

Der Finanzmarkt in den Händen von Social Media

Kann durch die Entwicklung neuer Analyse-Tools für Social Media der Finanzmarkt destabilisiert werden?

Die Vorhersage des Aktienmarktes liegt sowohl im Interesse der Forschung als auch der Industrie. Durch gute Kursprognosen ist es möglich, finanzielle Investitionen gewinnbringend durchzuführen. Sie würden den Markt übersichtlicher machen und das Risiko in einer Krise viel Vermögen zu verlieren minimieren. Andererseits könnte eine gute Kursprognose den gesamten Markt destabilisieren, wenn diese der Öffentlichkeit vorenthalten ist und nur als Insiderwissen vorliegt. Da nur einige Börsenteilnehmer über die Prognose informiert wären, würde es auf der einen Seite die „Gewinner“ geben, die sich mit dem Aktienhandel zunehmend bereichern und auf der anderen Seite die viel größere Anzahl an „Verlierern“, die mit dem Kauf und Verkauf der Aktien im Schnitt Verlust machen. Diese Mitstreiter würden dann schließlich nicht mehr am Marktgeschehen teilnehmen, weil es für sie weniger attraktiv geworden ist. Die Börse würde starke Wandlungsprozesse durchlaufen und der Einfluss auf die globale Wirtschaft wäre unvorhersehbar.

Die erste große Warenbörse entstand um ca. 1460 in den Antwerpen – einer Hafenstadt in Belgien [1]. Zu dieser Zeit existierten noch keine umfangreichen theoretischen Betrachtungen des Börsenmarktes, sodass er den Praktikern vorbehalten war. Erst um die 500 Jahre später wurde der erste ausführliche Ratgeber von Don Joseph de la Vega veröffentlicht [1]. Er trägt den Namen „Die Verwirrung der Verwirrungen“. In diesem Werk wird nach Lösungsansätzen gesucht, um die zum großen Teil irrational wirkenden Kursschwankungen zu erklären. Dabei wird darauf eingegangen, dass bestimmte Verhaltensweisen der Marktteilnehmer tatsächlich einen irrationalen von Emotionen gesteuerten Charakter aufweisen. Heutzutage bedient man sich sehr komplexer Werkzeuge zur Prognostizierung von Aktienkursen. Die populärsten sind die Fundamentalanalyse [3] und die Chartanalyse [4]. In die

Fundamentalanalyse fließen sämtliche betriebswirtschaftliche Daten eines Unternehmens und seines Umfeldes ein. Daraus errechnet sich das Kursziel d.h. der prognostizierte Börsenkurs. Die Chartanalyse, besteht aus einer Zusammensetzung mehrerer Techniken. Im Wesentlichen kann man sie jedoch als eine Zeitreihenanalyse [5] verstehen. Aus einer zeitabhängigen Folge der täglichen Kursschwankungen werden zukünftige Kursverläufe prognostiziert. Meistens werden Mischformen beider Methoden verwendet, um möglichst viele Faktoren berücksichtigen zu können. Diese Werkzeuge sind jedoch sehr umstritten und daher kritisch zu betrachten. Der größte Kritikpunkt dürfte sein, dass sämtliche Börsenkurse im erheblichen Maß durch Nachrichtenmeldungen beeinflusst werden und daher Informationen mit einfließen, die zur Zeit der Prognose noch gar nicht vorliegen. Zum Beispiel haben die Terroranschläge am 11. September 2001 weltweit für Kurseinbrüche gesorgt. Solche oder ähnliche Faktoren können unmöglich in den bereits vorgestellten Konzepten berücksichtigt werden.

