t} + \text{Close}_{i,t})$ am Stichtag ($t = 0$) und am darauffolgenden Tag ($t = 1$) erfasst und daraus die Renditen $R_i = \frac{K_{i,1} - K_{i,0}}{K_{i,0}}$ berechnet.

Tabelle 3 fasst den so erhaltenen Datensatz zusammen. Wie man sieht, liegen darin im Durchschnitt für jeden Basistitel 4.54 Signale vor, die es nun zu kombinieren gilt. Auffällig sind auch der hohe Prozentsatz von long-Positionen und die durchschnittliche Rendite aller Titel, die signifikant größer als Null ist (t-Test: $p < 0.001$). Beide Beobachtungen haben, wie anzunehmen ist, bedeutende Ursachen und Konsequenzen, auf die wir unten noch genauer eingehen werden.

Anleger		Basistitel		Signale	
Anzahl	120	Anzahl	133	Anzahl	604
Ø profitable Trades (w_i)	68.36%	% nach einem Tag gestiegen	78.20%	% long	84.44%
Ø Zuverlässigkeit (r_i)	36.73%	Ø Rendite nach 1 Tag (R_i)	+0.47%	Ø Anzahl pro Titel	4.54

Tabelle 3: Zusammenfassung des analysierten Datensatzes.

3.3. Ergebnisse und Interpretation

Die im gesammelten Datensatz vorliegenden Signale wurden mit Hilfe der Statistiksoftware R (R Core Team 2016) anhand unserer Methodik miteinander kombiniert. Abbildung 2 zeigt die Ergebnisse dieser Kombination für verschiedene Anleger, die durch $\beta = 0.5$ (andere Werte für β würden die Ergebnisse für unseren Fall höchstens marginal verändern) und variable Werte von α charakterisiert sind, hinsichtlich dreier Kennzahlen: der Anzahl der zustande gekommenen Trades – aus Gründen, die unten noch klarer werden, betrachten wir hier ausschließlich long-Positionen –, dem Anteil davon, der profitabel verläuft, und der entsprechenden durchschnittlichen Rendite.

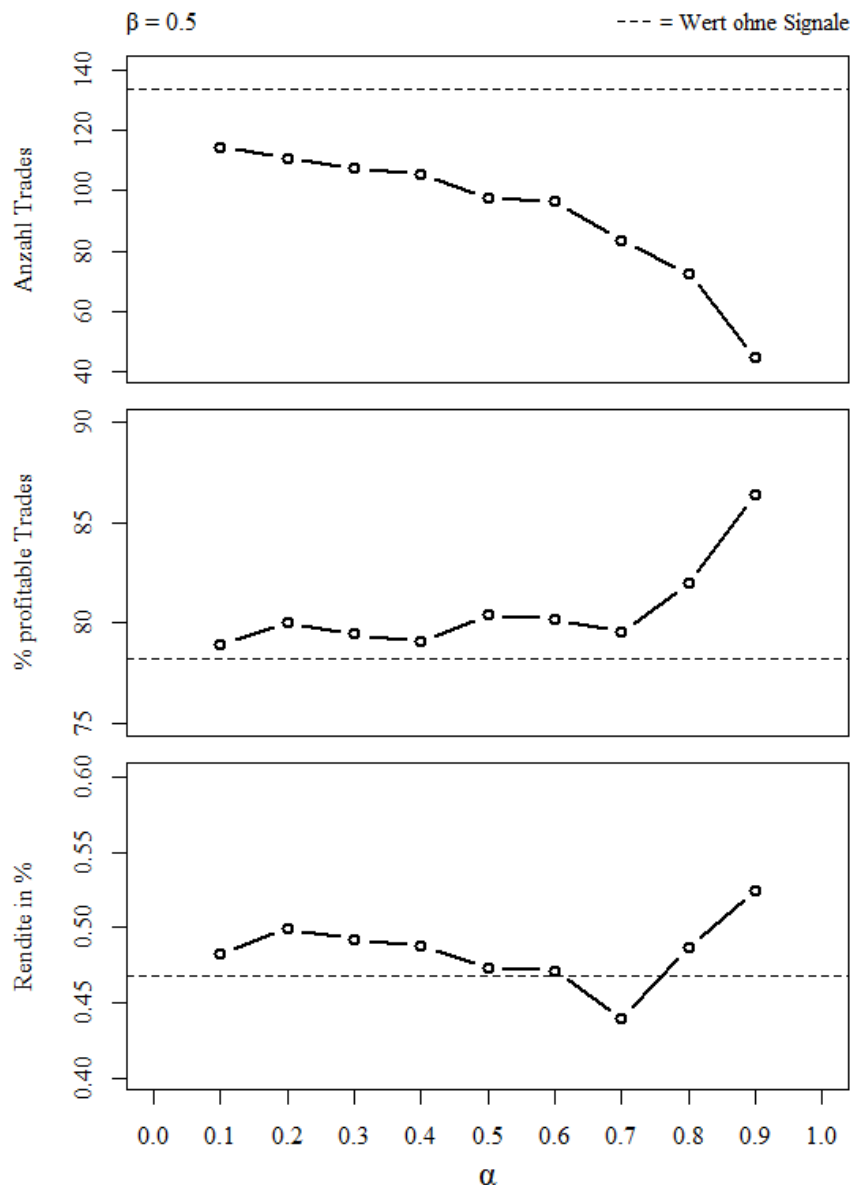


Abbildung 2: Ergebnisse der Kombination der Signale im Datensatz.