Einen neuen möglichen Ansatz stellt ein US Forschungsteam der „Indiana University“ in einem Paper [6] vor. Das Team beschäftigt sich mit der Fragestellung, ob die durchschnittliche Stimmungslage (mood states) einer Menschengruppe einen Einfluss auf ihre kollektive Entscheidungsfindung hat. Weiterhin wird untersucht, ob die mood states auch in Abhängigkeit zu wirtschaftlichen Faktoren wie zum Beispiel den Aktienkursen stehen. Bei der Beantwortung dieser Fragestellungen stützen sie sich auf das Fundament der Verhaltensökonomik. Es ist nämlich nachweislich belegt, dass Emotionen die Entscheidungsfindung von individuellen Personen steuern. Im Speziellen wurde gezeigt, dass sogar finanzielle Entscheidungen signifikant durch Emotionen geleitet sind. Bei der Untersuchung, ob dies auch für große Menschengruppen gilt, werden aus Twitter errechnete Stimmungslagen mit dem Aktienindex Dow Jones Industrial Average (DJIA) [2] verglichen. Der DJIA ist ein preisgewichteter Index, der aus den 30 größten US-Unternehmen zusammengesetzt ist. Die Auswahl dieser Unternehmen obliegt der Tageszeitung „Wall Street Journal“. Der Kurswert wird durch das Arithmetische Mittel aller Indexmitglieder berechnet. Da der Herausgeber eine Zeitung ist, wird dem DJIA häufig eine zweifelhafte Aussagekraft unterstellt. Trotzdem scheint der DJIA weltweit großen Einfluss auf das Börsengeschehen zu haben. Sollten Korrelationen zwischen DJIA und den mood states nachgewiesen werden können, würde dies als emotionsgesteuerte kollektive Entscheidung

gesehen werden. Das würde die von dem Team beschriebene Hypothese bestätigen.

Um den Versuch durchzuführen werden im Zeitraum zwischen dem 28. Februar 2008 und dem 19. Dezember 2008 fast 10 Millionen Tweets mitgeschrieben. Diese Menge ist erforderlich, weil nur ein geringer prozentualer Anteil brauchbaren Inhalt enthält. Die Tweets wurden von 2,7 Millionen verschiedenen Benutzern verfasst, womit sichergestellt ist, dass die breite Masse betrachtet wird und die Analyse sich nicht nur auf wenige beschränkt. Zusätzlich werden die maximal 140 Zeichen langen Nachrichten mit einer eindeutigen ID und dem Datum der Erstellung versehen. Nun müssen unbrauchbare Informationen und sogar ganze Nachrichten aussortiert werden. Alle Nachrichten, die Internetadressen enthalten, werden verworfen. Es soll sichergestellt werden, dass sich die Nachricht auf kein sachliches Thema bezieht. Sämtliche Stopwörter [7] (Wörter, die keinen großen Informationsgehalt enthalten) und die in den Nachrichten benutzte Zeichensetzung werden entfernt. Dadurch gestaltet sich die Analyse der Tweets leichter und wird in ihrem Resultat sehr viel aussagekräftiger. Aus der immer noch sehr großen Nachrichtenmenge werden nun nur jene ausgewählt, die mit hoher Wahrscheinlichkeit Aussagen über den Verfasser enthalten. Dies wird mit einem einfachen String-Matching-Algorithmus realisiert, der Suchmuster wie „ich fühle mich“, „ich denke“ und „ich glaube“ erkennt. Alle anderen Nachrichten werden verworfen und die übrig gebliebene Datenmenge wird nach Tagen gruppiert. Durch dieses Verfahren ist die somit generierte Nachrichtenmenge sehr personenbezogen. Damit sollte es möglich sein eine tagesabhängige Folge von mood states zu extrahieren. Um dies zu realisieren werden zwei von dem Team erstellte Tools benutzt - der OpinionFinder (OF) und der Google-Profile of Mood States (GPOMS). Der OF gibt nach einer Analyse einen eindimensionalen Wert zurück, der mit negativem Vorzeichen einen negativen und mit positivem Vorzeichen einen positiven mood state beschreibt. Der GPOMS hingegen gibt bei Eingabe von Daten gleich 6 verschiedene Dimensionen zurück. Sie werden mit „Gelassenheit“ („Calm“), „Wachsamkeit“ („Alert“), „Vertrauen“ („Sure“), „Vitalität“ („Vital“), „Freundlichkeit“ („Kind“) und „Freude“ („Happy“) bezeichnet. Jede Gruppierung der Datenmenge wird den beiden Programmen als Input gegeben. Die Ergebnisse sind sieben tagesabhängige Folgen von mood states ($X_{n,t}$ für $n = 1 \dots 7$). Um die mood

state-Folgen auf ihre Brauchbarkeit zur Beschreibung von globalen Stimmungslagen zu überprüfen, müssen zuerst alle Folgen normalisiert werden.

$$(1) \quad Z_{X_t} = \frac{X_t - \bar{x}(X_{t\pm k})}{\sigma(X_{t\pm k})}$$

Hierbei ist $\bar{x}(X_{t\pm k})$ das arithmetische Mittel und $\sigma(X_{t\pm k})$ die Standardabweichung im Intervall $[t-k, t+k]$ [6]. Da die Folgen normalisiert sind,

lassen sie sich in einem Diagramm (Abbildung 1) miteinander vergleichen. Es wird untersucht, ob die Folgen bei besonders emotional gewichteten Ereignissen wie etwa Weihnachten oder der Präsidentschaftswahl einen sichtbaren Ausschlag geben. Als Ergebnis können Wachsamkeit (alert) und Freundlichkeit (kind) für die weitere Betrachtung

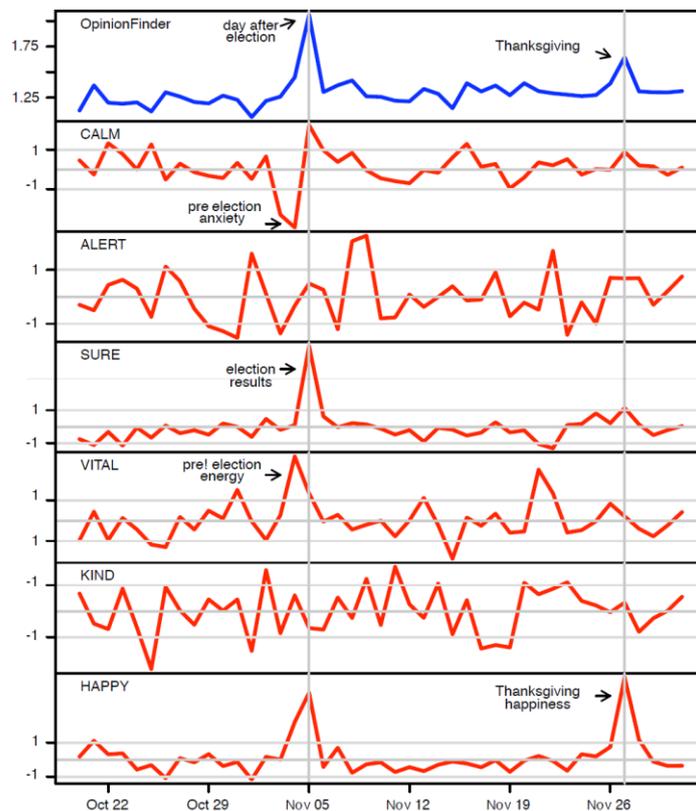


Abbildung 1 [6]

unberücksichtigt gelassen werden, da sie keinerlei Korrelation zu diesen Events aufweisen. Nun ist gezeigt, dass der OP, sowie 4 Dimensionen des GPOMS möglicher Weise mood states repräsentieren können. Jetzt ist es an der Zeit zu fragen, ob denn für diese mood state Dimensionen eine Abhängigkeit zu wirtschaftlichen Faktoren wie zum Beispiel dem DJIA gefunden werden kann. Dazu schreibt das Team im gleichen Zeitraum vom Februar 2008 bis zum 19.

Dezember 2008 die täglichen Schlusskurswerte des DJIA mit. Sie benutzen die Methode der Granger-Kausalität um die Aussagekraft der mood states für den DJIA zu bewerten. Es wird also überprüft, ob vergangene Kursschwankungen ausreichend Informationen beinhalten, um zukünftige Kurswerte vorherzusagen und ob diese Prognose durch Hinzunahme der mood states des OF und des GPOMS an Genauigkeit gewinnt. Als Ergebnis dieser Analyse ist die Dimension „Gelassenheit“ (calm) des GPOMS bei weitem der größte Verstärkungsfaktor. Da die Granger-Kausalität jedoch ein lineares Modell ist und die Abhängigkeit zwischen DJIA und den mood states zu großer Wahrscheinlichkeit nicht linear verläuft, versucht sich das Team mit einer anderen Vorgehensweise zu behelfen. Sie erstellen ein Self-organizing Fuzzy Neural Network (SOFNN), welches aus fünf Schichten besteht. Es bekommt als Eingabe die mood states in einer bestimmten Kombination und den Kursverlauf des DJIA der letzten 3 Tage. Wie die Anwendung der Granger-Kausalität nämlich gezeigt hat, sind es nur die Informationen der letzten 3 Tage, die die Kursschwankungen erheblich beeinträchtigen. Es werden sieben verschiedene mood state-Kombinationen für den GPOMS betrachtet. Da die Dimension „Gelassenheit“ unter Nutzung der Granger-Kausalität gute Ergebnisse erzielt, wird sie jeweils mit allen anderen Dimensionen kombiniert in das Netzwerk eingelesen. Es ist schließlich noch nicht bekannt, ob die Hinzunahme von den anderen Dimensionen sich in einer positiven Wirkung auf das Gesamtergebnis auswirkt. Bis jetzt wurde nur gezeigt, dass diese Dimensionen einzeln betrachtet schlechtere Ergebnisse liefern als „Gelassenheit“. Zusätzlich wird die alleinige Eingabe der „Gelassenheit“-Dimension und das Weglassen jeglicher Dimensionen ausgewertet, um einen breit gefächerten Überblick und eine starke Aussagekraft des Experiments zu erhalten. Um das neuronale Netzwerk zu konfigurieren, wird es mit den Daten im Zeitraum vom 28. Februar 2008 bis zum 28. November 2008 trainiert. Die Testphase läuft vom 1. Dezember 2008 bis zum 19. Dezember 2008 und liefert ein sehr gutes Ergebnis. Nach Angaben des Forschungsteams liegt bei diesem Experiment die Genauigkeit der Vorhersage von Kursschwankungen des Dow Jones Industrial Average bei 87,6 %. Damit haben sie gezeigt, dass die Analyse von Social Media-Inhalten als Indikator für wirtschaftliche Faktoren genutzt werden kann. Das Team selbst hütet sich davor das veröffentlichte Paper als wissenschaftlich zu bezeichnen und räumen ein, dass das von ihnen entwickelte Analyseverfahren ausbaufähig sei. Sie appellieren daran, mehr Forschung in die Synthese von mood states aus Social Media zu betreiben. Mit dem Ergebnis, das sie erzielt haben, haben sie jedoch Pionierarbeit geleistet.