Betrachtet man diese Ergebnisse genauer, fallen v.a. drei Dinge auf:

Erstens sinkt die Anzahl der Trades wie erwartet mit steigendem α (also risikoscheuer werdenden Anlegern). Da sich die Zahl der Trades zwischen zwei aufeinanderfolgenden Werten von α meist aber nur geringfügig ändert, sollten kleine Verschlechterungen des Anteils profitabler Trades und der zugehörigen Rendite nicht überbewertet werden, da sie wahrscheinlich zufällig auftreten (etwa dadurch, dass gerade auf einen besonders profitablen weil risikoreichen Trade verzichtet wird).

Zweitens ist zu erkennen, dass die Anteile profitabler Trades für alle Werte von α über dem Anteil der betrachteten Titel liegen, deren Kurs vom Stich- auf den nächsten Tag gestiegen ist (siehe Tabelle 3). Das zeigt, dass die Signale, die die betrachteten Anleger auf eToro liefern bzw. ihre jeweiligen Kombinationen durchaus einen Wert für einen beobachtenden Anleger haben; die Experten wissen also tatsächlich, wovon sie reden. Die o.g. Strategie ist somit nicht prinzipiell von der Hand zu weisen.

Drittens aber entsteht, von der sehr risikoscheuen Wahl von $\alpha \geq 0.8$ einmal abgesehen, nicht der Eindruck, als ob der Anteil profitabler Trades und die zugehörige Rendite grundsätzlich mit zunehmendem α steigen würden. Das ist überraschend – wir hatten ja erwartet, dass, wenn mehr (oder zuverlässigere) Anleger an einen Kursanstieg glauben, dieser sich auch wahrscheinlicher ereignen sollte. Dafür könnten mehrere Ursachen verantwortlich sein, am plausibelsten erscheint jedoch folgende: Wie aus Tabelle 3 ersichtlich ist, waren mehr als vier von fünf der betrachteten Positionen long-Positionen. Es ist unwahrscheinlich, dass dies tatsächlich daran lag, dass die meisten Anleger für die betrachteten Basistitel „zufällig“ gerade zu diesem Zeitpunkt an einen Kursanstieg glaubten. Viel eher ist zu vermuten, dass viele dieser Anleger *grundsätzlich* nur long-Positionen handeln. Das heißt aber, dass sie selbst dann, wenn sie fest von einem Kursverfall überzeugt sind, keine short-Positionen eröffnen werden. Die beobachtbaren Daten sind in diesem Sinne also „verzerrt“ – zeigen sie doch ein zu optimistisches Klima des Marktes. Das spiegelt sich auch darin wider, dass die durchschnittliche Rendite aller betrachteten Titel signifikant positiv ist: Dadurch, dass Anleger, die nur long-Positionen handeln, gerade diese Titel ausgewählt haben, sind diese Titel vorselektiert. Aus diesem Grund ist die o.g. Strategie also mit Vorsicht anzuwenden, zumindest solange keine weiteren Daten vorliegen.

4. Fazit

Anhand der in dieser Arbeit entwickelten Methodik ist es Anlegern ab sofort möglich, verschiedene Handelssignale (egal ob technische, fundamentale oder soziale) willkürfrei miteinander zu kombinieren. Endergebnis dieser Kombination sind zwei Werte, $bel(H\uparrow)$ und $pl(H\uparrow)$, die die *gesamte* dem jeweiligen Anleger zur Verfügung stehende Information sowie die Zuverlässigkeiten der zugehörigen Signale beinhaltet. Entsprechend seiner persönlichen Risikoeinstellung kann er schließlich auf der Grundlage dieser beiden Werte handeln. Weiterhin wurde gezeigt, wie die Zuverlässigkeiten der Signale automatisch, also ebenfalls willkürfrei ermittelt werden können. Das bedeutet auch, dass ein Anleger nun nicht mehr zu entscheiden braucht, *welche* Signale er überhaupt betrachten möchte – schließlich ist jedes zuverlässige davon informationstragend und jedes unzuverlässige wird über die Zeit automatisch immer weniger stark gewichtet. In der Praxis sollte jedoch, wie die Anwendung unserer Methodik auf bei der Copy Trading-Plattform eToro gesammelte Daten zeigt, darauf geachtet werden, dass die aufgenommenen Signale nicht bereits vorselektiert sind, da sonst eine Verzerrung der Ergebnisse (in unserem Fall eine zu optimistische Marktsicht) zu befürchten ist.