Zur abschließenden Betrachtung der Arbeitshypothese muss nun überprüft werden, ob die Auswertung der Forschungsergebnisse einem Marktteilnehmer zum nahezu verlustfreien Geschäft verhelfen kann. Da das vorgestellte Verfahren nicht allgemeingültig anwendbar ist, wird es auch keine herkömmlichen Methoden wie die Chartanalyse oder die Fundamentalanalyse ablösen können. Da jedoch die Funktionsfähigkeit des Prinzips bewiesen wurde, liegt es nahe, dass sich mit wachsendem Grundlagenwissen diese Form der Analyse sehr gut etablieren wird. Es kommt natürlich am Börsenmarkt immer wieder zu extremen Abstürzen, die durch negative Eilmeldungen verursacht werden. Die Verbreitung von Social Media ist jedoch schneller und stabiler als herkömmliche Nachrichtenübertragungen und Kommunikationssysteme. Zum Beispiel bestätigt ein anderes Forschungsprojekt [9], dass Social Media in der Lage ist herkömmliche Erdbebensensoren zu ersetzen und auch andere „weltbewegenden“ Ereignisse fast im Moment des Auftretens erkennen zu können. Somit liegen dieser Analyse früher marktverändernde Informationen vor als bei anderen Prognosen. Und beim Wertpapierhandel zählt nun einmal jede Sekunde.

Falls die Grundlagenforschung zu besseren Ergebnissen kommt, so wird sich die Industrie verständlicher Weise um solche Techniken reißen. In erster Linie würden Unternehmen wie Google, Twitter und Facebook Vorteile aus der Forschung ziehen. Sie können am besten das Benutzerverhalten überwachen und daraus sehr genaue mood states oder Ähnliches berechnen. Damit wäre ihnen die Möglichkeit gegeben die Kursschwankungen ausreichend korrekt vorherzusagen, sodass sie sich mit ihrem Gewinn beim Handel deutlich von allen anderen Marktteilnehmern abheben könnten. Es könnte zur bereits am Anfang erwähnten „Börsen-Apokalypse“ kommen...

Quellenverzeichnis

[1]

<http://www.muellerscience.com/WIRTSCHAFT/Geschichte/Boersengeschichte.htm>

[2] http://de.wikipedia.org/wiki/Dow_Jones_Industrial_Average

[3] <http://de.wikipedia.org/wiki/Fundamentalanalyse>

[4] <http://de.wikipedia.org/wiki/Chartanalyse>

[5] <http://de.wikipedia.org/wiki/Zeitreihenanalyse>

[6] <http://www.sfbayacm.org/wp/wp-content/uploads/2010/11/TwitterPredictStockMarket.pdf>

[7] <http://de.wikipedia.org/wiki/Stopwort>

[8]

http://de.wikipedia.org/wiki/Kausalit%C3%A4t#.C3.96konometrie_.28Granger.29

[9] <http://ymatsuo.com/papers/www2010.pdf>