Natürlich ist diese Arbeit nur als Grundlagenarbeit zu verstehen, die noch in vielerlei Hinsicht erweitert werden kann und sollte. Insbesondere haben wir uns auf binäre, also diskrete Signale (kaufen oder nicht kaufen/verkaufen) beschränkt, wie sie meistens im Social Trading anzutreffen sind. Andere Signalgeber, etwa technische Indikatoren, liefern teilweise aber auch stetige Signale. Diese können natürlich immer diskretisiert werden, aber die Evidenztheorie, auf der diese Arbeit basiert, kann auch so erweitert werden, dass sie eine direkte Verwendung stetiger Signale erlaubt; das entsprechende Verfahren wäre jedoch deutlich komplexer (für einen Einstieg siehe z.B. Strat 1984).

Literatur

- Carl, J. W. (2001): "Contrasting approaches to combine evidence". In: Hall, D. L. und Llinas, J.: *Handbook of Multisensor Data Fusion: Theory and Practice*, CRC Press, Kapitel 7.
- Dempster, A. P. (1967): "Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping". *The Annals of Mathematical Statistics*, Band 38, Nr. 2, S. 325–339.
- Kahneman, D. und Tversky, A. (1979): „Prospect theory: An analysis of decision under risk“. *Econometrica*, Band 47, Nr. 2, S. 263–291.
- R Core Team (2016): *A Language and Environment for Statistical Computing*. Wien: <http://www.R-project.org>.
- Shafer, G. (1976): *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press.
- Strat, T. (1984): „Continuous belief functions for evidential reasoning“. Tagungsband der 4. National Conference on Artificial Intelligence, AAAI, S. 308–313.

Werbung / Philosophisches

Geldanlagen an der Börse weisen eine große inhärente Schwäche auf: Alle Anleger handeln gegeneinander! Bildlich gesprochen bedeutet das, dass jeder versucht, ein größeres Stück von einem gegebenen Kuchen abzubekommen. Das kann notwendigerweise aber nur dann funktionieren, wenn ein anderer ein kleineres Stück abbekommt. Um langfristig erfolgreich zu sein, müssten Sie also immer systematisch besser sein als Ihre Konkurrenz. Diese handelt aber im Wesentlichen basierend auf den gleichen Informationen und Signalen wie Sie! Wie wollen Sie das also schaffen?

Anstatt viel Zeit und Aufwand (und Geld!) zu investieren, um auch noch das letzte Prozent aus Ihren Informationen herauszuholen, könnten Sie stattdessen (besser) auch ein ganz anderes Ziel verfolgen: Wertschöpfung! Im obigen Bild bedeutet das, den Kuchen als Ganzes größer zu machen. Dadurch wächst automatisch auch Ihr Stück davon – und auch das der anderen Anleger. Somit handeln Sie nicht mehr gegeneinander, sondern miteinander: Wenn einer profitiert, profitieren alle!

Wie lässt sich das aber praktisch umsetzen? Tatsächlich existieren dafür vielfältige Möglichkeiten. Da „Wert“ aber nicht aus dem Nichts heraus entstehen kann, ist eine Möglichkeit besonders attraktiv: Die Investition in Start-ups. Darunter werden neu gegründete Unternehmen verstanden, die auf einer Innovation basieren. Diese Innovation ist es, die wertschöpfend sein kann, sofern man sie nur fördert.

Es gibt mehrere Arten, wie Sie dieses tun können; bspw. könnten Sie als sog. „Business Angel“ auftreten oder sich an einer sog. Crowdfunding-Kampagne beteiligen. Es ist jedoch schwierig, zu entscheiden, in welche Start-ups es sich (am meisten) zu investieren lohnt – statistisch gesehen scheitert nämlich leider ein hoher Anteil davon. Umso wichtiger ist es also, sich vorher genau über das Start-up, insb. die damit verbundene Innovation und das Gründerteam zu informieren.

Sie ahnen schon, was nun kommt: Ich selbst möchte aktiv zu dieser Wertschöpfung beitragen und noch im Jahr 2017 ein Start-up gründen. Worum es dabei genau gehen soll, möchte ich vor der Gründung noch nicht bekanntgeben; erwarten Sie Spannendes!

Gerne würde ich Sie dafür als potentiellen Investor gewinnen. In welcher Form dies geschehen kann, steht momentan noch nicht fest, ebenso wenig wie das „Wann“ dieser Finanzierungsrunde. Gerne informiere ich Sie aber, sobald etwas Neues dazu gibt Tragen Sie sich dazu doch einfach in meinen „Newsletter“ ein: <http://vtad.patrick-winter.de>. Alternativ können Sie mich auch gerne direkt persönlich unter meiner o.a. E-Mail-Adresse kontaktieren.

Dr. Patrick Winter